Anais do XVIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto -SBSR ISBN: 978-85-17-00088-1

Análise de mistura espectral com sensores de diferentes resoluções espaciais do CBERS4

João Flávio Costa dos Santos¹ José Marinaldo Gleriani¹ Sidney Geraldo Silveira Velloso²

¹ Universidade Federal de Viçosa – DEF/UFV 36570-000- Viçosa - MG, Brasil {gleriani, joao.flavio}@ufv.br

² Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística - IBGE 80010-300 - Florianópolis - SC, Brasil sidney.velloso@ibge.gov.br

Abstract. Spectral unmixing models have been used for a wide variety of applications and the linear model has been widely used. In order to improve the performance of the models, new approaches have been used as nonlinear (logistic) functions in MLP (Multi-Layer Perceptron) networks, nonlinear modeling expressing the interaction of the photon with neighboring covers, or use of endmenbers from spectral libraries. With the launch of the CBERS-4, and the presence of PAN-MS and MUX sensors with three channels with the same spectral resolution, but with different spatial resolutions, there are new research possibilities. We have the opportunity to verify if the use of purer endmenbers, where data acquired with the same illumination/observation geometry and atmospheric conditions, can improve the fit of the model, or if the spatial resolution interferes with the fit of the model. It was verified that the use of endmembers collected in PAN-MS images used in the MUX image did not improve the fit of the model, probably by forcing the modeling of non-existent mixed pixel values in 20m spatial resolution, linear mixture model generated with PAN-MS data resulted in a better fit.

Palavras-chave: Linear spectral mixture model, endmember selection, mixed pixel, Modelo Linear de Mistura Espectral, Seleção de endmembers, pixel misto.

1. Introdução

Nas imagens orbitais, os *Digital Numbers* (DN) correspondem à média da intensidade da energia refletida ou emitida pelos diferentes alvos, adicionados os efeitos atmosféricos, dentro do campo de visada instantâneo do sensor (IFOV) (Lillesand et al., 2007). Os elementos de imagem (pixels) podem representar a resposta de um único, ou vários tipos de cobertura da terra, caracterizando nesse ultimo caso, o pixel misto. A mistura espectral pode ocorrer em função da fragmentação da paisagem e da resolução espacial do sensor. Embora seja esperado maior pureza em pixels menores, Keshava e Mustard (2002) alertam que para altas resoluções, componentes antes desprezadas, ganham importância em pixels pequenos.

Para quantificar a proporção de dois ou mais componentes dentro de um pixel, técnicas de análise de mistura espectral podem ser utilizadas. O MLME (Modelo Linear de Mistura Espectral) se baseia na premissa de que a resposta de cada pixel, em qualquer comprimento de onda, pode ser considerada como uma soma linear de componentes de espectros puros (*endmembers*) ponderada pela fração que a componente ocupa dentro pixel (Shimabukuro, 1987). O MLME é capaz de estimar e separar a proporção de cada componente dentro do pixel em imagens fração resultantes, de acordo com a Equação 1

$$r_i = \sum_{j=1}^n (a_{ij} x_j) + e_i \tag{1}$$

onde: r_i - reflectância espectral de um pixel na i-ésima banda espectral; n- número de componentes puros; a_{ij} -reflectância espectral conhecida do j-ésimo componente na i-ésima banda espectral; x_j - valor a ser estimado de proporção do j-ésimo componente dentro do pixel; e e_i - é o erro associado à i-ésima banda espectral.

Visando melhorar o ajuste dos modelos de mistura, alguns autores (Foody et al. 1997; Liu e Wu, 2005; Van de Voorde et al., 2009) utilizaram redes de Perceptrons de Multiplas Camadas (MLP) onde a função logística não-linear foi utilizada. Somers et al (2009) fazem a modelagem não linear, introduzindo no modelo, o espalhamento múltiplo do fóton de energia e a interação de tipos de cobertura próximos.

Embora alguns trabalhos foquem em modelos lineares ou não, outros autores buscam uma forma de melhor selecionar os componentes puros (*endmembers*). Dentre as formas de obtenção tem-se os a utilização de bibliotecas espectrais e seleção na própria cena. No primeiro caso há desvantagens do espectro ter sido obtido em condições ambientais e atmosféricas não representativas da imagem a qual se quer modelares. Por outro lado, buscar a componente pura na própria cena, é relativamente fácil e a componente esta na mesma escala de obtenção da cena (Quintano et al., 2012).

Com a continuidade do programa Sino-Brasileiro e o lançamento do CBERS-4, o qual carrega, entre outros os sensores MUX e a câmera Pancromática/ Multiespectral (PAN/MS), novas hipóteses podem ser testadas. A câmera MS possui três canais (2, 3 e 4) com os mesmos intervalos espectrais dos canais (6, 7 e 8) da câmera MUX, no entanto, a resolução de 10m da câmera MS, permite, teoricamente, a obtenção de um valor espectral mais puro (*endmember*) o qual poderia ajustar melhor um MLME e, consequentemente, obter de erros menores. Assim os objetivos do presente trabalho são: (i) comparar o desempenho de Modelos Linerares de Mistura Espectral estruturados com dados PAN/MS e MUX; (ii) analisar se a utilização de *endmember* "mais puro" obtidos com dados de melhor resolução espacial(PAN/MS), ajustariam melhor o modelo criado com dados MUX.

2. Material e Métodos

A área de estudo está localizada no estado do Mato Grosso do Sul, entre as coordenadas 52° 50' 13,51'' W / 19° 44' 56,53''S e 52° 35' 46,84''W / 19° 31' 15,38''S (Figura 1). A área tem predomínio de cobertura vegetal, com destaque para gramíneas (pastagem), cerrado e eucalipto.





Foram utilizadas informações espectrais das câmeras MUX 20m e Pancromatica/Multiespectral (PAN/MS) 10m ambas a bordo do satélite Sino-Brasileiro de Recursos Terrestres - CBERS-4 (órbita/ponto 162/122, 27/04/2015). Essas duas câmeras estão em operação conjunta e possuem os mesmos intervalos de comprimentos de onda para as bandas verde, vermelho e infravermelho próximo (Tabela 1), diferindo quanto à resolução espacial, de 10m para PAN-MS e 20m para MUX.

Tabela 1. Faixas espectrai	s das câmeras	PAN/MS e	e MUX CBERS-4
----------------------------	---------------	----------	---------------

PAN-MS 10 m	MUX 20 m	Intervalo de comprimento de onda (µm)
B2	B6	Verde: 0,52 – 0,59
B3	B7	Vermelho: 0,63 – 0,69
B4	B8	Infravermelho Próximo: 0,77 – 0,89

Como as câmeras têm aquisição simultânea das informações, os efeitos atmosféricos atuantes são os mesmos, o que torna desnecessário as etapas de correção atmosférica. Os dados da câmera MUX foram transformados para refletância aparente de acordo com a equação (1);

$$\rho = \frac{L_{\lambda} \cdot \pi \cdot d^2}{E_{\lambda} \cdot \cos \theta_z} \tag{1}$$

em que ρ é a refletância aparente (adimensional), L_{λ} a radiância [W.m⁻².sr⁻¹], π [sr⁻¹], d é a distância Terra-Sol em unidades astronômicas e θ_z o ângulo zenital Solar.

Os valores de E são publicados em Pinto et al. (2016) e os valores de L são obtidos através da equação 2

$$L_{\lambda} = G_{\lambda} \cdot DN_{\lambda} + offset_{\lambda} \tag{2}$$

em que: G e *offset* são os valores de ganho e *offset*, respectivamente, para cada canal (Pinto et al, 2016) e DN o valor digital não calibrado.

Como os valores de calibração para a câmera PAN/MS não foram publicados, procedeuse o processo de retificação radiométrica proposto por Hall et al (1991), em que, após a localização de alvos pseudoinvariantes claros e escuros, retifica-se a imagem de interesse (PAN/MS) a partir de uma imagem de referência (MUX).

De acordo com Hall et al. (1991), a banda retificada T(i) é calculada por uma transformação linear do tipo:

$$T(i) = m_i x_i + b_i \tag{3}$$

em que: x_i é a banda a ser retificada e m_i e b_i são calculados através das equações:

$$m_i = (B_{Ri} - D_{Ri} / (B_{Si} - D_{Ri}))$$
 (4)

$$b_{i} = (D_{Ri}B_{Si} - D_{Si}B_{Ri})/(B_{Si} - D_{Si})$$
(5)

em que: D_{Si} , D_{Ri} , B_{Si} , B_{Ri} são as médias para as áreas pseudoinvariantes escuras (D) e claras (B) para as imagens a serem retificadas (S) e para as imagens de referência (R). Para verificar se a retificação foi bem sucedida, os autores sugerem que a diferença da média do número

digital encontrado nas áreas de controle radiométrico na imagem retificada e nas mesmas áreas da imagem de referência não seja maior que uma unidade.

Foram criados três modelos lineares de mistura espectral (MLME): (i) com os dados do sensor PAN/MS (modelo PAN-234); (ii) com os dados do sensor MUX (modelo MUX-678) e (iii) um modelo para o MUX com informações espectrais dos *endmembers* coletados na imagem do sensor PAN/MS.

A seleção dos *endmembers* foi fundamentada na observação do gráfico de dispersão (*scatterplot*) formado entre as bandas do vermelho (V) e infravermelho próximo (IVP), as quais são de menor correlação. Os *endmembers* são pontos mais extremos do triângulo imaginário formado pela dispersão dos pontos (V, IVP), e todas as demais informações (que representam locais onde há maior mistura) estão inseridas no interior desse triângulo. Uma vantagem desta técnica é que a seleção dos espectros puros baseia-se na variabilidade espectral inerente aos dados da imagem, sem a necessidade de pixels totalmente puros. Três componentes puros (solo, sombra e vegetação) foram utilizadas nesse trabalho.

Para avaliar a qualidade dos MLME foi calculado o erro médio absoluto (EMA) segundo a Equação 6:

$$EMA_{i} = \frac{\sum_{k=1}^{M} \left| b_{i} - (\sum_{j=1}^{n} a_{ij} x_{j}) \right|}{M}$$
(6)

em que: EMA – erro médio absoluto da i-ésima banda espectral; M - número de pixels da cena; bi é o valor da banda i-ésima banda espectral(em DN); n - o número de componentes puros; a_{ij} -reflectância espectral conhecida do j-ésimo componente na i-ésima banda espectral; e x_i - valor a ser estimado de proporção do j-ésimo componente dentro do pixel.

3. Resultados e Discussão

O programa CBERS-4, com seus quatro sensores, permite, com as câmeras PAN/MS e MUX analisar o efeito da resolução espacial no modelo linear de mistura espectral (MLME), uma vez que os sensores têm três canais com a mesma resolução espectral e imageamento simultâneo.

Após retificação radiométrica, na qual utilizou-se solo exposto e água limpa e profunda como alvos claros e escuros repectivamente, executou-se a operação de média zonal na imagem PAN/MS. As diferenças (Δ DN) dos valores para as áreas claras (solo exposto) e escuras (água) obtidos entre as bandas 2/5, 3/6, 4/8 dos sensores PAN-MS/MUX, respectivamente, foram menor que uma unidade.

O endmember de vegetação foi selecionado em uma área com vegetação de baixo porte (gramíneas), o de solo em uma área de solo exposto (estrada) e o de sombra em uma área de corpo d'água. Para ambos os sensores (PAN-MS e MUX), os pixels extremos dos triângulos imaginários formados no gráfico de dispersão, indicaram as mesmas regiões. Em função da resolução espectral do sensor PAN/MS (10 m), o pixel do qual se obteve o valor do endmember ficou inserido na área coberta pelo pixel MUX (20 m). Essa constatação indica que em função da melhor resolução espacial, há chances maiores de se obter valores de endmember mais puros em sensores de melhor resolução espacial. A Figura 2 ilustra o gráfico de dispersão dos valores digitais DN obtidos com os sensores PAN/MS e MUX, e a Tabela 1, os valores digitais dos endmembers, na qual observa-se que alvos homogêneos como a água, o valor digital (DN) quase não difere.



Figura 2. Gráficos de dispersão (*scatterplot*) entre as bandas do Vermelho e Infravermelho Próximo da Câmera Pancromática/Multiespectral (PAN-MS)/CBERS-4 (A) e MUX/CBERS (B) utilizados para identificar os *endmembers* de sombra vegetação e solo.

Tabela 1. Valores digitais (8 bits)	dos endmembers selecionados	para os dados PAN/MS e
MUX.		

Sensor	Banda	Vegetação	Solo	Água
	B2	20	32	13
AN MS	B3	11	53	8
d L	B4	118	87	8
×	B6	10	37	14
MU	B7	11	57	7
	B8	112	83	8

A Figura 3 ilustra os erros obtidos com os modelos testados no presente artigo. O MLME estruturado com os dados da câmera PAN/MS exibiu melhor ajuste das componentes e um menor erro médio absoluto em todos os canais, quando comparado aos dados MUX. Embora de difícil explanação, uma vez que os *endmembers* foram coletados nas mesmas áreas, para ambos os sensores, mas o ajuste do modelo com dados PAN-MS foi melhor.



Figura 3. Valores de Erro Médio Absoluto (EMA) por banda espectral para modelos lineares de mistura espectral estruturados com dados PAN-MS(10 m), MUX (20 m) e MUX com valores dos endmembers encontrados para PAN (MUX+PAN).

Observa-se que, apesar do valor ligeiramente menor para o erro da banda do vermelho para o modelo PAN-MS+MUX, para as bandas do verde e infravermelho próximo o erro foi maior (Figura 3), mostrando que a utilização de espectros (*endmembers*) mais puros, extraídos do PAN/MS, não ajuda numa melhor modelagem dos dados de resolução inferior (MUX).

Uma possível explicação do porque o modelo PAN-MS+MUX não apresentar bons resultados pode ser observado na Figura 4, o qual ilustra a posição de três *endmembers* A, B e C e a posição espacial hipotética A', B' e C' obtidos com um sensor de melhor resolução espacial.



Figura 3. Espaço de atributos ilustrando as componentes puras A, B e C e a posição A', B' e C' obtidas em uma imagem com um sensor de melhor resolução espacial.

Embora os novos *endmembers* "abram" o espaço cartesiano, permitindo maior possibilidade de modelagem, não existe no espaço cartesiano (e na imagem) valores digitais os quais ocupariam a áreas destacadas pelas elipses vermelhas. Nem o *endmember* coletado na cena MUX, nem o *endmember* coletado na cena PAN-MS são realmente puros, mas a

pureza obtida com dados MUX é a "correta" para a modelagem matemática do espaço A, B e C. Assim, a pureza é inerente (e suficientemente) à resolução do sensor.

4 Conclusões

O uso de componentes espectrais puras (*endmembers*), mais "puros" coletados de outro sensor não melhora o ajuste do MLME. O MLME executado com dados de um sensor de 10m foi melhor que o MLME de um sensor de 20m de resolução.

Agradecimentos

Os autores agradecem o apoio FAPEMIG e ao IBAMA pelo acesso ao banco de imagens RapidEye.

Referências Bibliográficas

Foody, G.M.; Lucas, R.M.; Curran, P.J.; Honzak, M. Non-linear mixture modeling without end-members using an artificial neural network. **International Journal of Remote Sensing** .v.18, n.4, p.937-953, 1997.

Hall, F.G.; Strebel, D.E.; Nickeson, J.E.; Goetz, S.J. Radiometric rectification: toward a common radiometric response among multidate, multisensor images. **Remote Sensing of Environment**, v. 35, n. 1, p. 11-27, Jan. 1991.

Keshava, N.; Mustard, J.F. Spectral unmixing. IEEE Processing Magazine, v.2, n.1, pp. 44–57, 2002

Lillesand, T.; Kiefer, R, W.; Chipman, J. **Remote Sensing and Image Intepretation**. 6ed. John Wiley and Sons, 804p, 2007.

Liu, W.; Wu, E. Y.. Comparison of non-linear mixture models: sub-pixel classification. **Remote Sensing of Environment**, v.94, n.2, p. 145-154, 2005.

Pinto, C.; Ponzoni, F.; Castro, R.; Leigh, L.; Mishra, N.; Aaron, D.; Helder, D. First in-Flight Radiometric Calibration of MUX and WFI on-Board CBERS-4. **Remote Sensing**. v. 8, n.5, p.1-22, 2016.

Quintano, C.; Fernández-Manso, A.; Shimabukuro, Y.E.; Pereiras, G. Spectral unmixing. International Journal of Remote Sensing, v. 33, n.17, p.5307-5340, 2012.

Shimabukuro, Y. E. Shade images derived from linear mixing models of multispectral measurements of forested areas.. Tese (Doctor of Philosophy) - Colorado State University, Fort Collins, CO, 1987.

Somers, B; Cools, K.; Delalieux, S.; Stuckens, J.; Van der Zande, D.;Verstraeten, W. W.; Coppin, P. Nonlinear Hyperspectral Mixture Analysis for tree cover estimates in orchards. **Remote Sensing of Environment**, v. 113, n.6, p.1183-1193, 2009.

Van de Voorde, T; Roeck, T; Canters, F. A comparison of two spectral mixture modeling approaches for impervious surface mapping in urban areas. **International Journal of Remote Sensing**.v.30, n.18, p. 4785-4806, 2009.

Wu, C. and A.T. Murray. Estimating impervious surface distribution by spectral mixture analysis. **Remote Sensing of Environment**, v. 84, n.4, p. 493-505. 2003.