IDENTIFICAÇÃO DE ÁREAS AGRÍCOLAS DE CICLO ANUAL NO ESTADO DO PARANÁ A PARTIR DE MÉTRICAS TEMPORAIS DE EVI2 E NDVI UTILIZANDO O *GOOGLE EARTH ENGINE*

Denis Corte Vieira [1], Victor Hugo Rohden Prudente [1], Nildson Rodrigues de França e Silva [1], Willian Vieira de Oliveira [1], Lucas Volochen Oldoni [1], Marcos Adami[1], Thales Sehn Körting[1], Willyan Ronaldo Becker[2] e Ieda Del'Arco Sanches[1]

[1]Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – INPE, Caixa Postal 515 - 12227-010 - São José dos Campos - SP, Brasil, {denis.vieira; victor.prudente; nildson.silva; willian.oliveira; lucas.oldoni; marcos.adami; thales.korting; ieda.sanches}@inpe.br
[2]Universidade Estadual do Oeste do Paraná - Unioeste, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola, Rua Universitária, 2069 – Jardim Universitário, 85819-110 - Cascavel - PR, Brasil, willyanbecker@outlook.com.

RESUMO

Informações relacionadas à distribuição espacial de áreas agrícolas são uma contribuição fundamental e útil para vários modelos e estudos relacionados aos fatores naturais, sociais e econômicos. Observações de satélites podem subsidiar a geração de informações oportunas, pois são espacialmente contíguas, podendo ser utilizadas para mapear áreas agrícolas, informação importante para estimar produção, e realizar o planejamento econômico e logístico na cadeia agrícola. Neste sentido, o objetivo deste trabalho é identificar áreas com cultivos agrícolas de ciclo anual no estado do Paraná a partir de dados ópticos, na plataforma *Google Earth Engine*, para o ano de 2014, utilizando métricas temporais de EVI2 e NDVI. As métricas tiveram bom desempenho na identificação de áreas agrícolas, com valores de exatidão global (EG) entre 88,89 a 97,61%. A abordagem por meio da métrica desvio-padrão temporal de NDVI com limiarização pelos limites naturais (LN) teve o melhor resultado, com EG de 97,61%.

Palavras-chave — áreas agrícolas, métricas temporais, EVI2, NDVI, Google Earth Engine.

ABSTRACT

Information related to spatial distribution of croplands represents a fundamental and useful contribution to several models and studies related to natural, social and economic factors. Satellite observations can subsidize the generation of timely information, because they are spatially contiguous, and they can be used in order to map croplands, which generates important information for production estimate and favors economic and logistical planning in the agricultural chain. The objective of this paper is to identify annual croplands in the state of Paraná from optical data, on the platform Google Earth Engine, for the year 2014, using temporal metrics of EVI2 and NDVI. The metrics had a good performance in the identification of croplands, with overall accuracy (EG) values with range from 88.89 to 97.61%. The approach considering the metric of temporal standard deviation of NDVI, with LN thresholding, presented the best result, with EG of 97.61%.

Key words — *croplands, temporal metrics, EVI2, NDVI, Google Earth Engine*.

1. INTRODUÇÃO

Conhecer a localização e a extensão de áreas agrícolas é importante para estimar a produção, fazer a alocação de recursos, e para o planejamento econômico e logístico [1]. Esta é utilizada também para modelagem em estudos envolvendo fatores naturais e socioeconômicos [2], como o monitoramento da expansão agrícola, a análise da interação entre agricultura e ambiente, tendências de intensificação agrícola e o uso de bioenergia, e segurança alimentar global [3-8].

Para estas aplicações, o sensoriamento remoto orbital, devido à sua natureza sinóptica e repetitiva, possui a vantagem de fornecer informações oportunas e espacialmente contíguas sobre a localização das culturas nas escalas regional e global [9]. Tal continuidade temporal pode servir como importante fator, subsidiando a aplicação de métricas temporais na identificação de alvos agrícolas [7, 8].

Entretanto, uma abordagem temporal sobre grandes áreas pode tornar o trabalho moroso, devido ao elevado volume de dados utilizados e a necessidade de um considerável poder de processamento. Neste sentido, destaca-se a recente plataforma virtual *Google Earth Engine* (GEE). Esta plataforma foi concebida com o objetivo de auxiliar estudos relacionados a problemas sociais de alto impacto, permitindo o acesso a bancos de dados geoespaciais em escala planetária, além de disponibilizar recursos computacionais de alto desempenho para processamento dos dados [10].

Neste sentido, este estudo tem como objetivo identificar áreas com uso por cultivos agrícolas de ciclo anual no Paraná, a partir de dados ópticos na plataforma GEE, para o ano de 2014, usando métricas temporais dos índices de vegetação (IV) EVI2 [11] e NDVI [12].

2. MATERIAIS E MÉTODOS

2.1. Material

A área de estudo compreende o estado do Paraná (22°29'S; 26°43'S; 48°2'W; 54°38'W), que é destaque nacional no cenário agrícola, possuindo no ano de 2014 os maiores valores de áreas ocupadas por feijão e trigo, além de se destacar pela quantidade de áreas destinadas ao cultivo de milho, soja e cana-de-açúcar [13]. Neste trabalho, foram utilizados dados orbitais do sensor

óptico *Operational Land Imager* (Landsat-8/OLI), corrigidos para reflectância de superfície [14].

Além disso, dados de campo também foram utilizados. Estes dados foram coletados em 4 campanhas realizadas em 2014 (16/04; 15/05; 09/08; 11/09) [15]. Todo o processamento dos dados foi realizado por meio da plataforma GEE.

2.2. Métodos

A Figura 1 apresenta o fluxograma da metodologia adotada para obtenção das máscaras de áreas com provável atividade agrícola anual.

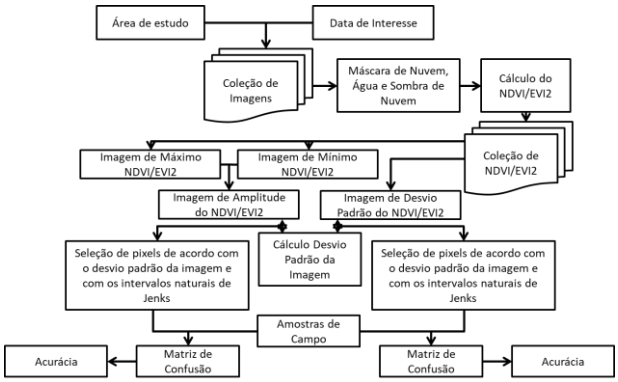


Figura 1. Fluxograma da metodologia.

As amostras de campo foram divididas em duas categorias: a primeira, considerando áreas com agricultura anual; e, a segunda, considerando outras áreas:

- Agricultura com ciclo Anual (AA): culturas de inverno (e.g. aveia, azevém, cevada, trigo), cana-de-açúcar, soja, milho, canola, mandioca, amendoim, feijão, batata, áreas em preparo (em pousio ou com solo exposto), áreas com restevas de culturas;
- Outras Áreas (OA): pastagem, grama, "capim", café, laranja, pêssego, agrossilvicultura reflorestamento, araucária, erva mate.

Dos 1627 pontos de validação utilizados, 1513 representam AA e 116 OA. Estes dados de campo foram carregados na plataforma GEE para mensurar a exatidão dos mapas.

Inicialmente foram selecionadas todas as imagens OLI para a área de estudo entre 01/01/2014 e 31/12/2014, totalizando 327 imagens. Em seguida, estas imagens receberam um tratamento para remover *pixels* com cobertura de água [16, 17], nuvem e sombra de nuvem [16]. Posteriormente, foram calculados o EVI2 e o NDVI para cada imagem e a partir da coleção temporal delas foram obtidas as imagens sintéticas contendo os valores de mínimo, máximo e desvio-padrão temporal para cada um destes IVs.

A imagem de mínimo corresponde aos valores do percentil 17,5 e a imagem de máximo corresponde aos valores do percentil 82,5. A escolha destes percentis se deu pelo fato de que, ao se analisar visualmente imagens obtidas a partir de percentis maiores e menores, notou-se que estas possuíam resíduos de nuvem e sombra de nuvem. Isto ocorre porque o produto de qualidade do *pixel* do OLI não detecta a totalidade destes *pixels*.

A partir da subtração da imagem de máximo com a imagem de mínimo se obteve a imagem de amplitude temporal para ambos os IVs. As imagens de desvio-padrão temporal e amplitude temporal foram obtidas pela redução das coleções de imagens do EVI2 e do NDVI a uma única imagem.

Considerando que, quanto maior a amplitude temporal e o desvio-padrão temporal de um *pixel*, em um ano, maior é a probabilidade desse *pixel* ser de uma área com agricultura de ciclo anual [7, 8], foi extraído o Desvio Padrão (DP) das imagens de amplitude temporal e desvio-padrão temporal. A partir deste DP, foram aplicados limiares de 1,5 x DP, 2 x DP e 2,5 x DP para seleção de *pixels* com AA. Foi também testada a divisão de cada imagem em duas classes de acordo com seus limites naturais (LN) [18].

A avaliação da acurácia dos 16 mapas gerados foi realizada comparando cada mapa com os dados de campo. Considerando as classes AA e OA, foi verificado o erro padrão pelo teste de McNemar (EP_m), a exatidão global (EG), a acurácia do usuário (AU) e do produtor (AP), e a média harmônica (MH) da AU e AP. Em seguida, se realizou um teste Z comparando o mapa com maior EG com todos os outros mapas, verificando se suas médias diferiam a um nível de significância de 5% [19 - 21].

3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

A partir das imagens sintéticas de amplitude temporal e desvio-padrão temporal, foram obtidos 16 mapas binários (Figura 2). O DP da imagem de amplitude temporal do EVI2 foi de 0,1407 e seu LN de 0,2959. Já para a imagem de desvio-padrão temporal do EVI2 o DP foi de 0,0621, e o LN de 0,1385. Para a imagem de amplitude temporal do NDVI o DP foi de 0,1811 e o LN de 0,3118. Quanto a imagem de desvio-padrão temporal do NDVI, seu DP foi de 0,0756 e seu LN de 0,1398.

Na Tabela 1 são apresentados os valores EP_m, EG, AU, AC e MH calculados para cada um dos mapas. Considerando as métricas temporais do EVI2, os melhores resultados foram encontrados com a utilização da métrica DP temporal com limiar de 2 x DP. Para o NDVI, os resultados mais assertivos foram obtidos com a métrica de DP temporal, tendo o LN para divisão em duas classes como limiar. Os valores mais baixos de AU, AP e MH obtidos para classe OA, em relação a classe AA, podem ser reflexo da diferença no número de amostras de campo entre OA (116) e AA (1.513).

Os melhores resultados foram observados no mapa gerado a partir da métrica desvio-padrão temporal do NDVI com limiar LN (Figura 2-P). Considerando o teste Z, este mapa não diferiu significativamente (5%) dos mapas obtidos a partir das métricas de desvio-padrão temporal do NDVI com limiares de 1,5 x DP (Figura 2-D) e 2 x DP (Figura 2-H), amplitude temporal do NDVI com limiar de 1,5 x DP (Figura 2-C), e desvio-padrão temporal do EVI2 com limiar de 2 x DP (Figura 2-D).

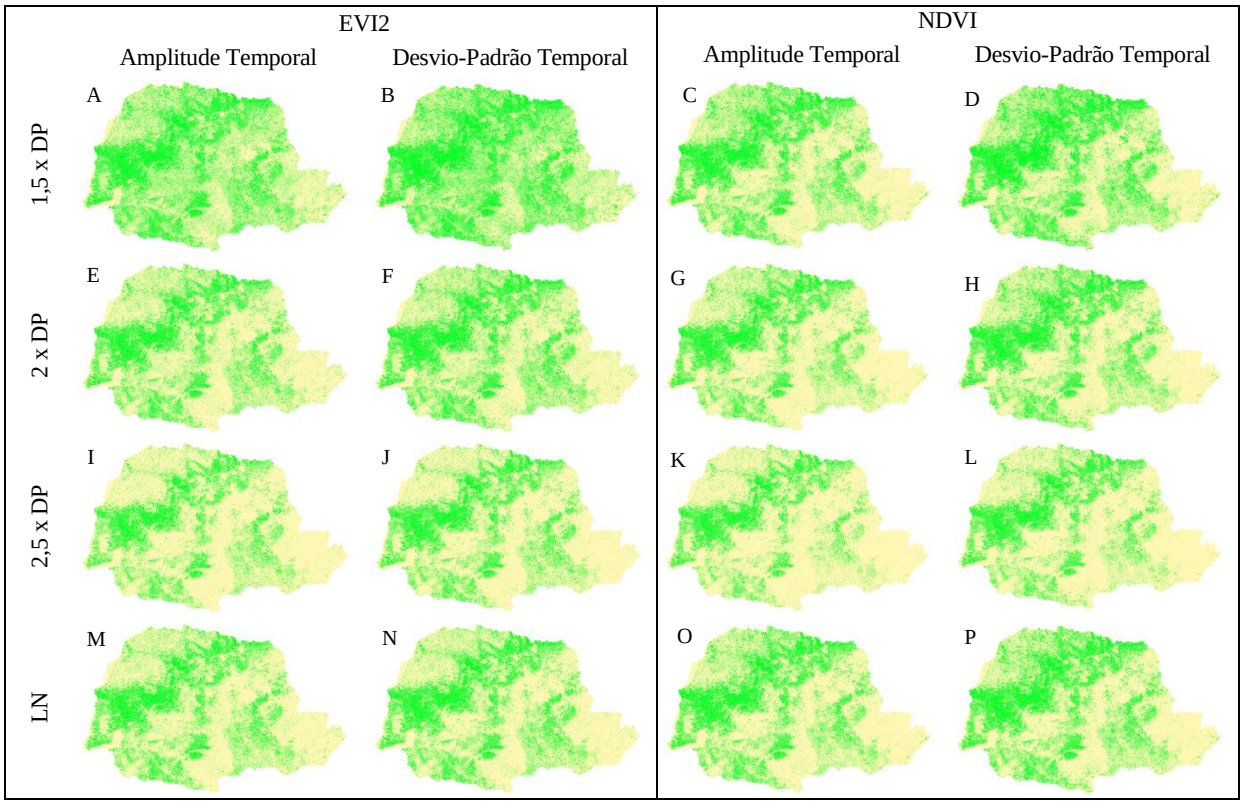


Figura 2. Mapas binários obtidos por meio da aplicação de limiarizações sobre as métricas de EVI2 e NDVI.

Tabela 1. EP_m, EG, AU, AP e MH medidas sobre os mapas gerados a partir da imagem de amplitude temporal e desvio-padrão temporal do EVI2 e NDVI.

		Amplitude Temporal do EVI2						Amplitude Temporal do NDVI			
		1,5 x DP	2 x DP	2,5 x DP	LN			1,5 x DP	2 x DP	2,5 x DP	LN
AU	OA	64,66%	85,34%	92,24%	86,21%	AU	OA	84,48%	90,52%	93,97%	88,79%
	AA	98,02%	95,44%	88,63%	94,51%		AA	97,69%	95,37%	88,90%	97,09%
AP	OA	71,43%	58,93%	38,35%	54,64%	AP	OA	73,68%	60,00%	39,35%	70,07%
	AA	97,31%	98,84%	99,33%	98,89%		AA	98,80%	99,24%	99,48%	99,12%
MH	OA	67,87%	69,72%	54,18%	66,89%	MH	OA	78,71%	72,16%	55,47%	78,33%
	AA	97,66%	97,11%	93,68%	96,65%		AA	98,24%	97,27%	93,89%	98,10%
EG		95,64%	94,72%	88,89%	93,92%	EG		96,75%*	95,03%	89,25%	96,50%
EP_m		0,0052	0,0056	0,0079	0,0060	EP_m		0,0045	0,0055	0,0077	0,0046
		Desvio-Padrão Temporal do EVI2						Desvio-Padrão Temporal do NDVI			
		1,5 x DP	2 x DP	2,5 x DP	LN			1,5 x DP	2 x DP	2,5 x DP	LN
AU	OA	60,34%	81,90%	88,79%	85,34%	AU	OA	80,17%	87,93%	92,24%	87,93%
	AA	99,14%	98,08%	94,58%	97,09%		AA	98,88%	97,62%	93,99%	98,35%
AP	OA	84,34%	76,61%	55,68%	69,23%	AP	OA	84,55%	73,91%	54,04%	80,32%
	AA	97,02%	98,60%	99,10%	98,86%		AA	98,49%	99,06%	99,37%	99,07%
MH	OA	70,35%	79,17%	68,44%	76,45%	MH	OA	82,30%	80,31%	68,15%	83,95%
	AA	98,07%	98,34%	96,79%	97,97%		AA	98,68%	98,33%	96,60%	98,71%
EG		96,34%	96,93%*	94,17%	96,26%	96,26%		97,54%*	96,93%*	93,86%	97,61%*
EP_m		0,0047	0,0043	0,0059	0,0048	0,0048		0,0039	0,0043	0,0060	0,0038

*EG não diferenciaram significativamente a 5% pelo teste Z.

Os melhores resultados obtidos pelas métricas temporais do NDVI podem estar atrelados ao fato de valores de NDVI tenderem a ser mais altos do que valores de EVI2 [11]. Isto pode gerar amplitude temporal e desvio-padrão temporal também maiores, diferenciando-se AA com maior acurácia.

Sabe-se que a presença de nuvens, muitas vezes limita e até mesmo impossibilita a utilização de dados de média resolução espacial para mapear as áreas de culturas agrícolas [22]. Entretanto, tal influência sobre os mapas gerados não foi mensurada, de modo que alguns erros podem ter ocorrido pela pouca ocorrência de áreas (*pixels*) livres de nuvens. O aumento da disponibilidade de imagens gratuitas de média resolução por diferentes sistemas sensores pode aumentar a probabilidade de obtenção de imagens livres de nuvens.

4. CONCLUSÕES

O mapa obtido por meio da métrica desvio-padrão temporal de NDVI com limiarização de LN foi o mais assertivo, com EG de 97,61% e EP_m de 0,0038.

Os mapas obtidos por meio da métrica desvio-padrão temporal do NDVI com limiares de 1,5 e 2 x DP, amplitude temporal do NDVI com limiares de 1,5 x DP e LN, e desvio-padrão temporal do EVI2 com limiar 2 x DP, não diferiram significativamente em EG do mapa mais assertivo.

A utilização de métricas temporais de EVI2 e NDVI, aliada ao processamento no GEE, permitiu a identificação de áreas com cultivo agrícola de ciclo anual em larga escala, com EG superiores ha 95% para os melhores resultados.

5. AGRADECIMENTOS

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001 e do Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), pela concessão de bolsa. Agradecimentos à Embrapa Informática e Agropecuária e à Universidade Estadual do Oeste do Paraná pela disponibilidade dos dados. Processo nº 2017/24086-2, Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo (FAPESP).

6. REFERÊNCIAS

[1] Yan, L.; Roy, D. P. "Automated crop field extraction from multi-temporal Web Enabled Landsat Data". Remote Sensing of Environment, v. 144, p. 42–64, 2014.

[2] Howard, D.M.; Wylie, B.K. "Annual crop type classification of the US Great Plains for 2000 to 2011". Photogramm. Eng. Remote Sens. 80, 537–549, 2014.

[3] Lambin, E.F.; Meyfroidt, P. "Global land use change, economic globalization, and the looming land scarcity". Proc. Natl. Acad. Sci. USA 108, 3465–3472, 2011.

[4] Tilman, D.; Fargione, J.; Wolff, B.; Antonio, C. D.; Dobson, A.; Howarth, R.; Schindler, D.; Schlesinger, W. H.; Simberloff, D.; Swackhamer, D. "Forecasting Agriculturally Driven Environmental Change". Science, v. 292, 281-284, 2001.

[5] Wang, C.; Zhong, C.; Yang, Z. "Assessing bioenergy-driven agricultural land use change and biomass quantities in the US Midwest with MODIS time series". J. Appl. Remote Sens. v. 8, 085198-1 a 085198-16, 2014.

[6] Godfray, H. C. J.; Beddington, J. R.; Crute, I. R.; Haddad, L.; Lawrence, D.; Muir, J. F.; Pretty, J.; Robinson, S.; Thomas, S. M.; Toulmin, C. "The Challenge of Food Security". Science, v. 327, 812-818, 2010.

[7] Morton, D. C.; DeFries, R. S.; Shimabukuro, Y. E.; Anderson, L. O.; Arai, E.; del Bon Espirito-Santo, F.; Freitas, R.; Morisette, J. "Cropland expansion changes deforestation dynamics in the southern Brazilian Amazon". Proceedings of the National Academy of Sciences, v. 103, 14637-14641, 2006.

[8] Galford, G. L.; Mustard, J. F.; Melillo, J.; Gendrin, A.; Cerri, C. C.; Cerri, C. E. P. "Wavelet analysis of MODIS time series to detect expansion and intensification of row-crop agriculture in Brazil". Remote Sensing of Environment, v. 112, 576-587, 2008.

[9] Song, X.-P.; Potatov, P. V,; Krylov, A.; King, L.; Di Bella, C. M.; Hudson, A.; Khan, A.; Adusei, B.; Stehman, S. V.; Hansen, M. C. "National-scale soybean mapping and area estimation in the United States using medium resolution satellite imagery and field survey". Remote Sensing of Environment, v. 190, p. 383–395, 2017.

[10] Gorelick, N.; Hancher, M.; Dixon, M.; Ilyushchenko, S; Thau, D.; Moore, R. "Google Earth Engine : Planetary-scale geospatial analysis for everyone". Remote Sensing of Environment, v. 202, p. 18–27, 2017.

[11] Jiang, Z.; Huete, A. R.; Didan, K.; Miura, T. "Development of a two-band enhanced vegetation index without a blue band". Remote Sensing of Environment, v. 112, p. 3833–3845, 2008.

[12] Rouse, J.W.; Haas, R.H.; Schell, J.A.; Deering, D.W. "Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS". Third Earth Resources Technology Satellite-1 Symposium, 309-327, Washington D.C., 1973.

[13] Companhia Nacional de Abastecimento (CONAB). 'Série histórica das safras". Disponível em: https://www.conab.gov.br/info-agro/safras/serie-historica-das-safras?start=10 Acesso em: 21 de setembro de 2018.

[14] Roy, D. P.; Wulder, M. A.; Loveland, T. R.; Woodcock, C.E.; Allen, R. G.; Anderson, M. C.; Helder, D.; Irons, J. R.; Johnson, D. M.; Kennedy, R.; Scambos, T. A.; Schaaf, C. B.; Schott, J. R.; Sheng, Y.; Vermote, E. F.; Belward, A. S.; Bindschadler, R.; Cohen, W. B.; Gao, F.; Hipple, J. D.; Hostert, P.; Huntington, J.; Justice, C. O.; Kilic, A.; Kovalskyy, V.; Lee, Z. P.; Lymburner, L.; Masek, J. G.; McCorkel, J.; Shuai, Y.; Trezza, R.; Vogelmann, J.; Wynne, R. H.; Zhu, Z. "Landsat-8: Science and product vision for terrestrial global change research". Remote Sensing of Environment, v. 145, 154-172, 2014.

[15] Becker, W. R.; Prudente, V. H. R.; Johann, J. A.; Richetti, J.; Mercante, E. "Obtenção de dados espaciais e temporais das culturas agrícolas no estado do Paraná". In XVII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 3281–3288, João Pessoa, PB, 2015.

[16] United States Geological Survery (USGS). "Landsat8 surface reflectance code (LaSRC) Version 4.3 Product Guide". p. 40, 2018.

[17] Zhang, X.; Wang, N.; Xie, Z.; Ma, X.; Huete, A. "Water loss due to increasing planted vegetation over the Badain Jaran Desert, China". Remote Sensing, v. 10, n. 1, p. 1–21, 2018.

[18] Jenks, G. F. "The Data Model Concept in Statistical Mapping". International Yearbook of Cartography, 7, 186–190, 1967.

[19] Schuster, C.; Förster, M.; Kleinschmit, B. "Testing the red edge channel for improving land-use classifications based on high-resolution multi-spectral satellite data". Int. J. Remote Sens. v. 33, 5583–5599, 2012.

[20] Rossiter, D. G. "Technical Note: Statistical methods for accuracy assessment of classified thematic maps". Enschede, Netherlands: University of Twente, Faculty of Geo-Information Science & Earth Observation, 2014.

[21] Foody, G. M. "Sample size determination for image classification accuracy assessment and comparison". International Journal of Remote Sensing, v.30, 5273-5291, 2009.

[22] Sugawara, L. M.; Rudorff, B. F. T.; Adami, M. "Viabilidade de uso de imagens do Landsat em mapeamento de área cultivada com soja no Estado do Paraná", PAB, v.43, 1777-1783, 2008.