

POTENCIAL DE APLICAÇÃO DO ALGORITMO SPECTRAL ANGLE MAPPER (SAM) EM IMAGENS LANDSAT PARA DISCRIMINAÇÃO DE ÁREAS DE SERINGUEIRA

Paolla Pierin **Bensuaski**¹; Luciana Spinelli **Araujo**²; Daniel **Gomes**³; Vinicius Castilho **Santos**⁴; Luiz Eduardo **Vicente**⁵

№ 15512

RESUMO - O objetivo deste trabalho foi avaliar o potencial de aplicação do algoritmo Spectral Angle Mapper (SAM) em imagens OLI/Landsat para a discriminação de áreas de seringueira na região noroeste do Estado de São Paulo. Na imagem, amostras dos alvos dominantes da paisagem foram empregadas para gerar a classificação SAM. Com base em pontos coletados em trabalho de campo, a classificação das áreas de seringueira foi analisada com 33,3% de acertos, 51,3% de erros aceitáveis e 15,4% de erros não aceitáveis, o que é um resultado satisfatório para a análise exploratória realizada.

Palavras-chave: Classificação, *Hevea brasiliensis,* Landsat, Seringueira, Spectral Angle Mapper (SAM).

3 Colaborador, Analista da Embrapa Monitoramento por Satélite, Campinas-SP.

¹ Autora, Estagiária Embrapa: Graduação em Tecnologia Ambiental, FT / Unicamp, Campinas-SP; paolla.pb@gmail.com.

² Orientadora: Pesquisadora da Embrapa Monitoramento por Satélite, Campinas-SP; luciana.spinelli@embrapa.br.

⁴ Estagiário Embrapa: Graduação em Engenharia Agrícola, FEAGRI / Unicamp, Campinas-SP.

⁵ Colaborador, Pesquisador da Embrapa Monitoramento por Satélite, Campinas-SP.



ABSTRACT - The objective of this study was to evaluate the potential of application of the Spectral Angle Mapper (SAM) algorithm to OLI/Landsat images for distinguishing rubber tree crop areas in the northwest region of the state of São Paulo. In the image, samples of dominant targets in the landscape were used to generate the SAM classification. Based on the points collected at the field, the classification of rubber-tree crop areas was analyzed and 33.3% of them were correct, 51.3% showed acceptable errors and 15.4% showed unacceptable errors, which is a satisfactory result for the exploratory analysis.

Key-words: Classification, Hevea brasiliensis, Landsat, rubber tree, spectral angle mapper (SAM).

1 INTRODUÇÃO

A seringueira (Hevea brasiliensis) é a maior fonte de borracha natural no mundo. No Brasil, 54% da borracha natural produzida é oriunda dos seringais do Estado de São Paulo (IAC, 2015a). Segundo dados do Levantamento Censitário de Unidades de Produção Agropecuárias (SÃO PAULO, 2015), na Regional Agrícola de General Salgado, foi identificado incremento de 6.000 ha na área cultivada com seringueiras entre 1995/1996 e 2007/2008. Apesar dessa expansão da cultura, são escassos estudos, especialmente sobre a distribuição desses plantios no mosaico de uso da terra do estado. A Embrapa Monitoramento por Satélite vem desenvolvendo projeto que tem por objetivo caracterizar a dinâmica espaçotemporal de uso e ocupação dessas terras ao longo dos últimos dez anos. Nesses estudos, o emprego de técnicas de sensoriamento remoto e geoprocessamento, além de imagens Landsat, é essencial por propiciar a análise do uso da terra a partir de série histórica de dados. No caso específico de estudos sobre seringueira, Dong et al. (2013) demonstraram o potencial da aplicação de índices de vegetação às séries Landsat para caracterização das fases fenológicas dessa cultura em região da China usando análise dos perfil temporais da espécie. Também na China, Chen et al. (2012) demonstraram boa relação entre as idades das seringueiras em imagens Landsat com análises de regressão multivariada, incorporando as bandas originais a índices de vegetação e componentes tasseled cap.

Para melhor identificar os alvos de interesse, foram feitas classificações baseadas em análises de mistura espectral. Tradicionalmente esses modelos, como o *spectral angle mapper* (SAM), são voltados para a análise da informação espectral de bandas contínuas, e sua utilização é associada ao mapeamento semiquantitativo de dados hiperespectrais (SCHOWENGERDT, 1997; VICENTE; SOUZA FILHO, 2011). No entanto, esse método pode ser adaptado também para análises de dados espectrotemporais (REMBOLD; MASELLI, 2006; YI et al., 2007) e vem sendo aplicado a imagens Landsat para mapear a cultura de cana-de-açúcar (VICENTE et al., 2012).



O objetivo deste trabalho foi avaliar o potencial de aplicação do algoritmo SAM a imagens Landsat para discriminar áreas de seringueira, visando auxiliar as análises feitas no projeto coordenado pela Embrapa.

2 MATERIAL E MÉTODOS

A área de estudo tem aproximadamente 183 mil hectares, está localizada na região noroeste do Estado de São Paulo e abrange quatro sub-bacias hidrográficas do Rio Tietê – Córrego da Arribada, Ribeirão Santa Bárbara, Ribeirão São Jerônimo e Ribeirão das Corredeiras (Figura 1). A imagem OLI/Landsat, órbita/ponto 222/74, de maio de 2015, foi calibrada e corrigida radiometricamente usando o Sistema de Calibração e Correção Atmosférica Multissensor (EMBRAPA MONITORAMENTO POR SATÉLITE, 2015) e os parâmetros atmosféricos do site Giovanni (ACKER; LEPTOUKH, 2007; GOMES et al., 2015; NASA, 2015).



Figura 1. Estado de São Paulo com localização da área de estudo e detalhamento da área em imagem OLI/Landsat de maio de 2015 (R6G5B4).

A escolha das classes de cobertura da terra foi determinada pelo levantamento de campo realizado em março de 2015, quando o plantio da seringueira ocorria em diferentes fases, agrupadas em três classes: (i) fase pós-plantio, denominada seringueira 1; (ii) fase madura, mas ainda sem o dossel contínuo, denominada seringueira 2; e (iii) fase adulta, com dossel contínuo, denominada seringueira 3. Outras classes de cobertura da terra foram observadas, com destaque para agricultura (predominantemente cana-de-açúcar) e pastagem. Áreas de floresta ocorrem em pequenos fragmentos entre as lavouras e ao longo de cursos d'água. Ao todo, 571 pontos foram levantados com informações de localização e classe de uso da terra, 97 deles referentes às três classes de seringueira.

A classificação da imagem foi feita utilizando o *Spectral Angle Mapper* (SAM). O SAM é um método de classificação supervisionada que verifica a semelhança entre as assinaturas espectrais de alvos de referência (membros extremos, do inglês *endmembers*) e as assinaturas espectrais dos



pixels de uma imagem. Os valores do SAM são expressos em ângulos, de modo que quanto menor for o ângulo para um pixel classificado, maior será sua semelhança com a amostra de referência (KRUSE et al., 1993). Os alvos de referência para a classificação foram selecionados considerando, por um lado, as classes de cobertura da terra dominantes na área de estudo e, por outro lado, as premissas de análise espectral, que buscam maior participação de um material no pixel (WILLIAMS; HUNT JUNIOR, 2002). Dessa forma, quanto maior for o número de alvos e a sua abundância na cena, melhor será a identificação dos alvos de interesse. As assinaturas espectrais de todos os alvos foram obtidas na imagem Landsat a partir das coordenadas dos pontos de levantamento de campo. Três pontos de levantamento foram selecionados para cada classe de cobertura da terra, e a partir deles foram delimitadas regiões de interesse homogêneas de aproximadamente 50 pixels. A média da assinatura espectral dos pixels selecionados foi utilizada como espectro de referência para cada classe na classificação SAM.

As áreas da imagem marcadas como plantios de seringueira apresentaram dois padrões distintos de assinatura espectral, que não apresentaram qualquer relação com as fases de plantio identificadas no campo. Por esse motivo, as áreas de seringueira na imagem foram separadas em dois alvos de referência distintos, que representam os diferentes padrões espectrais: seringueira A e seringueira B. A partir dessas amostras das classes de uso e cobertura da terra selecionadas na imagem Landsat, foi gerada a imagem classificada da área de estudo, que contém as classes: (i) agricultura/cana-de-açúcar, (ii) pastagem, (iii) solo exposto, (iv) solo úmido, (v) seringueira A, (vi) seringueira B, (vii) floresta, (viii) mata ciliar e (ix) água.

3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Neste trabalho, as classes de seringueiras foram analisadas a partir da matriz de confusão (Tabela 1), considerando os acertos, os erros aceitáveis e os erros não aceitáveis na confrontação entre a classificação da imagem e os dados do levantamento de campo (Figura 2).

		Classes da classificação							
		Seringueira escura	Seringueira clara	Agricultura	Pastagem	Floresta	Mata ciliar	Solo exposto	Solo úmido
classes de levantamento de campo	Seringueira1	7	0	0	4	0	0	3	1
	Seringueira2	3	1	1	4	7	5	0	0
	Seringueira3	13	11	2	2	23	10	0	0
	Agricultura	4	0						
	Floresta	2	1						
	Mata Ciliar	2	1		Acertos				
	Pastagem	9	0		Erros aceitáve	is			
0	Silvicultura	1	0		Erros não ace	itáveis			

 Tabela 1. Matriz de confusão da classificação baseada no levantamento de campo.





Figura 2. Classificação de áreas de seringueira da imagem OLI/Landsat de maio de 2015 usando o algoritmo *Spectral Angle Mapper* (SAM).

Como acertos foram consideradas as classes de campo de seringueira 1, 2 e 3 que foram classificadas como seringueira A ou B (e como solo úmido/exposto no caso da seringueira 1), e como erros aceitáveis, outras classes que poderiam ser confundidas com a seringueira; as demais foram consideradas erros de classificação.

Para seringueira 1, do total de 15 pontos de campo, 7 pontos foram corretamente classificados como seringueira A. Os pontos classificados como solo exposto e solo úmido também foram considerados acertos, visto que a classe seringueira 1 é a fase inicial do plantio, quando ainda há grande influência da resposta do solo e pouca influência do dossel nas imagens (Figuras 3a e 3b). A seringueira 1 classificada como pastagem foi considerada um erro aceitável, visto que em alguns casos o solo já estava coberto com capim.

Para seringueira 2, dos 21 pontos de campo, 4 pontos foram corretamente classificados como seringueira A ou B. Foram considerados como erros aceitáveis a classe pastagem, pois a seringueira 2 ainda não tem a área fechada pelo dossel (Figuras 3c e 3d) e há influência do capim crescido sob o plantio na imagem, além das classes floresta e mata ciliar, que apresentam estrutura florestal similar à das seringueiras nas respostas da imagem.





Figura 3. Fotos de campo e detalhe de classe na imagem com área de (a) solo exposto, (b) plantio recente de seringueira (seringueira 1), (c) seringueira 2 com pasto e (d) pastagem (pasto sujo). Fotos: Arquivo Embrapa.

Para seringueira 3, com 61 pontos de campo, 24 pontos foram classificados corretamente como seringueira A ou B. Como erros aceitáveis, 33 pontos foram classificados como floresta ou mata ciliar (Figura 4). Neste caso a pastagem não foi considerada um erro aceitável, pois o dossel da seringueira 3 já é bem fechado e não há influência do solo nas imagens.



Figura 4. Exemplos de área de seringueira 3 classificada como floresta e de floresta classificada como floresta em imagem OLI/Landsat de maio de 2015 (R5G6B4), e fotos de campo com área de (a) seringueira adulta (seringueira 3) e (b) remanescente de floresta. Fotos: Arquivo Embrapa.

Em relação à análise das classes geradas pelo SAM, o maior problema identificado foi dos pontos de campo de agricultura e de pastagem classificados como seringueira A. Os demais foram considerados acertos ou erros aceitáveis, de acordo com o exposto na Tabela 1. De forma geral, o cruzamento entre os pontos de campo e os resultados da classificação de seringueiras na imagem revelou 33,3% de acerto, 51,3% de erros aceitáveis e 15,4% de erros não aceitáveis. Em relação aos erros aceitáveis, 85% deles referem-se às classes de floresta e mata ciliar, confusão já esperada dada a estrutura florestal bastante similar à das áreas de seringueira, especialmente considerando a resposta na imagem Landsat, com resolução espacial de 30 m. Para Dong et al. (2013), a forma de distinguir as florestas sempre verdes, que não perdem suas folhas durante todo o ano, das seringueiras foi empregando imagens de dois períodos: a época de perda de folhas da seringueira e a época do crescimento das folhas novas. A seringueira é uma espécie caducifólia, ou seja, que perde suas folhas durante uma parte do ano.

Segundo dados do IAC (2015b), essa sazonalidade da área foliar da seringueira é determinada pelo clima. No Estado de São Paulo, essa periodicidade compreende senescência, com área foliar mínima entre agosto-setembro, re-enfolhamento e florescimento em setembro-



outubro, área foliar máxima e frutificação entre novembro e fevereiro, com início da deiscência dos frutos. A partir de março até junho, a planta dispõe do máximo de energia e condições de produtividade (ORTOLANI et al., 1996, citado por IAC, 2015b). Dessa forma, com base nos resultados de Dong et al. (2013), a inclusão de imagens temporais pode auxiliar na distinção entre as classes de seringueira e de florestas naturais, o que refletirá no aprimoramento da metodologia e na melhora no acerto da classificação.

4 CONCLUSÃO

O teste do potencial do algoritmo de classificação *Spectral Angle Mapper* (SAM) na identificação das áreas de seringueira resultou em 33,3% de acertos e 51,3% de erros aceitáveis, com apenas 15,4% de erros identificados na análise da classificação. A próxima etapa do projeto do qual este trabalho é parte integrará a análise de uma imagem do período de senescência da seringueira às análises realizadas usando a imagem OLI/Landsat de maio de 2015, visando auxiliar na caracterização das diferentes fases fenológicas da seringueira, o que possivelmente melhorará a discriminação dessa cultura em relação às demais classes de uso e cobertura da terra na área de estudo.

5 AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem a Embrapa, pelo apoio ao estágio, e ao projeto "Sustentabilidade, competitividade e valoração de serviços ecossistêmicos da heveicultura em São Paulo com uso de geotecnologias", pelo suporte nos levantamentos de campo. Este trabalho apresenta resultados obtidos por meio de dados produzidos pelo sistema online Giovanni, desenvolvido e mantido pelo Centro GES DISC da NASA.

6 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ACKER, J. G.; LEPTOUKH, G. Online analysis enhances use of NASA Earth Science data. **Eos Transactions AGU**, v. 88, n. 2, p. 14-17, 2007.

CHEN, B.; CAO, J.; WANG, J.; WU, Z.; TAO, Z.; CHEN, J.; YANG, C.; XIE, G. Estimation of rubber stand age in typhoon and chilling injury afflicted area with Landsat TM data: A case study in Hainan Island, China. **Forest Ecology and Management**, v. 274, p. 222–230, 2012.

DONG, J.; XIAO, X.; CHEN, B.; TORBICK, N.; JIN, C.; ZHANG, G.; BIRADAR, C. Mapping deciduous rubber plantations through integration of PALSAR and multi-temporal Landsat imagery. **Remote Sensing of Environment**, v. 134, p. 392–402, 2013.

EMBRAPA MONITORAMENTO POR SATÉLITE. **Sistema de Calibração e Correção Atmosférica Multissensor (SCCAM)**. Disponível em: https://www.embrapa.br/monitoramento-por-satelite/sccam. Acesso em: 20 jun. 2015.



GOMES, D.; SILVA, R. F. B.; VICENTE, L. E.; VICTORIA, D. Atmospheric correction of GeoEye-1 images using MODIS-based parameters. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 17., 2015, João Pessoa. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2015. p. 7270-7278.

GONÇALVES, E. C. P.; FILHO, A. C.; BENESI, J. F. C.; BETTINI, M. O.; MARTINS, L. Efeitos da irrigação nos dois primeiros anos na cultura da seringueira. **Pesquisa & Tecnologia**, v. 8, n. 2, 2011.

IAC. Instituto Agronômico de Campinas. **A importância da borracha nacional**. Disponível em: http://www.iac.sp.gov.br/areasdepesquisa/seringueira/importancia.php>. Acesso em: 14 jun. 2015a.

IAC. Instituto Agronômico de Campinas. **Condições edafoclimáticas**. Disponível em: http://www.iac.sp.gov.br/areasdepesquisa/seringueira/edafoclimaticas.php>. Acesso em: 14 jun. 2015b.

KRUSE, F. A.; LEFKOF, A. B.; BOARDMAN, J. W.; HEIDEBRECHT, K. B.; SHAPIRO, A. T.; BARLOON, P. J.; GOETZ, A. F. H. The spectral image processing system (SIPS) – interactive visualization and analysis of imaging spectrometer data. **Remote Sensing of Environment**, v. 44, p. 145-163, 1993.

NASA. National Aeronautics and Space Administration. **Giovanni - (GES) Data and Information Services Center – NASA**. Disponível em: http://disc.sci.gsfc.nasa.gov/giovanni/overview/index.html. Acesso em: 07 jun. 2015.

ORTOLANI, A. A.; SENTELHAS, P. C.; CAMARGO, M. B. P.; PEZZOPANE, J. E. M.; GONÇALVES, P. S. Agrometeorological models to estimate annual and seasonal production of latex in rubber. **Revista Brasileira de Agrometeorologia**, v. 4, n. 1, p. 147-150, 1996.

REMBOLD, F.; MASELLI, F. Estimation of inter-annual crop area variation by the application of spectral angle mapping to low resolution multitemporal NDVI images. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 72, p. 55-62, 2006.

SÃO PAULO (Estado). Secretaria de Agricultura e Abastecimento. Coordenadoria de Assistência Técnica Integral. Instituto de Economia Agrícola. Levantamento censitário de unidades de produção agrícola do Estado de São Paulo - LUPA 2007/2008. São Paulo: SAA/CATI/IEA, 2008. Disponível em: http://www.cati.sp.gov.br/projetolupa. Acesso em: 15 jun. 2015.

SCHOWENGERDT, R. A. Hyperspectral image analysis. In: SCHOWENGERDT, R. A. (Ed.). **Remote sensing**: models and methods for image processing. 2. ed. New York: Academic Press, 1997. p. 459-471.

VICENTE, L. E.; GOMES, D.; VICTORIA, D. de C.; GARÇON, E. A. M.; BOLFE, E. L.; ANDRADE, R. G.; SILVA, G. B. S. Séries temporais de NDVI do sensor SPOT Vegetation e algoritmo SAM aplicados ao mapeamento de cana-de-açúcar. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 47, n. 9, p. 1337-1345, 2012.

VICENTE, L. E.; SOUZA FILHO, C. R. de. Identification of mineral components in tropical soils using reflectance spectroscopy and advanced spaceborne thermal emission and reflection radiometer (ASTER) data. **Remote Sensing of Environment**, v.115, p.1824-1836, 2011.

WILLIAMS, A. P.; HUNT JUNIOR, E. R. Estimation of leafy spurge cover from hyperspectral imagery using mixture tuned matched filtering. **Remote Sensing of Environment**, v. 82, p. 446-456, 2002.

YI, J. L. R.; SHIMABUKURO, Y. E.; QUINTANILHA, J. A. Identificação e mapeamento de áreas de milho na região Sul do Brasil utilizando imagens MODIS. **Engenharia Agrícola**, v. 27, p. 759-763, 2007.