

Detecção automática de sombras e nuvens em imagens CBERS e Landsat 7 ETM

Airton Marco Polidório¹

Franklin César Flores¹

Clélia Franco¹

Nilton Nobuhiro Imai²

Antonio Maria Garcia Tommaselli²

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

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

Abstract. This paper proposes an automatic technique for shadow and cloud segmentation applied to CBERS and IKONOS imagery satellites. The technique is based on spectral and color data. Experiments were accomplished using complex landscape images, containing water bodies, clouds, shadows, exposed soil and varied vegetation. Simple operations are done to enhance the features of interest, in order to improve the segmentation results with safety. To accomplish those enhance, it is used the radiometric response pattern of each feature in particular, as well its colors nature. To aid in the process of discrimination of those features, it were used two features indicative indexes: NDVI to indicate the vegetation presence and NDWI to indicate the water presence. For CBERS images it is necessary the application of a radiometric adjustment process in order to achieve the results.

Palavras-chave: remote sensing, image processing, feature extraction, sensoriamento remoto, processamento de imagens, extração de feições.

1. Introdução

Sombras e nuvens causam sérias interferências em imagens aéreas degradando a resposta radiométrica ou provocando a completa oclusão de feições. Em geral, para imagens de satélite, nuvens provocam muita redução na área útil da imagem, tanto pela oclusão como pela sombra projetada sobre o terreno.

Regiões afetadas por sombras têm um comportamento espectral muito próximo daquele apresentado por corpos d'água, tornando muito difícil discriminar entre esses dois elementos.

Este trabalho apresenta uma técnica baseada apenas em atributos radiométricos e de cor para detectar nuvens e sombras, usando imagens das bandas 1, 2, 3 e 4 dos satélites CBERS e Landsat7 ETM.

A detecção de sombras e nuvens, sem haver confusão com outras feições, é feita com o auxílio de índices indicadores de feições, mais precisamente o NDVI – *Normalized Difference Vegetation Index*, (Jensen, 2000) e o NDWI – *Normalized Difference Water Index*, (Polidório et al., 2004).

2. Revisão Bibliográfica

Song e Civco (2002) usaram imagens das bandas B₁ e B₄ do Landsat TM adquiridas em duas datas diferentes d₁ e d₂ com o objetivo de reduzir áreas cobertas por nuvens e sombras. Primeiro, fizeram um ajuste radiométrico entre as imagens temporais para equilibrar o brilho e o contraste dos valores DN das imagens adquiridas em datas distintas (Equações 1 e 2). A aplicação da Equação 1 exige o pré-conhecimento do Modelo Digital do Terreno. Através da

observação das características da reflectância espectral dos objetos, fez com que eles determinassem que a banda 1 possui melhores condições para detectar nuvens e a banda 4 sombras. Mediante essa observação especulativa, foram determinados valores de limiar sobre os valores de brilho de cada banda, ficando determinado que: valores maiores que 41 da banda 1 na imagem da data d_1 são nuvens e menores que 33 na imagem da banda 1 da data d_2 não são nuvens; um limiar de tolerância, maior que 10, aplicado sobre o resultado da subtração das imagens da banda 1 das datas d_1 e d_2 mostram o que existe de diferente entre as duas imagens. Fazendo a intersecção entre as áreas detectadas como nuvens com o que foi detectado como tendo expressiva diferença entre as duas imagens, as áreas de nuvens são mais ‘precisamente’ detectadas, exceto nas áreas em houve a coincidência de nuvens nas imagens das duas datas. O mesmo raciocínio é aplicado para detectar sombras sobre as imagens da banda 4. Nesta estratégia, corpos d’água são frequentemente confundidos como sendo sombras.

$$DN_{d_j}^{norm} = DN_{d_j}^{orig} + DN_{d_j}^{orig} \left(1 - \frac{\gamma}{\bar{\gamma}} \right) \quad (1)$$

$$DN_{d_2}^{corr} = \overline{DN}_{d_1}^{norm} + \left(DN_{d_2}^{norm} - \overline{DN}_{d_2}^{norm} \right) \frac{\sigma_{d_1}^{norm}}{\sigma_{d_2}^{norm}} \quad (2)$$

onde, $DN_{d_j}^{norm}$ é o valor de brilho após a normalização da imagem adquirida na data d_j , que deve ser re-amostrada no intervalo [0, 255]. $DN_{d_j}^{orig}$ é o valor de brilho original. γ é o valor do relevo de cada DN . $\bar{\gamma}$ é valor médio de todo o relevo coberto pela imagem. $DN_{d_2}^{corr}$ é o ajuste radiométrico feito na imagem normalizada da data d_2 em função da imagem normalizada da data d_1 . $\sigma_{d_j}^{norm}$ é o desvio padrão da imagem normalizada da data d_j .

As principais desvantagens desse método são: o excesso de valores paramétricos que são fixados (valores de limiar), assumindo que o comportamento espectral será sempre dessa forma e; a necessidade de se conhecer o Modelo Digital do Terreno.

Polidorio et al. (2003) associaram regiões de sombra com as componentes S e I do sistema de cor HSI para imagens RGB 3, 2, 1. Sombras são regiões de baixa intensidade luminosa (I), causada pelo bloqueio da incidência de luz direta e, com alta saturação (S) causada pelo espalhamento atmosférico de Rayleigh (Hulst, 1957).

$$SDW = \begin{cases} 1, & \text{se } I - S \leq k \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (3)$$

Calculando a diferença $I - S$, Equação 3, as regiões de sombras, SDW , são detectadas mediante aplicação de valor de threshold (k). O valor de k é dependente da altitude das características do sensor. O valor $k = 0$ deve ser usado para sensor voando em baixas e médias altitudes. Para sensores orbitais, outros valores de k devem ser usados.

A vantagem desse método é que ele está baseado no comportamento radiométrico da sombra. A desvantagem é o valor paramétrico de k , que tem dependência com a altitude e com as características de imageamento do sensor além de, frequentemente, confundir corpos d’água como sendo sombras.

Dare (2004), propôs uma técnica para detectar e reconstruir os efeitos negativos das áreas sombreadas, usando imagens pancromáticas de alta resolução espacial ($\approx 1m$) e radiométrica (11 bits) dos satélites Ikonos e Quickbird de áreas urbanas de alta densidade. A proposta está baseada na expectativa do histograma da imagem de uma área urbana densa ser bi-modal, por considerar que para estas imagens, praticamente, só existem edificações e sombras e que dos

2048 tons de cinza possíveis nessas imagens, sombras ocupam o intervalo [0, 255]. Este método também confunde corpos d'água como sendo sombras. Entretanto, Dare propôs um mecanismo para amenizar essa confusão, baseando-se na variabilidade dos pixels classificados como sombra ser maior que a variabilidade dos pixels classificados como água.

A vantagem desse método está na proposta de discriminação entre sombras e água. As desvantagens são a aplicabilidade somente em imagens de regiões de alta densidade urbana e a necessidade de imagens com alta resolução radiométrica.

2. A Fundamentação do Método Proposto

Os fundamentos do método proposto neste trabalho estão na exploração das diferenças na resposta radiométrica e atributos de cor das nuvens e das sombras quando comparadas com esses mesmos atributos de outras feições. Polidório et al. (2003) mostraram que regiões afetadas por sombras realçam o efeito do espalhamento atmosférico de Rayleigh, no qual pequenas partículas em suspensão na atmosfera desviam, mais intensamente, ondas eletromagnéticas de pequeno comprimento correspondente ao azul e violeta, saturando a região sombreada com essas cores. Este é o fenômeno que causa a aparência azul do céu. Por outro lado, nuvens são compostas de partículas maiores, as quais realçam o espalhamento atmosférico não-seletivo e de Mie, desviando indiscriminadamente todos os comprimentos de onda, do espectro visível. O efeito aditivo de todos os comprimentos de onda do espectro visível produz a luz branca determinando assim, a cor de aparência das nuvens.

Estudos dos fundamentos da cor, (Gomes e Velho, 1994), geram modelos matemáticos que permitem representá-la como sistemas de cor, por exemplo: RGB, HSI, CIELAB, CMY, etc. Entre essas possibilidades de representação da cor, o sistema HSI produz atributos apropriados para os propósitos desse trabalho.

O sistema de cor HSI, representa uma determinada cor através de três atributos: H (*hue* ou matiz), valor que representa uma cor específica. S (*saturation*), valor que representa quanto que uma determinada cor é saturada, ou pura, em relação ao branco. A cor vermelha é mais saturada que a cor cor-de-rosa. Por fim, I (*intensity*), valor que representa o brilho de uma determinada cor. Quanto mais radiante for uma cor, maior a sua intensidade. Neste trabalho, a transformação do sistema de cor RGB para HSI é feita sobre a composição colorida das bandas 3, 2, 1 (RGB true color).

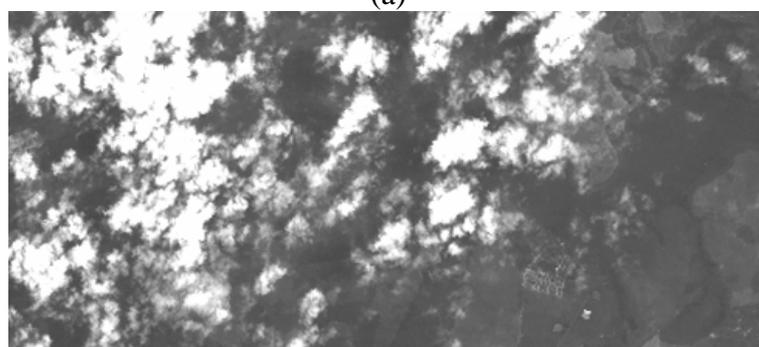
Fazendo a analogia com o problema abordado neste trabalho, as nuvens são claras, quase brancas, determinando a sua alta intensidade e baixa saturação. Por outro lado, sombras são escuras e saturadas com o azul devido ao espalhamento atmosférico de Rayleigh, determinando sua baixa intensidade e alta saturação. As Figuras 1b e 1c mostram esses dois atributos, os quais seriam suficientes para discriminar, com exatidão, se a imagem contivesse apenas sombras e nuvens. Entretanto, pelas presenças de outras feições as imagens são mais complexas, esses dois atributos não são suficientes para garantir a detecção. Outros atributos são necessários, os quais são extraídos dos índices indicadores de feições NDVI e NDWI.

O NDVI – *Normalized Difference Vegetation Index*, (Jensen, 2002), é um índice discriminante para vegetação. Este índice é calculado usando imagens das bandas espectrais correspondentes ao vermelho (R) e infravermelho-próximo (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. Baseado nesse grande salto de reflectância entre R e NIR foi proposto o NDVI, o qual é amplamente empregado como indicador de vegetação. A Equação 4 é usada no cálculo do NDVI e é aplicada diretamente sobre cada par de pixel (R, NIR), produzindo um valor pertencente ao intervalo [-1, 1]. Quanto mais próximo de 1, maior é a certeza de estar se tratando de um pixel de vegetação.

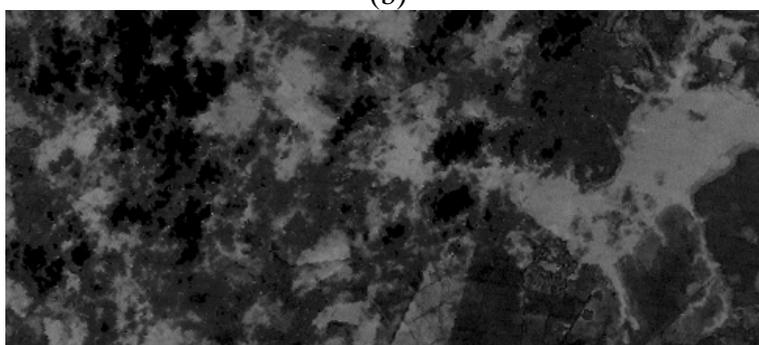
$$NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R} \quad (4)$$



(a)



(b)



(c)

Figura 1. Atributos de cor do sistema HSI. (a) Imagem Original Landsat7 ETM. Composição colorida RGB 3, 2, 1. (b) Intensidade (I). (c) Saturação (S).

O NDWI – *Normalized Difference Water Index*, (Polidorio et al., 2004), estabelece um índice discriminante para corpos d’água. O seu cálculo é similar ao do NDVI, mas utiliza imagens das bandas NIR e G (verde). Devido a não existência de um salto elevado de valores de reflectância entre as bandas G e NIR para corpos, uma estratégia diferente foi usada no seu cálculo: o ganho da banda NIR. A Equação 5 explora a impossibilidade de associar corpos d’água com altos valores de brilho usando o peso 4 na banda NIR (ganho). É esperado que para corpos d’água, os valores NIR sejam 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.

$$NDWI = \frac{G - 4NIR}{G + 4NIR} \quad (5)$$

O NDVI e o NDWI produzem valores no intervalo $[-1, 1]$. Dentro do contexto deste

trabalho é necessário normalizar os valores produzidos por esses índices para o intervalo [0, 1]. A Equação 6 faz a Normalização desses valores de índices para o intervalo requerido. A Figura 2 mostra o resultado dessa operação, em 256 níveis de cinza, 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 $f(NDWI)$.

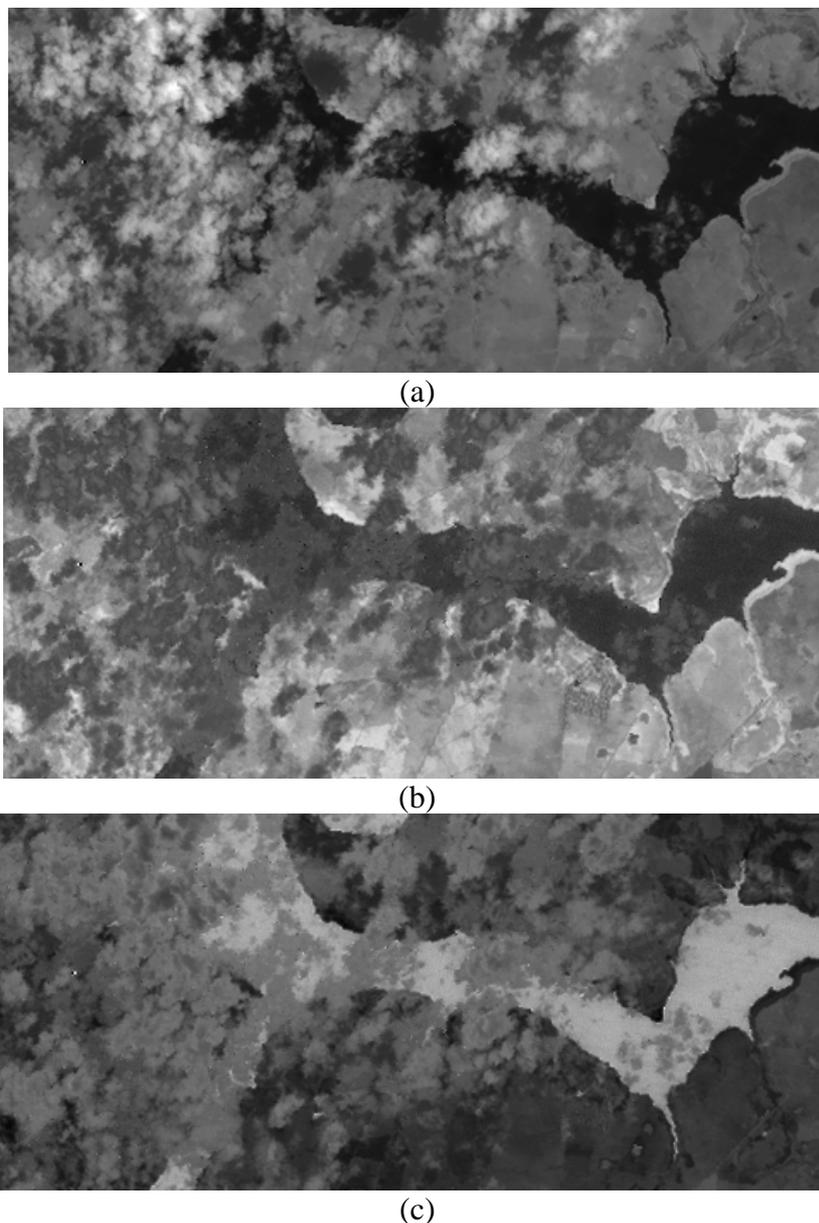


Figura 2. Índices de discriminação para vegetação e para corpos d'água. (a) Landsat7 ETM. imagem original NIR (banda 4). (b) NDVI. (c) NDWI.

$$f(X) = \frac{X - \min(X)}{\max(X) - \min(X)} \quad (6)$$

onde: X é uma matriz com valores entre $[-1, 1]$ e $f(X)$ é uma matriz com valores entre $[0, 1]$.

Os valores de brilho dos pixels de todas as imagens usadas nos cálculos propostos neste trabalho também devem ser normalizados para o intervalo $[0, 1]$, usando $x = X/255$ onde: X são todos os valores de brilho da imagem original e x são todos os pixels da imagem X interpolados para o intervalo $[0, 1]$. A nomenclatura utilizada neste trabalho é: b , g , r e nir

para designar pixels da banda do azul, verde, vermelho e infravermelho-próximo, respectivamente, representando valores de brilho no intervalo [0, 1] e B , G , R e NIR representando os respectivos valores de brilho no intervalo [0, 255]. Essa nomenclatura deve ser estendida para as componentes do sistema de cor HSI (I e i ; S e s).

3. O Método

O método para detectar sombras e nuvens está dividido em duas partes. A primeira contempla imagens do landsat7 ETM. A segunda, imagens CBERS. Esta divisão visa tratar particularidades dos sensores de imageamento desses dois satélites. Para imagens CBERS, é necessário fazer um ajuste radiométrico para detectar sombras e nuvens. Para imagens Landsat, esse ajuste radiométrico tem se mostrado irrelevante. O ajuste radiométrico é feito baseado nos dados de intensidade e saturação da imagem RGB – bandas 3,2,1 e, considera tanto regiões claras (nuvem e alguns tipos de solos) como escuras (corpos d'água e sombras) – este assunto é tratado com mais detalhes em (Polidorio, et al. 2005).

Para imagens Landsat7 ETM, as regiões de sombra e nuvens são detectadas, usando operações de adição e subtração de imagens, para realçar os elementos desejados. Este realce é importante pois permite estabelecer valores de limiar com muita segurança. Essas operações foram divididas em cinco Equações (7, 8, 9, 10 e 11).

A Equação 7 é usada para detectar pontos claros na imagem (provavelmente nuvens), os quais têm: alta intensidade i e baixa saturação s . As subtrações das inversas da nir e b , fazem com que feições como vegetação, corpos d'água e solo exposto, que já apresentavam maior saturação que intensidade, tenham seus respectivos valores de brilho subtraídos por valores altos, enquanto que aquelas que tinham alta intensidade e baixa saturação são subtraídas por valores baixos. Esta operação faz com que elementos que possuem alta intensidade sejam positivos e os outros negativos. Assim, a Equação 8 detecta todos os valores maiores que zero, produzidos pela Equação 7, como sendo nuvens (Figura 3b).

$$cl = 2i - s - (1 - nir) - \frac{1 - b}{2} \quad (7)$$

$$Nuvens = \begin{cases} 1, & \text{se } cl > 0 \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (8)$$

$$sw = (i + nir + Nuvens + 2NDVI) - (s + 2NDWI) \quad (9)$$

$$Agua = \begin{cases} 1, & \text{se } sw < 0 \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (10)$$

$$Sombras = SW - (Agua \cup Nuvens) \quad (11)$$

onde, $SW = \begin{cases} 1, & \text{se } sw < 0.7 \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases}$

Separar corpos d'água de regiões sombreadas, exige um pouco mais de trabalho. Sombra e água têm baixa intensidade e alta saturação. Entretanto, pode ser observado nas Figuras 2b e 2c que os índices NDVI e NDWI conseguem estabelecer um contraste razoável entre água e sombra – o NDVI produz um valor de brilho maior para sombra que para água e o NDWI produz valores maiores para água do que para sombras. Assim, usando esses dois índices, água e sombras podem ser discriminadas. Os valores da banda nir são usados para eliminar outras feições, principalmente vegetação, e retirando do processo o que foi segmentado como

nuvens (elementos de alta intensidade), praticamente, sobram valores de água e sombra para serem separados. A Equação 9 realça as feições escuras com alta saturação (corpos d'água e sombras), em função das outras feições, diferenciando-as entre si como mostra a Figura 3a. As Equações 10 e 11 completam a segmentação dos corpos d'água e sombra (Figura 3b). Observe que pixels de transição entre água e vegetação ou entre água e nuvem podem ser confundidos com sombras.

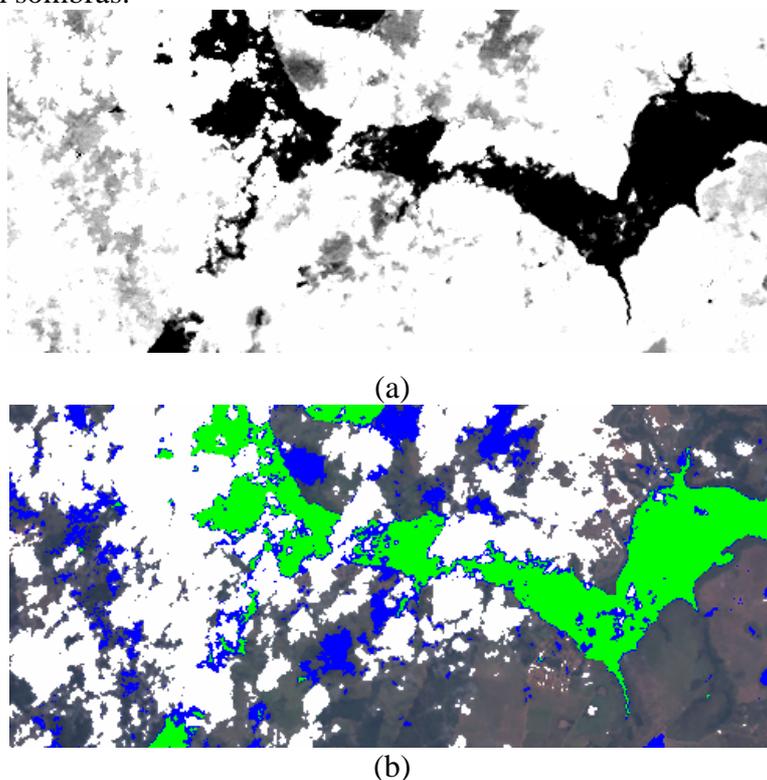


Figura 3. (a) Realce de sombras e corpos d'água. (b) Resultado final – Nuvens em branco. Sombras em azul. Água em verde.

Para imagens CBERS, é necessário promover um ajuste radiométrico nas bandas 1, 2, 3 e 4 antes de iniciar a segmentação. Este assunto é detalhado em (Polidorio et al. 2005). As Figuras 4a, 4b, 4d e 4e mostram o produto desse realce. Sobre as imagens realçadas, o método proposto pode ser aplicado, produzindo o resultado mostrado na Figura 4f. O resultado da Figura 4c foi obtido sem o devido realce nas imagens.

4. Considerações Finais

O método foi experimentado em imagens CBERS e Landsat7 ETM e apresentou constância nos padrões dos resultados. Na segmentação de nuvens, há falhas quando nuvens pouco densas estão sobre corpos d'água e com feições de alta reflectância (alguns tipos de solo exposto). Na segmentação de sombras, as transições de corpos d'água com vegetação e com nuvens são facilmente confundidas com sombras, provocada pela mistura na resposta radiométrica entre essas feições.

Existe evidência de que esta técnica tenha a capacidade de discriminar corpos d'água, como mostram as Figuras 3b e 4f, entretanto, é necessário realizar mais testes com outras imagens para verificar essa potencialidade.

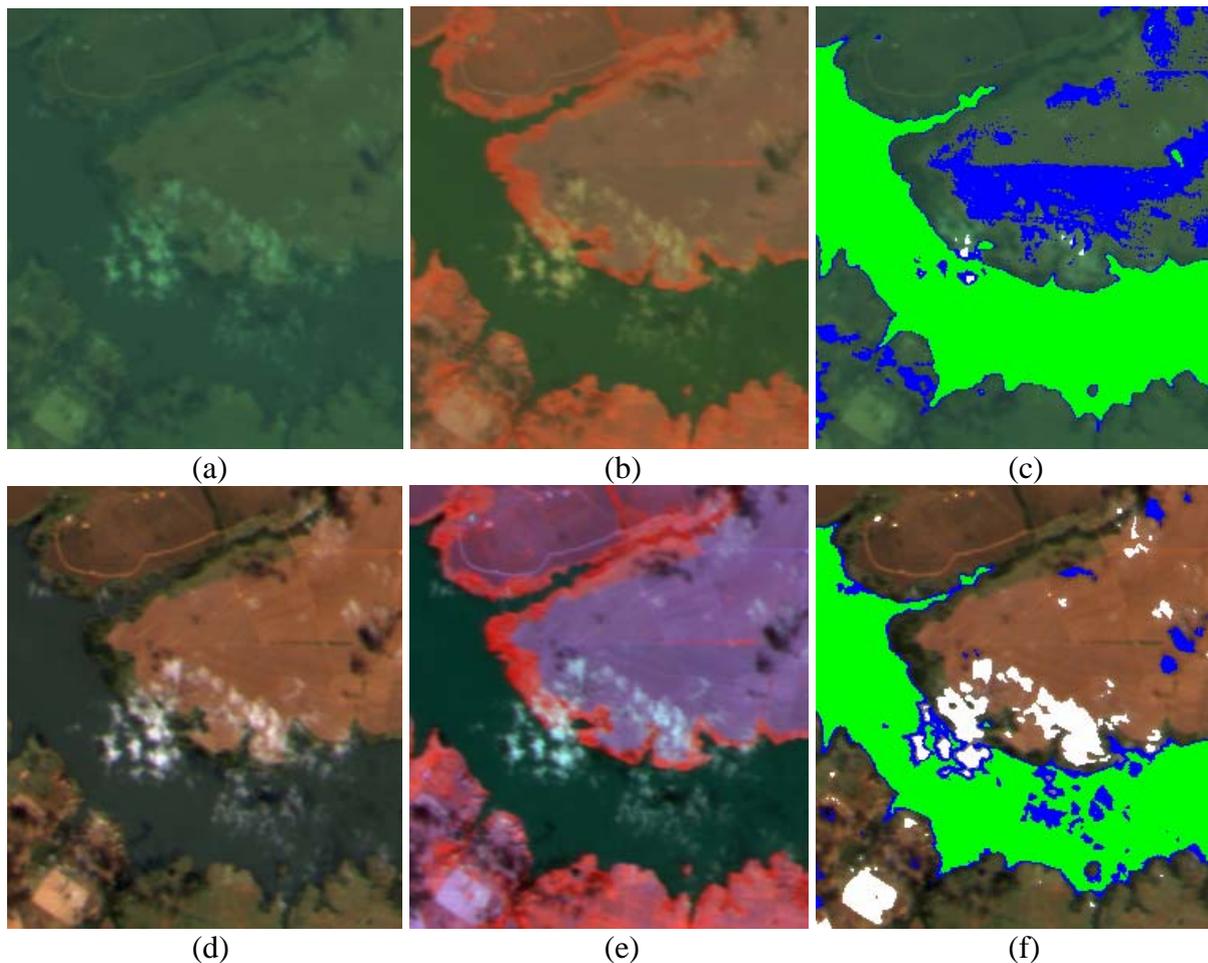


Figura 4. Imagens CBERS. (a) RGB-321 original. (b) CIR-423 original. (c) Resultado da segmentação de nuvens e sombras usando as imagens originais. (d) RGB-321 realçada. (e) CIR-423 realçada. (f) Resultado da segmentação de nuvens e sombras usando as imagens realçadas.

Referências

- Dare, Paul, 2004. Shadow analysis in high resolution satellite imagery of urban areas. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, n.70, v. 9, p. 1166–1173, 2004.
- Gomes, J. e Velho, L. **Computação gráfica: imagem**. Ed. IMPA/SBM, Rio de Janeiro, 1994, 421 p.
- Hulst, Van De. **Light Scattering by Small Particles**. John Wiley and Sons, New York, 1957.
- Jensen, J. R. **Remote sensing of the environment – an Earth resource perspective**. New Jersey, Prentice Hall, 2000, 544p.
- 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, 2004. Recife. **Anais...** Disponível em CD-ROM não paginado.
- Polidorio, A. M., Imai, N. N., Tommaselli, A. M. G. e Galo, M. L. T. Correção radiométrica de imagens multiespectrais CBERS e Landsat ETM usando atributos de reflectância e de cor. 2005. Artigo submetido ao XII SBSR/2005.
- Polidorio, A. M., Flores, F. C., Imai, N. N., Tommaselli, A. M. G. and Franco, C. Automatic shadow segmentation in aerial color images. Proceedings of the IEEE XVI Brazilian Symposium on computer graphics and image processing, 12 – 15 October, São Carlos, Brazil, 2003. **Proceedings...** p. 270 – 277.
- Song, M. and Civco, D. L. A knowledge-based approach for reducing cloud and shadow. ASPRS-ACSM Annual Conference and FIG XXII Congress April 22-26, 2002. **Proceedings...** available in CR-ROM.