

Segmentação de corpos d'água em imagens multiespectrais e temporais usando watershed com marcadores automaticamente definidos

Airton Marco Polidório ¹
Antonio Maria Garcia Tommaselli ²
Nilton Nobuhiro Imai ²
Maria de Lourdes Bueno Trindade Galo ²

¹ Universidade Estadual de Maringá - UEM
Avenida Colombo, 5790 – 87020-900 - Maringá - PR, Brasil
ampolido@din.uem.br

² Universidade Estadual Paulista – UNESP
Caixa Postal 467 – 19060-900 – Presidente Prudente - SP, Brasil
{nnimai, tomaseli, mlourdes}@prudente.unesp.br

Abstract. This work proposes an automatic technique to be applied to water body segmentation in images acquired with low spectral resolution sensor as the newest digital photogrammetric cameras (DMC, HRSC-AX and ADS40) and satellite systems like CBERS and IKONOS, which have only four spectral bands, in the visible spectrum. To achieve that, two indices are used: NDVI - Normalized Difference Vegetation Index - and the new proposed index to enhance water bodies, NDWI - Normalized Difference Water Index. Those two indices and the multiespectral images are treated by morphological filters and operators to determine, automatically, internal and external markers to water bodies. These markers are used to apply the morphologic segmentation technique watershed. Those operators are also used for an additional enhancement of water bodies, facilitating their segmentation. The temporal images are used to correct segmentation flaws caused, mainly, by clouds occlusion and by degradation of the radiometric response caused by shadows, low illumination and weather conditions.

Palavras-chave: Remote Sensing, Image Processing, Mathematical Morphology, feature extraction, Sensoriamento Remoto, Processamento de Imagens, Morfologia Matemática, extração de feições.

1. Introdução

Os problemas de extração automática de feições ocupam um lugar emergente nas áreas de Fotogrametria, Sensoriamento Remoto e Visão Computacional. As necessidades cada vez maiores de mapeamentos, cadastros, monitoramento e controle da superfície terrestre, além da elevada precisão exigida nos resultados finais, provocam a necessidade de métodos mais eficientes e automáticos.

Em particular, a necessidade de preservação e uso racional dos recursos hídricos conduz pesquisadores e técnicos à elaboração e execução de projetos e planos de monitoramento periódico desse recurso essencial à vida. Muitos procedimentos de medições, análises e inspeção são feitos *in loco*, exigindo o deslocamento de pessoal e equipamentos, tornando o processo moroso e com significativo custo financeiro associado.

Com a finalidade de reduzir custos operacionais e tornar o monitoramento e o estudo dos recursos hídricos mais eficaz, pesquisadores buscam soluções baseadas em equipamentos e técnicas de Sensoriamento Remoto em apoio ao trabalho de investigação dos corpos d'água. Técnicas e metodologias são criadas para mensurar, classificar e relacionar eventos.

É comum o uso de imagens da superfície da terra, adquiridas em várias bandas do espectro eletromagnético, para mapear e delinear feições mas, é necessário também, extrair medidas qualitativas dessas feições. Para corpos d'água pode-se: verificar a qualidade física da água; mensurar a turgidez e a concentração de sedimentos em suspensão; detectar e classificar plantas aquáticas; estimar a profundidade de lagos, rios e canais. Isso tudo é possível usando apenas os valores da reflectância da água em várias bandas do espectro

eletromagnético. Kumar et al. (1997) utilizaram imagens da banda 4 (770–860nm) do sensor LISS-2, transportado pelo satélite indiano IRS-P2, para mensurar a profundidade de rios, lagos e canais, para confeccionar cartas de navegação confiáveis e atualizadas. 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).

Essas tarefas são complexas, e nem todas possuem soluções automáticas satisfatórias, exigindo acompanhamento especializado para analisar e interpretar os resultados. Algumas, até poderiam ter uma solução completamente automática, se fosse possível uma aproximação para a origem dos dados. Esta é a função da segmentação automática de feições (indicar os dados que devem ser usados nos processamentos).

Sensores que dispõem de várias bandas para cobrir uma ampla faixa do espectro eletromagnético, i. e., com alta resolução espectral, e com alta resolução radiométrica, como os 11bits do IKONOS, pode tornar mais fácil o trabalho de segmentação de corpos d'água, usando índices que exploram a variação da resposta radiométrica dos diversos alvos dispostos na superfície da terra. É o caso do índice *Water Index* (WI) dado pela razão simples entre as reflectâncias (ρ) das bandas espectrais correspondentes a 900 e 970nm, (Peñuelas et al., 1997), e a diferença normalizada 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. Polidorio et al. (2004), fizeram um levantamento bibliográfico de 17 índices, classificados de forma geral como índices de vegetação, além de propor o NDWI – *Normalized Difference Water Index* – que explora a baixa resolução espectral de alguns sensores, (geralmente as 4 primeiras bandas do espectro eletromagnético: azul (B), verde (G), vermelho (R), infravermelho-próximo (NIR)), para realçar corpos d'água.

O objetivo principal deste trabalho é segmentar corpos d'água, utilizando imagens adquiridas por sensores de baixa resolução espectral nas bandas G, R e NIR, permitindo a obtenção do NDVI (Jensen, 2000) e o NDWI (Polidorio et al., 2004).

O método é dividido em três partes: (1) detecção dos marcadores internos e externos e realce adicional dos corpos d'água, além daquele obtido pelo NDWI; (2) segmentação dos corpos d'água e; (3) complementação do resultado usando imagens temporais.

Para detectar os marcadores internos, os operadores da Morfologia Matemática: dilatação, abertura e fechamento, (Serra, 1982), são usados numa seqüência apropriada sobre a imagem NIR e sobre as imagens geradas pela aplicação do NDVI e NDWI, para obter uma imagem adequada que permita detectá-los com confiabilidade.

Os marcadores externos são os mais simples de detectar. Eles são obtidos com a simples aplicação de valores de limiar sobre o NDVI e NDWI. Entretanto, esses valores de limiar são determinados para proporcionar um alto grau de confiabilidade na marcação de feições que não são corpos d'água

As imagens NIR e NDWI destacam a baixa radiância dos corpos d'água. Entretanto, este realce não é suficiente para garantir a segmentação dos mesmos. Além disso, sempre existe a possibilidade da atuação de sombras e oclusões parciais causadas por nuvens e vegetação. Assim, novamente, operadores da Morfologia Matemática são utilizados para dar um ganho de realce extra, além de conseguir, em certos casos, recuperar pequenas descontinuidades no delineamento de corpos d'água.

De posse dos marcadores, internos e externos, e da imagem realçada, os corpos d'água são segmentados usando o operador *watershed* com marcadores para delimitar duas regiões: a de interesse (corpos d'água) e a de artefatos que se deseja descartar.

Devido aos problemas radiométricos, causados por condições climáticas não ideais, oclusões e sombras projetadas por nuvens sobre o alvo de interesse, pode haver desconexão na segmentação ou perda no delineamento da forma dos corpos d'água. Essas falhas podem ser corrigidas com o uso de imagens temporais.

2. NDVI e NDWI

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, a partir de 1500nm, as distinções entre solos e vegetação são mais acentuadas, enquanto para a água é praticamente zero (Figura 1).

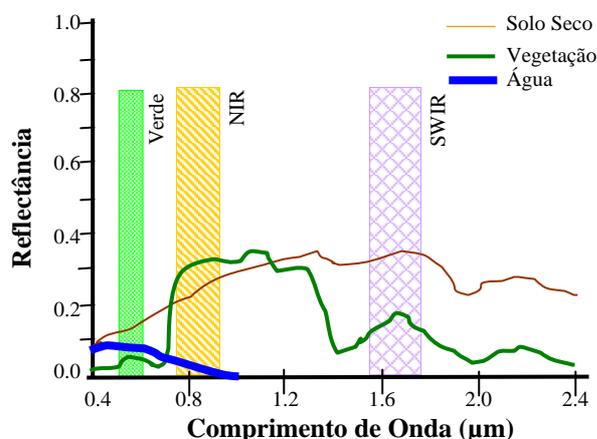


Figura 1. Comportamento espectral do solo seco, da vegetação e da água.

A maior parcela da energia luminosa que incide sobre corpos d'água é transmitida, absorvida e dispersada, sendo uma parcela bem menor refletida. O espectro da radiação refletida pela água ocupa a faixa entre 400-900nm. Entretanto, corpos d'água contendo sedimentos de solo em suspensão têm uma resposta espectral mais elevada. 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 (Chuvienco, 1990).

Este trabalho tem interesse em dois índices discriminantes: o NDVI e o NDWI. O NDVI estabelece um índice discriminante para vegetação usando imagens das bandas espectrais R e NIR. A vegetação absorve uma elevada parcela da luz vermelha incidente, provocando uma baixa reflectância na faixa espectral correspondente ao vermelho. Em contrapartida, ela reflete uma grande parcela da energia relativa ao infravermelho (Figura 1). O cálculo do NDVI está baseado nesse grande salto de reflectância entre R e NIR (Equação 1).

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

$$NDWI = \frac{G - 4NIR}{G + 4NIR} \quad (2)$$

A Equação 1 é aplicada entre imagens adquiridas nas bandas R e NIR e é diretamente computada para cada par de pixel dessas duas imagens e produz valores pertencentes ao intervalo [-1, 1]. Quanto mais próximo de 1 maior é a certeza de estar se tratando de um pixel de vegetação.

O NDWI estabelece um índice discriminante para corpos d'água. O seu cálculo é similar ao do NDVI, mas utiliza imagens das bandas NIR e G. Entretanto, é adotada uma estratégia

diferente no seu cálculo: o ganho da banda NIR – por não haver um salto elevado de valores reflectância entre as bandas G e NIR – ver Figura 1. A Equação 2 explora a impossibilidade de associar corpos d’água com altos valores de brilho usando o peso 4 na banda NIR (ganho). Para corpos d’água, os valores NIR são aproximadamente zero então, $G \pm 4NIR \cong G$. Assim, no melhor caso, o NDWI produz o valor 1 para corpos d’água e próximo de -1 para as demais feições. Na prática, devido aos baixos valores de brilho registrados na imagem NIR, o valor NDWI oscila em torno de zero para corpos d’água e -1 para outras feições.

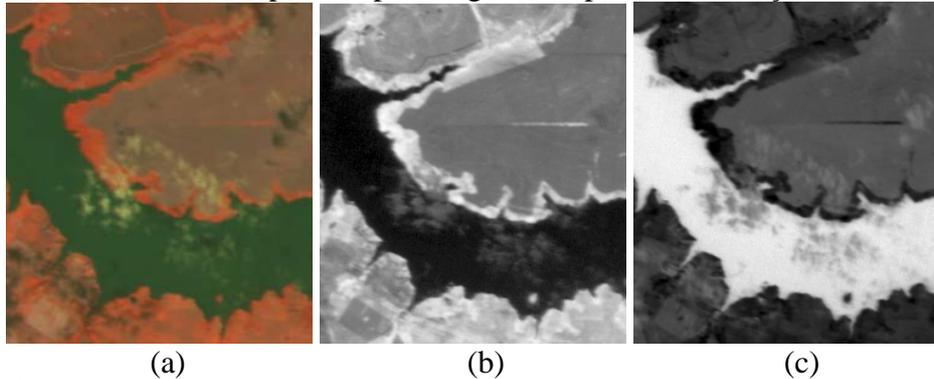


Figura 2. Índices de discriminação para vegetação e para corpos d’água. (a) CBERS2 – imagem original CIR (RGB–4,2,3). (b) NDVI. (c) NDWI.

O NDVI e o NDWI produzem valores no intervalo $[-1, 1]$. Dentro do contexto deste trabalho é necessário tratar esses índices como imagens com 256 níveis de tons de cinza. A Equação 3 faz a re-amostragem desses valores de índices para imagens em tons de cinza. A Figura 2 mostra o resultado dessa operação, onde pode ser observada a qualidade da discriminação de áreas cobertas por vegetação e corpos d’água produzidos pelo cômputo desses dois índices. Para efeito de simplificação, a partir de agora, referências ao NDVI e ao NDWI devem ser entendidas como $f(NDVI)$ e $f(NDWI)$, que são as respectivas imagens re-amostradas com 256 níveis de tons de cinza desses dois índices.

$$f(X) = 255 \frac{X - \min(X)}{\max(X) - \min(X)} \quad (3)$$

onde: X é uma matriz de reais e $f(X)$ é uma matriz de inteiros com valores entre $[0, 255]$.

3. Morfologia Matemática Cinza

Operadores Básicos da Morfologia Matemática (Serra, 1982). Sejam as seguintes definições: (1) $f, g \in Fun[E, K]$, imagens em tons de cinza onde, E é o reticulado da imagem e K são valores inteiros positivos (níveis de cinza); (2) $k = \mathbf{max}(K)$, o máximo tom de cinza possível para as imagens f e g ; (3) $B \subset E$, B é o elemento estruturante, subconjunto do conjunto retangular finito de pontos E ; e; (4) $\forall x \in E$, x representa cada ponto de E (reticulado da imagem). As Equações 4 até 8 definem os operadores elementares da Morfologia Matemática: adição (\oplus), subtração (e), negação (ν), dilatação (δ) e erosão (ε). As Equações 9 e 10 definem os filtros morfológicos abertura (γ) e fechamento (ϕ).

$$\begin{aligned} (f \oplus g)(x) &= \mathbf{min}(f(x) + g(x), k) & (4) & \quad \varepsilon_B(f)(x) = \mathbf{min}_{y \in B_x} (f(x+y)) & (8) \\ (f e g)(x) &= \begin{cases} f(x) - g(x), & \text{se } g(x) < f(x) \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} & (5) & \quad \gamma_B(f)(x) = \delta_B(\varepsilon_B(f(x))) & (9) \\ \nu(f(x)) &= k - f(x) & (6) & \quad \phi_B(f)(x) = \varepsilon_B(\delta_B(f(x))) & (10) \\ \delta_B(f)(x) &= \mathbf{max}_{y \in B_x} (f(x-y)) & (7) & \end{aligned}$$

A erosão escurece a imagem, conecta vales próximos, reduz a altura dos picos, elimina

picos menores que o elemento estruturante e aumenta a distância entre picos próximos. A dilatação clareia a imagem, conecta picos próximos, aumenta a altura dos vales, elimina vales menores que o elemento estruturante e aumenta a distância entre vales.

A abertura separa picos próximos, diminui a altura dos picos, elimina picos menores que o elemento estruturante, conserva vales afastados e conecta vales próximos. O fechamento separa vales próximos, aumenta a altura dos vales, elimina vales menores que o elemento estruturante e conecta picos próximos.

A aplicação desses operadores e filtros tem como objetivo tornar a imagem resultante mais simples que a original, (com menos detalhes), sem que haja perda significativa na definição dos objetos, principalmente, as bordas. A Seção 4 dá uma breve explicação sobre picos e vales em uma imagem.

4. Watershed – Segmentação por Linhas de Partição de Águas

Geralmente, a segmentação de regiões distintas de uma imagem segue duas abordagens: ou por contorno, ou por região como: divisão e fusão (*split and merge*) e crescimento de regiões (*region growing*). Propõe-se, neste trabalho, uma forma alternativa de segmentação que é capaz de considerar tanto a região como o contorno, chamada *watershed*, ou linha de partição de águas (d’Ornellas, 2001; Vincent e Soille, 1991; Lotufo e Falcão, 2000).

A base para aplicar essa técnica consiste em associar cada região às suas características de contorno (gradiente, esqueleto, distância geodésica, etc.) e obter dessas regiões primitivas básicas, como: a topografia e os mínimos regionais, as quais permitem determinar regiões chamadas bacias de retenção. Uma bacia é delimitada de outra pelo contorno de sua região (que pode ser obtido pelo gradiente).

Para melhor compreensão, se faz a seguinte analogia de uma imagem com uma superfície topográfica. A localização de cada pixel (linha e coluna) indica a coordenada planimétrica e seu valor de nível de cinza indica a altitude. A união de todos os pixels que compõem uma imagem, sob esse ponto de vista, formam uma superfície composta por picos e vales de diversas altitudes. Suponha que, no ponto de altitude mínimo de cada vale, seja feito um pequeno furo e que toda essa superfície seja colocada sobre um corpo d’água. À medida que esta superfície afunda, com a água que entra pelos furos das bacias mais profundas, os respectivos vales são gradativamente inundados. Com o progresso da inundação, os vales que têm os menores picos começaram a transbordar para os vales vizinhos. Quando isto começar a ocorrer, deve ser levantado um muro de contenção entre os vales que vão ser inundados e o vale que está transbordando. O processo de inundação continua até que toda a superfície esteja totalmente sob a água. Quando isso ocorrer, haverá um muro cercado cada vale, delimitando assim, as respectivas bacias de retenção. A união de todos os muros que foram construídos, para evitar o transbordamento das águas, são chamados de linhas de partição de águas (*watershed*).

O operador *watershed* é uma ferramenta poderosa para detectar contornos de objetos. A idéia é considerar o objeto a ser segmentado como sendo uma bacia de retenção. As linhas de partição de águas resultante definem o contorno do objeto. Ele não é aplicado diretamente sobre a imagem original mas sobre o gradiente morfológico da mesma (Facon, 1996) pois realça as bordas. Um grande problema, no entanto, é que o operador gradiente é muito sensível a ruídos e, ao aplicar o watershed, um número excessivo de linhas de partição de águas pode ser gerado determinando uma supersegmentação de objetos.

Beucher-Meyer (1990) estabeleceram um paradigma na aplicação do operador watershed. Se f é a imagem original, o primeiro passo, para aplicar esse paradigma, é realçar as bordas de todos os objetos de f – aplicando um operador gradiente, (morfológico, Sobel, etc.), gerando a imagem g . O segundo passo consiste em construir uma outra imagem m que contenha

marcadores internos e externos em relação ao objeto desejado. Por fim, o operador watershed é aplicado sobre g usando os marcadores m para extrair as bordas desse objeto. O problema dessa técnica é o paradoxo da detecção com marcação. Se for desejado detectar um objeto, emaranhado entre outros, basta colocar marcas sobre (internas) e em torno (externas) desse objeto. Mas, como fazer isso se você não sabe onde o objeto está? O problema para encontrar os marcadores pode ser tão complexo quanto detectar o próprio objeto.

5. Método para Segmentação Automática de Corpos d'Água

O método é dividido em três partes: (1) detecção dos marcadores internos e externos e realce adicional dos corpos d'água; (2) segmentação dos corpos d'água e; (3) uso de imagens temporais para complementar o resultados. O método será mostrado detalhadamente usando as imagens CIR – 423, NDVI e NDWI (Figuras 2a, 2b e 2c).

Marcadores Externos (M_E). O conjunto dos elementos M_E , é dado pela Equação 11. Esta equação visa obter o máximo de dados irrelevante, (M_E), aos quais são atribuídos o valor 1. O valor 0 indica uma remota possibilidade de ser um corpo d'água. Os elementos de M_E são obtidos através das operações de limiarização nas imagens NDVI, NDWI e na $TopHat(NIR)$. Os valores de limiar usados foram, propositadamente, escolhidos para apresentarem resultados ruins, evitando assim a marcação de partes de corpos d'água como externos. Somente vegetação vistosa produzirá valores NDVI superior a 80% do seu valor máximo. O mesmo ocorre com o NDWI, só que com valores 15% do seu máximo (Figura 3d). O operador $TopHat$ por abertura sobre a inversa da NIR ($\nu(NIR)$ – Figura 3a), usou como elemento estruturante (B) um disco de diâmetro de 5 pixels. Este operador conserva e intensifica todos os objetos claros na imagem, enquanto escurece mais ainda aqueles que já são escuros (Figura 3b). O resultado produzido é, sistematicamente, de excelente qualidade.

$$M_E = \begin{cases} 1, & \text{se } (TopHat(NIR) < 0.25 \max(TopHat(NIR))) \text{ ou} \\ 1, & \text{se } (NDVI > 0.80 \max(NDVI)) \text{ ou} \\ 1, & \text{se } (NDWI < 0.15 \max(NDWI)) \text{ ou} \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (11)$$

Marcadores Internos (M_I). Os M_I são mais difíceis de serem obtidos, pois exigem um grau de confiabilidade bem maior que os M_E . Esta certeza é dada pela Equação 12. Como o NDWI realça os corpos d'água em tons claros e as outras feições ficam mais escuras, o fechamento da imagem NDWI elimina áreas escuras menores que o elemento estruturante e escurece as maiores, enquanto as áreas claras ficam mais claras (Figura 4a). Aproveitando que os corpos d'água são escuros na imagem NIR, ao subtrair o resultado do fechamento da NDWI pela NIR, praticamente todas as feições são eliminadas, exceto parte dos corpos d'água (Figura 4b). Para garantir a eliminação de todas as feições indesejáveis, esse resultado é ainda subtraído da inversa do NDWI. Essa operação elimina todas as feições, exceto algumas áreas pertencentes aos corpos d'água (Figura 4c). A Figura 4d mostra os resultados M_E e M_I obtidos com as Equações 11 e 12, sobrepostos na imagem NIR.

Realce e Segmentação. A soma (\oplus) das imagens das Figuras 4c e 3b resulta numa imagem com corpos d'água realçados (Figura 5a), sobre a qual é aplicado o operador *watershed*, usando as marcas internas e externas que foram determinadas (Figura 4d). O contorno do resultado dessa operação é mostrado na Figura 5b, sobreposto sobre a imagem NIR. O resultado é muito preciso, entretanto a oclusão provocada por algumas nuvens não deixou que a segmentação fosse completa.

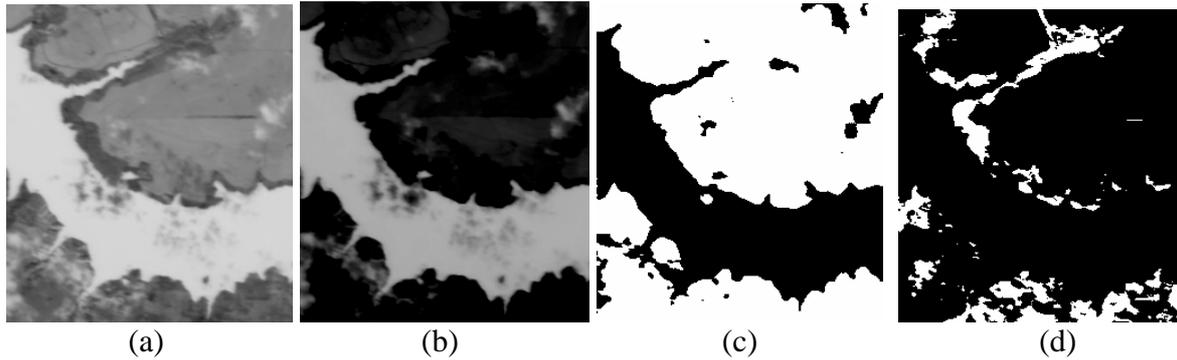


Figura 3. Determinação dos M_E . (a) Inversa da NIR. (b) Operação *TopHat* com $B = \text{disk}(5)$. (c) M_E (em branco) obtidos com threshold no *TopHat*. (d) M_E obtidos com threshold no NDVI e NDWI.

$$M_I = \begin{cases} 1, & \text{se } ((\phi_B(NDWI) \text{ e } NIR) \text{ e } \nu(NDWI)) > 0 \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (12)$$

onde B é o elemento estruturante disco de diâmetro 10.

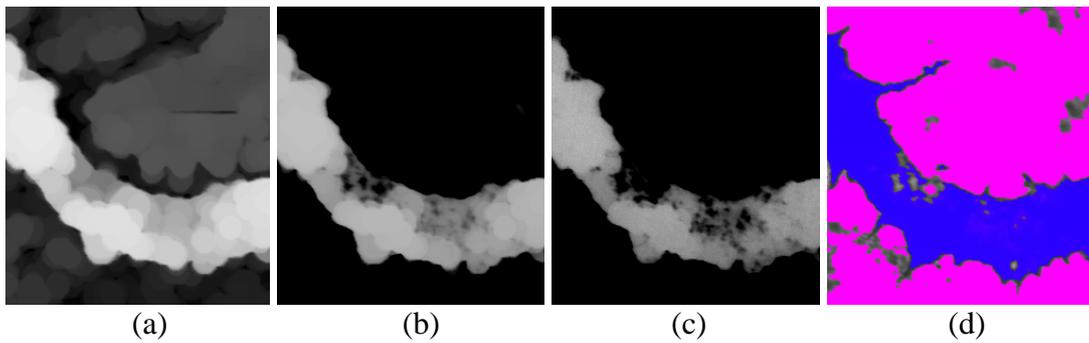


Figura 4. Determinação dos marcadores internos (M_I). (a) Abertura da imagem NDWI ($B = \text{disk}(10)$). (b) Subtração do resultado anterior pela imagem NIR. (c) Subtração do resultado anterior pela inversa do NDWI. (d) Composição colorida: M_I em azul e M_E em vermelho.

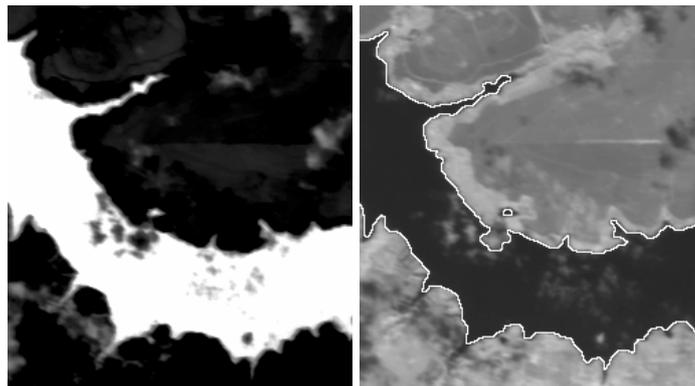


Figura 5. Imagens CBERS. (a) Corpos d'água realçados. (b) Corpos d'água segmentados.

6. Considerações Finais

A Figura 5b apresentou um resultado com pouca interferência por nuvens. A Figura 6a apresenta a imagem da banda 4 do Landsat ETM-7, que torna impossível qualquer estimativa para obter o contorno do corpo d'água devido à oclusão por nuvens. Neste caso, o uso de imagens temporais permite melhorar a qualidade do resultado, através da união dos resultados. A Figura 6b mostra o resultado da segmentação usando as imagens originais.

No resultado da Figura 6b, algumas áreas de sombras de nuvens foram confundidas como

sendo água, bem como nuvens menos densas foram envolvidas pela segmentação. Sombra e água constituem um problema radiométrico de análise complicada para o qual Polidório et al. (2005) apresentaram uma solução.

A presença de nuvens e sombras, bem como a aquisição de imagens com baixa qualidade de iluminação (tempo nublado, alta taxa de umidade relativa do ar, etc.) podem provocar problemas na completa segmentação dos corpos d'água. Este problema foi encontrado nas imagens CBERS de 08/09/2004 da região de Piraju-SP, que proporcionaram a segmentação mostrada na Figura 6c. Unindo este resultado com aquele obtido no processamento das imagens do dia 13/08/2004 (Figura 6d), a integralização da segmentação é alcançada.

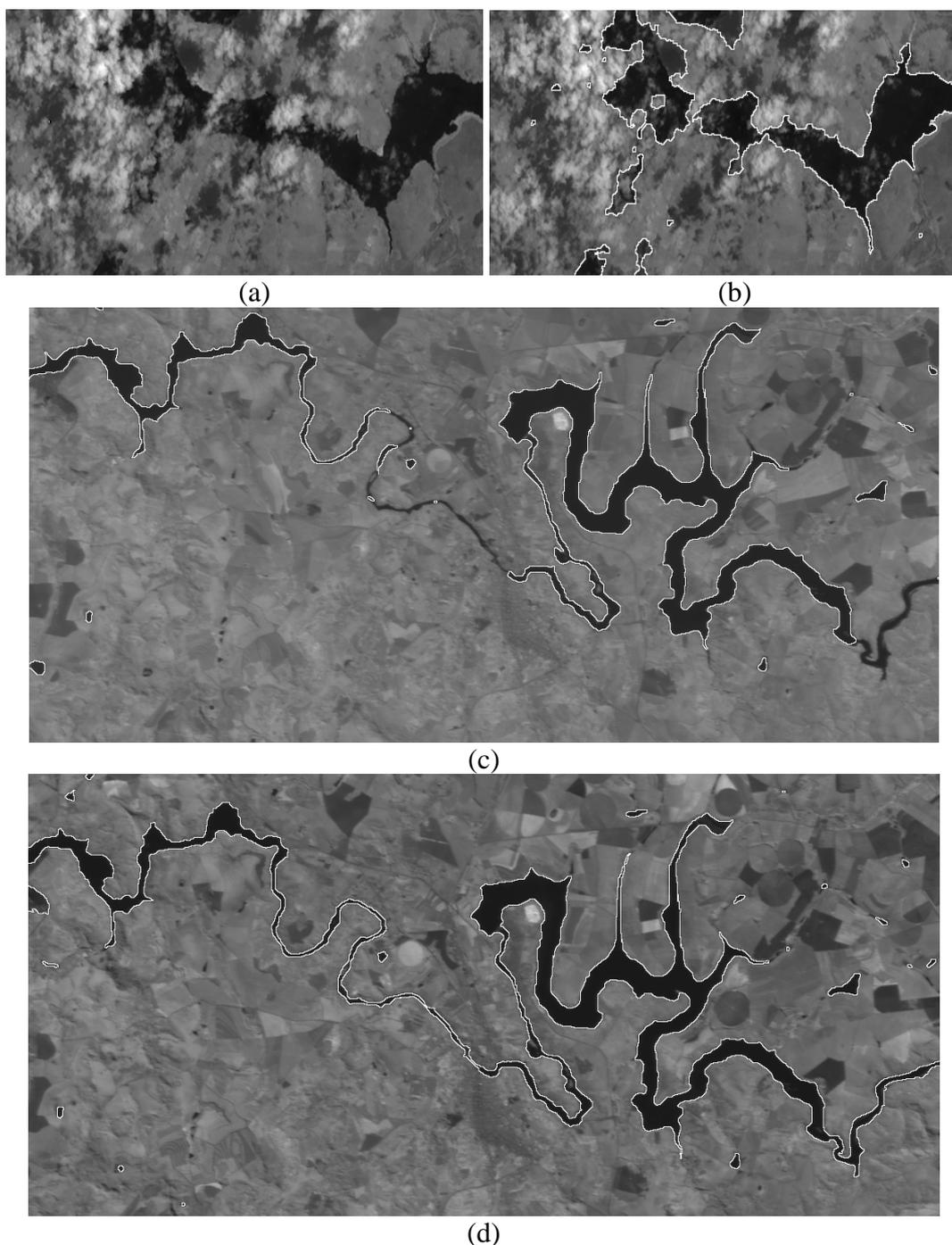


Figura 6. Problemas radiométricos e presença de nuvens e sombras. (a) Imagem Landsat7 ETM banda 4 – Barra Bonita – SP (02/11/2001). (b) Segmentação de corpos d'água. (c)

Segmentação de corpos d'água. Imagem CBERS banda 4 – Piraju – SP (08/09/2004). (d)
Segmentação de corpos d'água . Imagem CBERS banda 4 – Piraju – SP (13/08/2004).

Referências

- Banon, G. J. F. e Barrera, J. **Bases da morfologia matemática para análise de imagens binárias**. 2ª Edição, INPE, São José dos Campos, 227p. 1998.
- Chuvieco, E. **Fundamentos de Teledetección Espacial**. Ediciones Rialp, S.A. Madrid, 1990. p. 350.
- d'Ornellas, M. C. **Algorithmic patterns for morphological image processing**. Universiteit van Amsterdam, Amsterdam, 2001. 190p.
- Facon, J. **Morfologia Matemática: teoria e exemplos**. Editora Universitária Champagnat da Pontifícia Universidade Católica do Paraná, Curitiba, 299p. 1996.
- Gao, B. NDWI–A Normalized Difference Water Index for Remote Sensing of Vegetation Liquid Water from Space. **Remote Sensing of Environment**. n. 58, p. 257–266. 1996.
- Jensen, J. R. **Remote sensing of the environment – an Earth resource perspective**. New Jersey, Prentice Hall, 2000. 544p.
- 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**, v. 18, n. 11, p. 2269 – 2270.1997.
- Lotufo, R. and Falcão, A. The ordered queue and the optimality of the watershed approaches, in J. Goutsias and L. Vincent and D. Bloomberg, editors, **Mathematical Morphology and its Application to Image and Signal Processing**, Kluwer Academic Publishers, Dordrecht. Computational Imaging and Vision, v. 12, p. 341-350. 2000.
- Meyer, F. and Beucher, S. Morphological segmentation. **Journal of Visual Communication and Image Representation**, v.1, n.1, p. 21 – 46, 1990.
- 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**, v.18, n. 7, p. 2869–2875. 1997.
- Polidorio, A. M., Imai, N. N. e Tommaselli, A. M. G. Índice indicador de corpos d'água para imagens multiespectrais. In: I Simpósio de Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação. 9, 2004a. Recife. **Anais...** Disponível em CD-ROM não paginado.
- Polidorio, A. M., Flores, F. C., Imai, N. N., Tommaselli, A. M. G. e Galo, M. L. T. Detecção automática de sombras e nuvens em imagens multiespectrais. 2005. Artigo submetido ao XII SBSR/2005.
- Schneider, K. and Mauser, W. Processing and accuracy of Landsat Thematic Mapper data for lake surface temperature measurement. **International Journal of Remote Sensing**, v.17, n.11, p. 2027-204. 1996.
- Serra, J. **Image analysis and Mathematical Morphology**. Academic Press, London, 1982. 610p.
- Vincent, L. and Soille, P.1991. Watersheds in digital spaces: an efficient algorithm based on immersion simulations. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**. n.13, p.583 – 598. 1991.
- 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**. n. 29, v. 1, p. 3 – 8. 1997.