Classificação textural multisensores: tamanho da janela, característica dos alvos e bandas espectrais.

João Flávio Costa dos Santos¹ Guilherme Silvério Aquino de Souza¹ José Marinaldo Gleriani¹ Sidney Geraldo Velloso²

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

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

Abstract. The Earth surface contains information that may differ according to the data taken by the sensor. With the increase the number of spatial sensors it is possible to analyze, in a period smaller than 16 days, the same terrestrial surface in different resolutions. Semivariograms curves were generated for a scene with predominance of cerrado, eucalyptus and grass with data OLI/Landsat-8 30m, MUX/CBERS4 20m, PAN-MS/CBERS4 10m and RapidEye 5m. It was also generated the descriptors of texture Entropia, Angular Second Moment and Contrast in windows 5x5 and 15x15 which were used in a classification pixel by pixel. It was observed that for land cover - cerrado - there was no stabilization of the semivariogram, probably due to the many typologies found in the scene (campo cerrado until cerradão). For the red band (R) there is stabilization of the histogram, which does not always occur with the near infrared band (NIR), probably due to the saturation of the NIR signal with values of Leaf Area Index (LAI) higher than found in R channels. Stabilization of the histogram occurs with windows inversely proportional to the resolution, showing that the better the spatial resolution the greater the variance and a larger window is needed to describe it. The windows size was not conclusive and the use of red channels should be used in preference NIR channels or NDVI.

Palavras-chave: semivariogram, MUX/CBERS-4, eucalipto, semivariograma, MUX/CBERS-4, eucalyptus.

1. Introdução

A definição de textura talvez seja tão complexa quanto a mensuração desse elemento em imagens (Mather, 2004). Avery e Berlim (1998) definem textura como variabilidade ou uniformidade dos tons/cores produzidos pela agregação da menor unidade detectada na imagem. Apesar de muito utilizada na interpretação visual, depois de décadas de pesquisas, ainda parece distante um método robusto para incorporar a textura nos processos de classificação (Ferro e Warner, 2002). A metodologia mais antiga emprega os descritores de Haralick et al. (1973) os quais são derivados da Matriz de Co-ocorrencia dos Níveis de Cinza (GLCM); essa matriz expressa a probabilidade da ocorrência de dois valores de cinza, em um tamanho específico de janela, numa dada distância em uma direção angular (Mather, 2004). Sobre o tamanho da janela, Tso e Mather (2009) descrevem a utilização do semivariograma na definição do tamanho ideal: uma janela muito pequena pode não capturar a real informação de textura, e uma janela excessiva aumenta o efeito de borda (Ferro e Warner, 2002). Mather (2004) descreve que a textura depende da escala de variação na qual estamos dispostos a denominar "textura" (local ou regional) e da escala de observação: uma superfície que se apresenta rugosa em uma imagem de alta resolução pode não ser rugosa em uma imagem de baixa resolução (Mather, 2004; Maillard, 2006). Alguns autores utilizam transformações espectrais (por exemplo, o Normalized Difference Vegetation Index - NDVI (Guarrides et al., 2006), ou a primeira componente principal derivada das seis bandas refletivas do Thematic Mapper/Landsat-5 (Lloyd et al., 2004) como fonte de textura. A energia que chega ao sensor é finita e, consequentemente, uma resolução deve ser sacrificada em benefício de outra

(Kennedy et al., 2009); dessa maneira, os canais pancromáticos, de melhor resolução espacial, são preferidos para a extração da informação textural (Maillard, 2006; Hoppus et al. 2009). A quantificação da heterogeneidade espacial é descrita por Garrides et al. (2006) em 18 paisagens diferentes com semivariogramas executados com dados Ikonos (4m) e HRV/Spot de 20m e degradações sucessivas de 60, 300, 500 e 100m. O presente trabalho visa: a) analisar através de semivariogramas, a heterogeneidade espacial de uma cena com predomínio de gramíneas, eucalipto e cerrado, com dados de 5, 10, 20 e 30m; b) Analisar se a textura é melhor caracterizada com as bandas espectrais da região do vermelho (R), infravermelho próximo (NIR) ou o índice NDVI; c) e analisar a exatidão de classificação, por classe, através de descritores texturais derivados da matriz de co-ocorrencia.

2. Metodologia de Trabalho

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).



Figura 1- Localização da área de estudo em imagem 2B4R5G do sensor RapidEye.

Foram utilizados os dados dos sensores Rapideye (RE) 5m (09/04/2015) OLI/Landsat-8 30m (órbita/ponto 224/74, 19/04/2015), e dos sensores MUX 20m e da câmera Pancromatica e Multiespectral (PAN/MS) 10m CBERS-4 (órbita/ponto 162/122, 27/04/2015). Todas as imagens estavam na projeção UTM/WGS-84 e reamostradas em convolução cúbica.

Para análise da dependência espacial, foram produzidos os semivariograma (Equação 1) das classes de cobertura cerrado, eucalipto e gramíneas para as bandas do vermelho (4 – OLI, 3-RE, 3- PAN/MS e 7-MUX) e do infravermelho proximo (5 – OLI, 5-RE, 4-PAN/MS e 8-MUX).

$$\hat{Y}(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [z(x_i) - z(x_i + h)]^2$$
(1)

em que:

 $\hat{Y}(h)$ é o semivariograma estimado, N(h) é o número de pares de valores medidos, z(h) z(x+h), separados pela distância h.

Adicionalmente, foram produzidos semivariogramas para o - NDVI (Rouse et al., 1974) o qual foi calculado conforme a Equação 2.

$$NDVI = \frac{IVP - V}{IVP + V}$$
(2)

A partir da análise dos semivariogramas definiram-se os tamanhos das janelas (quantidade de pixels) necessários para superar a dependência espacial e extrair os descritores de textura. Foram utilizados os seguintes descritores derivados da Matriz de Co-ocorrência: Entropia, Segundo Momento Angular e Contraste. A Entropia expressa a desordem contida na textura, o Segundo Momento Angular expressa a uniformidade da textura e o Contraste expressa a diferença entre os tons de cinza.

Fez-se a classificação supervisionada pixel a pixel com o algoritmo de distância mínima e gerou-se a matriz de erros com 395 pontos de avaliação. Com o objetivo de analisar a exatidão classe a classe, após a geração da matriz de erros, gerou-se o produto da exatidão do usuário (3) pela exatidão do produtor (4).

exatidão - do - usuário =
$$\frac{n_{ii}}{n_{i+}}$$
 (3)
exatidão - do - produtor = $\frac{n_{jj}}{n_{+i}}$ (4)

Ou seja, se todos os pontos de referência de uma data classe forem classificados e se não existir a inclusão de nenhuma outra classe na classe de interesse, o produto é a unidade.

3. Resultados e Discussão

Embora trabalhos como o de Guarrides et al. (2006) analisem heterogeneidade espacial pela degradação (simulação) dos dados HRV/Spot, nos dias atuais, a grande quantidade de sensores orbitais operantes permitem o imageamento multi-resolução em um espaço de tempo muito curto, como realizado neste trabalho.

Observando-se os semivariogramas para a região do vermelho (R) (Figura 2) verifica-se que para a classe de cobertura – cerrado – a variância não estabilizou para nenhum os sensores, provavelmente porque existe grande variação devido à existência de fitofisionomias - cerradão, cerrado e campo cerrado. Já para a classe de cobertura – eucalipto - o semivariograma estabilizou (i.e., chegou ao patamar) entre 5 (para o sensor OLI) e 15 (para RapidEye), sugerindo uma relação inversa com a resolução espacial do sensor, ou seja, sensores de melhor resolução, necessitam de uma janela maior, o que mostra que, com o aumento do tamanho do pixel, estes tendem a serem mais iguais, exibindo pouca variância existente na cena. Comportamento similar foi observado para a classe – gramíneas - que não estabilizou para o sensor RE, mas variou de 17 a 5 pixels para os demais sensores.

Para a região do infravermelho próximo (NIR) (Figura 3), não houve a estabilização do tamanho da janela para nenhum dos sensores. Uma das explicações pode ser por ser um cena com predomínio de vegetação, e a resposta espectral da vegetação, na região do R, chega à saturação, com o Índice de Área Foliar (IAF) com valores próximos a 2-3, já para a região do NIR a saturação (R_{∞}) ocorre para valores de IAF próximos a 7-8 (Allen e Richardson , 1968; Gausmann et al., 1976). Desse modo a variância de um "pixel vegetado" seria descrito pelo porte da vegetação – gramínea, arbusto e/ou árvore (com o correspondente sombreamento) e o pelo IAF.







Figura 3. Semivariogramas produzidos com informações espectrais da banda infravermelho próximo.

Os semivariogramas para o NDVI (Figura 4) seguiram tendência similar àqueles encontrados para a região espectral do R. Esse índice tem uma tendência de saturação para IAF maiores que 3 (Holben e Tucker, 1980).

5107





Em função dos patamares estarem compreendidos entre 15 e 5 pixels aproximadamente, utilizamos estes dois tamanhos de janela para extrair as informações texturais utilizadas na classificação automática por Distância Mínima. Os resultados da avaliação das classificações (Figura 5) indicam que houve influência da informação espectral (NIR, R e NDVI) e do tamanho da janela (5x5 ou 15x15) na qualidade das classificações.



Figura 5. Exatidão do usuário ponderada pela exatidão do produtor para as classificações realizadas com informações texturais obtidas de janelas 5x5 e 15x15 para as bandas infravermelho próximo (NIR), vermelho (RED) e do NDVI para diferentes sensores.

A exatidão global pode, para uma classe expressiva em área e de fácil discriminação gerar um valor que não reflita a baixa exatidão para outras classes menos expressivas em área. No presente estudo, optou-se pelo produto da exatidão o usuário pela exatidão do produtor como maneira de agregar em um único valor, a exatidão da classe especifica. Os maiores valores foram encontrados para as classes - cerrado e eucalipto - para o sensor OLI com descritores texturais derivados de janela 5x5 com os canais R e NIR. Embora os valores sejam baixos, deve-se lembrar de que a textura muitas vezes é utilizada em conjunto com a classificação espectral na melhoria da classificação. Nenhuma tendência é observada quanto ao tamanho da janela, apenas o sensor PAN-MS teve uma tendência de melhor exatidão em janelas 15x15 do que com janelas 5x5.

4- Conclusões

Observou-se que existiu a relação inversa entre a variância e o tamanho do pixel. Quanto menor o pixel (melhor resolução) menor a dependência espacial entre os mesmos. O produto da exatidão do produtor pela exatidão do usuário, teve os maiores valores com a classificação dos descritores gerados a partir das imagens R e NIR, sendo que, alguns trabalhos utilizem a banda R pelo maior efeito de sombreamento.

Agradecimentos

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

Referências Bibliográficas

Allen, W.A.; Richardson, A J. Interaction of light with a plant canopy. **Journal of the Optical Society of America**, v.58, n.8, p. 1023-1028, 1968.

Avery, T. E.; Berlim, G.L. Fundamentals of remote sensing and airphoto interpretation.5 ed, New Jersey, Prentice Hall, 472p.

Ferro, C.J.S.; Warner, T. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, v. 68, n. 1, p. 51-53, 2002.

Gausmann, H.W.; Rodriguez, R.R.; Richardson, A.J. Infinite reflectance of dead compared with life vegetation, Agronomy Journal v.68, n.2. p.295-296, 1976.

Guarrides, S.; Allard, D.; Baret, F.; Weiss. M. Quantifying spatial heterogeneity at the landscape scale using variogram models, **Remote Sensing of Environment**, v.103, n.1, p.81-96, 2006.

Haralick, R. M.; Shanmugam, K.; Dinstein, I. Textural Features for Image Classification, **IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics**, v. SMC-3, p. 610-621, 1973. Holben, B.N.; Tucker, C.J. Spectral assessment of soybean leaf area and leaf biomass. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v.46, n.5, p.651-656, 1980.

Hoppus, M. L.; Riemann, R. I.; Lister, A. J.; Finco, M. V.. The effectiveness of texture analysis for mapping forest land using the panchromatic bands of Landsat 7, SPOT, and IRS imagery. In: Proceedings Forest service remote sensing applications conference, 9; San Diego, CA, 2002: The American Society for Photogrammetry and Remote Sensing.

Kennedy, R.E.; Townsend, P.A.; Gross, J.E.; Cohen, W.B.; Bolstad, P.; Wang, Y. Q.; Adams, P. Remote sensing change detection tools for natural resource managers: Understanding concepts and tradeoffs in the design of landscape monitoring projects. **Remote Sensing of Environment,** v.113, n.7, p.1382-1396, 2009.

Lloyd, C.D.; Berberoglu, S.; Curran, P.J.; Atkinson, P.M. A comparison os texture measures for the per-field classification of Mediterranean land cover, **International Journal of Remote Sensing**, v.25, n.19, p.3943-3965, 2004.

Maillard, P. Spectral-Textural image classification in a semiarid environment. In: ISPRS Proceedings: Remote Sensing: From Pixels to Processes, 2006, Netherland. **Anais**, 2006, p. 1-6, On-line. ISSN: 1682-1777. Disponível em: < http://www.isprs.org/proceedings/XXXVI/part7/PDF/107.pdf>. Acesso em: 08 jul. 2016

Maillard, P. Spectral-Textural image classification in a semiarid environment. In: ISPRS Proceedings: Remote Sensing: From Pixels to Processes, 2006, Netherland. **Anais**, 2006. Artigos, p. 1-6., On-line. ISSN: 1682-1777. Disponível em: < http://www.isprs.org/proceedings/XXXVI/part7/PDF/107.pdf>. Acesso em: 08 jul. 2016.

Mather, P.M. **Computer processing of remotely sensed images**. 3 ed, John Wiley and Sons, West Sussex, England 2004, 215p.

Tso, B; Mather, P.M. Classification methods for remotely sensed data, 2 ed., CRC, Boca Raton, 207p. 2009.