

Uso de índices de diferença normalizada na detecção de nuvens e sombras em imagens Landsat-5 TM

Ana Carolina Quintão Siravenha¹
Danilo Frazão Souza¹
Damares Crystina Oliveira de Resende¹
Reginaldo Cordeiro Dos Santos Filho¹
Evaldo Gonçalves Pelaes¹

¹ Universidade Federal do Pará – UFPA
Av. Augusto Correa, 01 – 66075-110 – Belém – Pa, Brasil
siravenha,danilofraza@ufpa.br, damares.resende@itec.ufpa.br, reginaldo.filho@icen.ufpa.br,
pelaes@ufpa.br

Abstract.

The presence of clouds in remote sensory images can represent an impairment factor to studies about the land use, mainly the governmental studies that produce official statistics about the land use (see the Brazilian statistic about the Legal Amazon deforestation). The technological advances do not allow that orbital sensors capture images without this kind of interference, for that reason, proposals to efficiently detect atmospheric interferences are made. The present work is dedicated to the semi-automatic detection of clouds and shadows based on statistical information from multi-spectral images. Under specific conditions, the detector can fail to recognize the difference between water bodies and shadows regions, due their statistical similarity; the same confusion can occur between shadows and dense vegetations regions. To fix these misapplications, we propose the use of normalized difference vegetation index (NDVI) and normalized difference water index (NDWI) to differentiate these regions from the shadows. This paper examines images captured by Lansat–5 TM sensor in 2001 and 2009, at different regions of Pará, a north state of Brazil, which is located in a region where the presence of clouds is constant, which also contributes to the formation of shadows. We did a visual evaluation over the true colors composition (R - band 5, G - band 4 and B - band 3), that clearly comprove the benefits of the proposal.

Keywords: Remote sensing, Normalized difference vegetation and water indexes, Clouds and shadows identification, Sensoriamento remoto, Índices de diferença normalizada da água e de vegetação, Identificação de nuvens e sombras

1. Introdução

A presença de nuvens, neblinas e nevoeiros constitui uma das interferências mais frequentes em imagens de sensoriamento remoto. As nuvens formam-se a partir da condensação do vapor de água existente no ar úmido na atmosfera, o que é muito comum em regiões tropicais quente e úmidas, onde a umidade relativa do ar é mais alta que em regiões de clima temperado. Essas partículas de água condensada são muito maiores que o comprimento de onda da luz, de forma que a radiação é espalhada igualmente em todos os comprimentos de onda, que unidos, dispersam a luz branca. O topo das nuvens são os mais importante refletores de energia, dentro da atmosfera terrestre, tendo seu albedo¹ variando de menos de 40% até 80% para nuvens menos ou mais espessas, respectivamente. Dada essa reflexão causada pelas partículas de água, as áreas contaminadas por nuvens são parcial ou totalmente obstruídas, impedindo o estudo da região afetada (CAMPS; CAMPS-VALLS, 2011).

¹Fração da radiação incidente que é refletida por uma superfície.

Além da oclusão ocasionada pelas nuvens, também se tornam motivo de estudo a presença de áreas de baixa iluminação e contraste ocasionada pelas sombras das nuvens no solo. Apesar de representar um problema para o reconhecimento da informação contida sob a sombra, esta ocorrência também pode ser importante para a diferenciação de alvos em trabalhos de interpretação de imagens (STATELLA; SILVA, 2008).

Estudos envolvendo nuvens e sombras podem se desdobrar em pelo menos dois campos de atuação: 1 - identificação fidedigna da área coberta por essas interferências e/ou 2 - redefinição das regiões afetadas. Para este trabalho, regiões afetadas por nuvens e sombras são tratadas como áreas a serem fielmente identificadas para que posteriormente sejam excluídas do processamento estatístico, uma vez que não permitem a determinação exata da cobertura do solo naquela área.

A identificação de regiões afetadas depende diretamente das características do sensor de captura e pode tomar como base as mais diversas técnicas. Em Statella e Silva (2008), a identificação de nuvens e sombras em imagens *QuickBird* é feita usando morfologia matemática (MM). Esta técnica entende que as nuvens, que são regiões de alto brilho, e as sombras, que são regiões escuras, representam a parte superior e inferior da imagem, respectivamente, e que isso compõe uma superfície topográfica. Esta característica permite que operações morfológicas de abertura e fechamento reduzam ou mesmo eliminem as partes inferior e superior desse tipo de superfície.

Em Martinuzzi, Gould e Gonzalez (2006) é proposto um método semi-automático de delimitação de nuvens e sombras em imagens Landsat ETM+ e uma composição multi-temporal de imagens, sem a presença de nuvens. Para compor a máscara de nuvens e sombras, que serão substituídas na composição, foram usadas as bandas do azul, do termal e do infravermelho próximo (bandas 1, 6.1 e 4), além de parâmetros da angulação do sol, topografia e projeções nuvem-sombra. A composição de 18 imagens resultou em um mosaico com 96,5% de não contaminação sobre a ilha de Porto rico.

Do conjunto de técnicas de redefinição de áreas em imagens de sensoriamento remoto, pode-se extrair duas grandes vertentes de estudo: a composição de imagens de diferentes datas para formar uma imagem livre de contaminação, como almejam Zhang, Qin e Qin (2010) e Martinuzzi, Gould e Gonzalez (2006), compondo inclusive com imagens de sensores diferentes (HOAN; TATEISHI, 2008), ou estimando a região contaminada, principalmente por interpolação (LIU; WANG; BI, 2010), síntese de textura (LIU; WONG; FIEGUTH, 2010) ou uma combinação dessas técnicas (SOUSA; SIRAVENHA; PELAES, 2012; BUGEAU; BERTALMIO, 2009).

Como dito anteriormente, este trabalho dedica-se a identificar as regiões contaminadas por nuvens e sombras em imagens de sensoriamento remoto. Esta aplicação pode ser o passo inicial para uma das técnicas de redefinição de regiões citadas. Para isso, serão utilizados os índices de diferença normalizada de vegetação e água, para evitar que algum desses componentes sejam erroneamente identificados como sombra. Será utilizada ainda a decomposição da imagem em regiões de estrutura e textura, tal qual realizadas em (SOUSA; SIRAVENHA; PELAES, 2012), melhorando consideravelmente a separação entre nuvens e sombras apresentadas em (SIRAVENHA, 2011).

Este trabalho está estruturado na seguinte forma: A Seção 2 apresenta os métodos utilizados durante esta pesquisa e como eles são combinados para gerar os resultados apresentados na Seção 3. O artigo é finalizado na Seção 4 com as considerações finais sobre o trabalho.

2. Metodologia

Nesta seção serão apresentados os passos do algoritmo de detecção de nuvens e sombras proposto.

2.1. Índice de Diferença Normalizada da Água (NDWI)

O NDWI é uma medida que visa delinear feições de umidade (como corpos de água) em uma imagem de satélite (FOERSTNOW; MENEZES, 2011). Esse índice é obtido pela relação entre a informação contida nas bandas do infravermelho próximo e do verde, observando a quantidade de energia refletida pelos objetos nessas bandas. Essa relação realça as feições mais úmidas enquanto elimina a influência do solo e da vegetação terrestre. A Eq. 1 descreve a relação.

$$NDWI = \frac{BVd - BIP}{BVd + BIP} \quad (1)$$

Onde BVd é a informação contida na banda do verde visível, enquanto BIP é o valor digital do *pixel* na banda do infravermelho próximo. Esse índice que é calculado *pixel* à *pixel* gerando valores de alta intensidade para regiões úmidas e menos intensos para as outras regiões. Esse realce de regiões mais úmidas ocorre pois, com essas bandas, consegue-se maximizar a reflectância dessas feições na banda do verde visível, minimizar a baixa reflectância da água na banda do infravermelho próximo enquanto utiliza-se das altas reflectâncias da vegetação e solo, nessa mesma banda.

Neste trabalho, o NDWI permite fazer a distinção entre feições de sombras e corpos d'água em imagens do satélite Landsat-5 TM. A presença dessas componentes em composições das bandas 3, 4 e 5 (bandas do vermelho, infravermelho próximo e infravermelho médio, respectivamente), acarreta uma grande imprecisão na diferenciação entre as classes. Isso acontece pois nessas bandas, e principalmente na banda do infravermelho próximo, essas ocorrências possuem baixa intensidade sendo facilmente confundidas.

2.2. Índice de Diferença Normalizada de Vegetação (NDVI)

Este índice permite que seja feito monitoramento da densidade e do vigor da vegetação que cobre o solo terrestre. Similar ao NDWI, o NDVI relaciona a intensidade dos *pixels* em duas bandas a fim de destacar as regiões com cobertura vegetal e assim, diferenciá-las das regiões de sombra.

Para este índice, a razão é calculada entre os valores refletivos nas bandas do vermelho visível e do infravermelho próximo. A escolha por essas bandas deve-se ao fato destas serem mais afetadas pela absorção da clorofila pela folhagem da vegetação verde e conseqüentemente pela densidade dessa vegetação na superfície (FECHINE J.A.L.; GALVÍNIO, 2008).

Os índices obtidos pela Eq. 2 estão compreendidos na faixa do -1 e $+1$, onde uma vegetação sadia em crescimento ativo e vigoroso gera alto valor de NDVI (valores próximos à $+1$, pois tem baixa reflectância na faixa do vermelho e alta reflectância na faixa do infravermelho próximo. Quanto menor, ou mais próximo de -1 , for o valor NDVI encontrado, mais distante de pertencer à classe vegetação encontra-se o *pixel*.

$$NDVI = \frac{BVm - BIP}{BVm + BIP} \quad (2)$$

Nesta equação, BVm refere-se ao valores contidos na banda do vermelho visível, enquanto que BIP, assim como na Eq. 1, refere-se às informações na banda do infravermelho próximo.

Por conveniência, os resultados gerados pelas equações 1 e 2 foram binarizados e unidos em uma máscara que destaca da imagem as regiões de vegetação e água, o que contribui para a redução de erros durante a identificação de áreas afetadas.

2.3. Decomposição da imagem

É sabido que as nuvens são regiões de baixa frequência, ou seja, possuem baixa variação de níveis de cinza, o que as diferenciam de, por exemplo, regiões urbanas, que apresentam grande variação de níveis de cinza. Como uma forma de aumentar a confiança do detector de nuvens e sombras é proposto o uso do detector implementado em Sousa, Siravenha e Pelaes (2012) que se baseou na proposta de Vese e Osher (2002). Nesses trabalhos, a imagem é dividida em duas sub-imagens, representando as componentes de estrutura (regiões de baixa frequência ou homogêneas) e componentes de textura (heterogêneas ou alta frequência).

Generalizando, tem-se que a imagem é modelada como a aproximação da soma entre a sub-imagem de textura (v) e a sub-imagem de estrutura (u) na forma $f = u + v$. Nesse modelo a sub-imagem u preserva as bordas e regiões homogêneas, enquanto v preserva a informação textural e de ruído da imagem.

A imagem v pode ser encontrada pela solução da Eq. 3 (SOUSA; SIRAVENHA; PELAES, 2012)

$$v(x, y) = \text{div} \vec{g} = \partial_x g_1(x, y) + \partial_y g_2(x, y) \quad (3)$$

onde $\vec{g} = (g_1, g_2)$ e g_1 e g_2 são componentes de v denotados por:

$$g_1 = -\frac{1}{2\lambda} \text{div} \left(\frac{\nabla u_x}{|\nabla u|} \right) \text{ e } g_2 = -\frac{1}{2\lambda} \text{div} \left(\frac{\nabla u_y}{|\nabla u|} \right). \quad (4)$$

A imagem v é, então, binarizada, onde a informação de textura adquire valor 1 e a região de estrutura adquire valor 0. Uma vez que não se deseja eliminar os detalhes da imagem binarizada, o filtro da mediana apresentado em (SOUSA; SIRAVENHA; PELAES, 2012) não é utilizado neste trabalho.

2.4. Algoritmo de detecção

Nesta proposta, o algoritmo de detecção de nuvens e sombras será composto por três etapas. Primeiramente, é aplicado sobre a imagem o algoritmo de decomposição da imagem descrito na subseção 2.3. Em seguida, são computados os valores de NDVI e NDWI (como consta nas subseções 2.1 e 2.2), compondo uma imagem binária, onde os *pixels* de valor 1 (branco) representam as regiões de água e vegetação e as demais regiões são as passíveis de estarem contaminadas por alguma das interferências estudadas. Por último, o método de separação de regiões descrito nos próximos parágrafos é aplicado à imagem, nos pontos marcados como homogêneos e de intensidade 0 na máscara NDVI/NDWI.

O algoritmo de detecção de nuvens usado neste trabalho foi inicialmente proposto em Hau et al. (2008) e posteriormente expandido em Siravenha (2011), onde passou a incluir a detecção de sombras e mais duas constantes de realce chamadas cn e cs , constante de nuvem e constante de sombra, respectivamente. Este algoritmo se vale de informações estatísticas de média (m) e desvio padrão (dp) da imagem analisada para dividi-la em quatro regiões: nuvem densa, nuvem suave, sombra e área não afetada por nuvens ou sombras.

A equação que descreve esta operação é mostrada na Eq. 5. Originalmente, essa fórmula utiliza a média aritmética das médias de cada banda $((m_{b1} + m_{b2} + m_{b3})/3)$, porém para aumentar o desempenho do método proposto e aproveitando as particularidades de cada banda, as médias serão utilizadas separadamente. O mesmo acontece para os valores de desvio padrão que também passam a ser usados separadamente.

$$F(x, y, D) = \begin{cases} f(x, y, D) < sc \times f_{m-dp,D}, & f(x, y, D) \in 0, \\ f_{m-dp,D} < f(x, y, D) < f_{m+dp,D}, & f(x, y, D) \in 1, \\ f_{m,D} < f(x, y, D) < cc \times f_{m+dp,D}, & f(x, y, D) \in 2, \\ f(x, y, D) > cc \times f_{m+dp,D}, & f(x, y, D) \in 3. \end{cases} \quad (5)$$

Onde $f(x, y, D)$ é o valor no *pixel* na posição (x, y) na banda D e $F(x, y, D)$ é o valor assumido no referido ponto (x, y) naquela banda; $f_{m,D}$ é o valor médio da imagem na banda D , $f_{m+dp,D}$ é a soma do valor médio e do desvio padrão da imagem na banda D , enquanto $f_{m-dp,D}$ é a subtração dos valores de média e desvio padrão da imagem na referida banda.

Para a definição do significado de cada *pixel* na imagem, sua resposta à fórmula, ao longo das bandas, é observada. Se pelo menos em duas bandas um *pixel* é marcado como pertencente à uma das classes, essa etiqueta é confirmada, caso contrário, o *pixel* é marcado como parte de uma área não afetada pelas interferências de interesse. Dessa forma, os *pixels* etiquetados como 0 representam sombras, os etiquetados como 1 representam áreas não afetadas, enquanto que regiões marcadas com 2 representam nuvens suaves e as nuvens densas são marcadas com a etiqueta 3. Para completar este processo é aplicada uma operação de abertura morfológica para homogeneizar as regiões etiquetadas.

3. Resultados e Discussão

Nesta seção serão apresentados os resultados do algoritmo proposto em duas imagens capturadas pelo satélite Landsat-5 sensor TM nos anos de 2001 e 2009. Por conveniência, foram selecionadas seções das imagens que possuem regiões representativas do problema, além de áreas de vegetação, corpos d'água, solo e área urbana. Foi estudada a aplicabilidade do método sobre as bandas 3, 4 e 5 na combinação de cores reais. Nesse cenário em particular, corpos d'água e de vegetação densa são facilmente confundidos com sombras. As imagens selecionadas são cenas que incluem as cidades de Belém-Pará e Baião-Pará (órbita/ponto 223/061 e 224/062) ilustradas na Fig. 1 a) e b), nesta ordem.

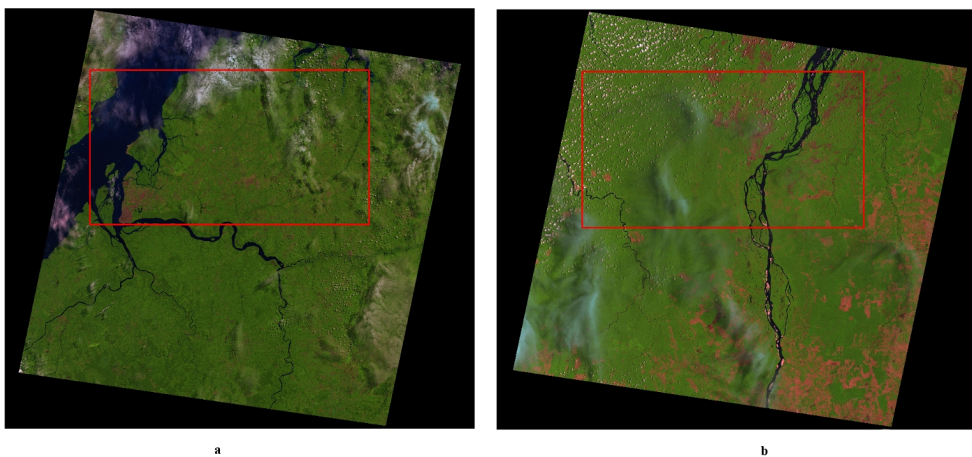


Figura 1: Cenas utilizadas para teste. Em destaque as regiões utilizadas das cenas a) Belém-Pa (223/061) e b) Baião-Pa (224/062).

As imagens binarizadas resultantes dos índices normalizados estão ilustradas na Fig. 2 e Fig. 3, onde a região branca representa a classe destacada. Na imagem 2 a), é possível visualizar claramente o corpo d'água e na Fig. 2 b), a região de vegetação que ocupa boa parte da imagem seccionada de 223/061. Na mesma sequência, nas figuras 3 a) e b), estão apresentadas os corpos de água e de vegetação na cena 224/062.

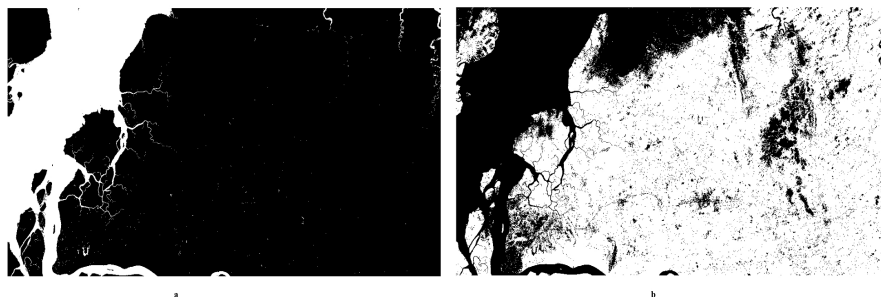


Figura 2: Índices da diferença normalizada da a) água e b) vegetação para o recorte da cena 223/061.

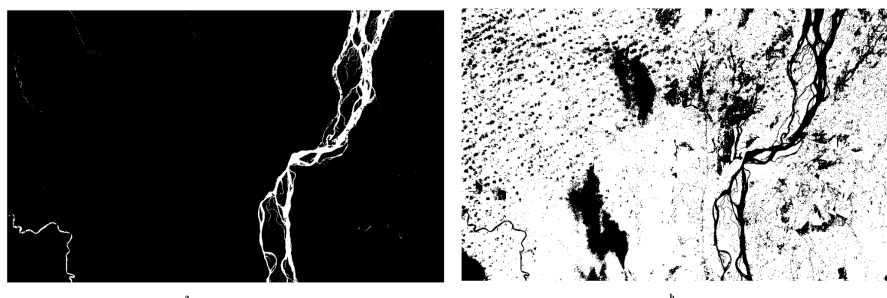


Figura 3: Índices da diferença normalizada da a) água e b) vegetação para o recorte da cena 224/062.

A decomposição das imagens é apresentada na Fig. 4, onde, em branco, estão destacadas as regiões de textura e em preto estão as regiões de homogeneidade (estrutura).

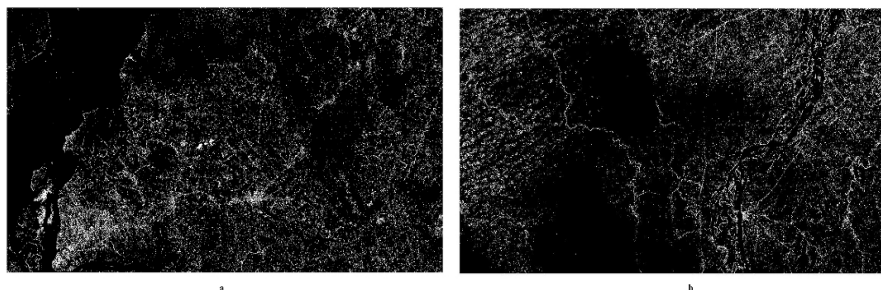


Figura 4: Decomposição das cenas a) 223/061 e b) 224/062. Em preto estão as regiões de estrutura.

As figuras 5 a) e b) apresentam o resultado da etiquetagem de regiões nas imagens de teste. Para fins de comparação, o algoritmo original foi aplicado às mesmas imagens e podem ser observadas nas figuras 5 c) e d). Em comparação, a melhora do desempenho do algoritmo é notória e destaca a importância da aplicação das técnicas descritas neste trabalho.

A título de conhecimento, os valores das constantes aplicadas às imagens para obter o melhor resultado são apresentados na Tabela 1

4. Conclusões

Este trabalho apresentou um algoritmo semi-automático que melhora o desempenho da detecção de nuvens e sombras em imagens de sensoriamento remoto, em particular das imagens Landsat-5 TM. Além de valores estatísticos de média e desvio padrão, são utilizados

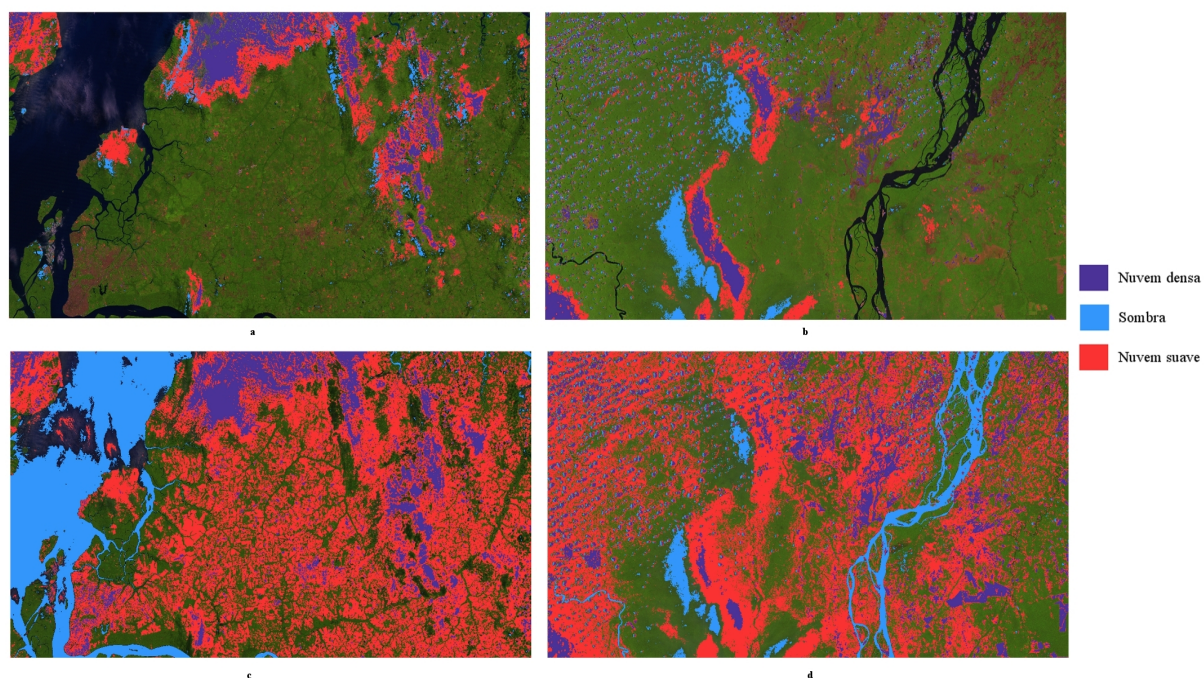


Figura 5: Identificação das regiões de nuvem e sombra nas cenas a) 233/061 e b) 224/062 pelo algoritmo proposto, e a) 233/061 e b) 224/062 pelo algoritmo apresentado em (SIRAVENHA, 2011).

Algoritmo	Cena	cn	cs
Proposta	223/061	1	2
	224/062	0,95	1,5
Por (SIRAVENHA, 2011)	223/061	1	0,75
	224/062	1	1,25

Tabela 1: Valores das constantes utilizadas nos testes

conhecimentos sobre os índices da diferença normalizada de água e vegetação (NDWI e NDVI) e da decomposição entre regiões de textura e estrutura. O resultado visual é inegavelmente melhor e comprova a eficácia da combinação das técnicas apresentadas.

Como trabalho futuro a equipe espera que as constantes de realce, cs e cn, possam ser definidas automaticamente para que o sistema de detecção torne totalmente automatizado e não-supervisionado.

Agradecimentos

Este trabalho é parcialmente financiado pela Fundação Amazônia Paraense de Amparo à Pesquisa e Vale S/A por meio do edital 001/2010. Também é suportado pela Universidade Federal do Pará e pelo Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico.

Referências

BUGEAU, A.; BERTALMIO, M. Combining texture synthesis and diffusion for image inpainting. In: RANCHORDAS, A.; ARAÚJO, H. (Ed.). *VISAPP 2009 - Proceedings of the Fourth International Conference on Computer Vision Theory and Applications - Volume 1*. [S.l.]: Lisboa:INSTICC Press, 2009. p. 26–33.

- CAMPS, G.; CAMPS-VALLS, G. *Remote Sensing Image Processing*. [S.l.]: Morgan & Claypool, 2011. (Synthesis Lectures on Image, Video and Multimedia Processing). ISBN 9781608458196.
- FECHINE J.A.L.; GALVÍNIO, D. índice de vegetação por diferença normalizada das cidades de Salgueiro, Mirandiba, Carnaubeira da penha e Floresta localizadas no semi-árido pernambucano. *Rev. Geogr. Acadêmica*, v. 2, p. 60–67, Dezembro 2008.
- FOERSTNOW, L. P.; MENEZES, J. T. Aplicabilidade de imagens de satélite utilizando NDWI na determinação da batimetria da Lagoa da Conceição, Florianópolis, SC. In: *XV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR*. [S.l.: s.n.], 2011. p. 4397–4405.
- HAU, C. Y. et al. The efficacy of semi-automatic classification result by using different cloud detection and diminution method. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2008.
- HOAN, N. T.; TATEISHI, R. Cloud removal of optical image using SAR data for ALOS applications. Experimenting on simulated ALOS data. *Beijing: The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2008.
- LIU, H.; WANG, W.; BI, X. Study of image inpainting based on learning. In: *Proceedings of The International MultiConference of Engineers and Computer Scientists*. [S.l.: s.n.], 2010. p. 1442–1445. Hong Kong: Newswood Limited.
- LIU, Y.; WONG, A.; FIEGUTH, P. Remote sensing image synthesis. In: *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*. [S.l.: s.n.], 2010. p. 2467 –2470. Honolulu: IEEE International.
- MARTINUZZI, S.; GOULD, W. A.; GONZALEZ, O. M. R. *Creating cloud-free Landsat ETM+ data sets in tropical landscapes: cloud and cloud-shadow removal*. [S.l.], 2006.
- SIRAVENHA, A. Um método para classificação de imagens de satélite usando Transformada Cosseno Discreta com detecção e remoção de nuvens e sombras. In: *Dissertação de mestrado*. [S.l.]: Universidade Federal do Pará, 2011.
- SOUSA, D.; SIRAVENHA, A. C.; PELAES, E. A hybrid approach to clouds and shadows removal in satellite images. In: *Computational Modelling of Objects Represented in Images*. [S.l.: s.n.], 2012. p. 153–158.
- STATELLA, T.; SILVA, E. A. Shadows and clouds detection in high resolution images using mathematical morphology. In: *Pecora 17 - The Future of Land Imaging. Going Operational*. [S.l.: s.n.], 2008.
- VESE, L. A.; OSHER, S. J. Modeling textures with total variation minimization and oscillating patterns in image processing. *Journal Of Scientific Computing*, v. 19, p. 553–572. New York: Plenum Press., 2002.
- ZHANG, X.; QIN, F.; QIN, Y. Study on the thick cloud removal method based on multi-temporal remote sensing images. In: *International Conference on Multimedia Technology (ICMT)*. [S.l.: s.n.], 2010. p. 1–3. Ningbo: IEEE.