

Análise da variabilidade espectro-temporal intraespecífica do milho

Bruno Montibeller¹
Alfredo José Barreto Luiz²
Ieda Del'Arco Sanches¹
Hilton Luis Ferraz da Silveira^{1,3}

¹Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE
Caixa Postal 515 - 12227-010 - São José dos Campos - SP, Brasil
{bruno.montibeller, ieda.sanches}@inpe.br

²Embrapa Meio Ambiente
Caixa Postal 69 - 13820-000 - Jaguariúna - SP, Brasil
alfredo.luiz@embrapa.br

³Embrapa Solos - UEP
R. Antonio Falcão, 402 - 51020-240 - Recife - PE, Brasil
hilton.ferraz@embrapa.br

Abstract. Remote sensing data has been widely used worldwide to estimate crop field's parameters such as area. For that purpose, we use automatic classification algorithms to identify different land uses and land covers (e.g. agricultural and native vegetation), groups of crops (e.g. annual and perennial crops) or crops species (e.g. maize, sugarcane or soybean). For agricultural applications, the ultimate goal is to be able to use remote sensing technology to map crops in the specie level, and then to monitor them. One essential input data used in the classifications algorithms is the spectral information of the ground targets (e.g. reflectance and vegetation indices). Therefore, it is important to know the spectral behavior of all targets. However, the ability of one classifier to distinguish between plant species is probably dependent on the amount of intraspecific variability. In other words, if a crop specie has high intraspecific spectral variation, it will be difficult to classify this specie among others. Thus, the aim of this work is to analyze the intraspecific spectral temporal variability of maize crop. To accomplish that, spectral data (OLI/Landsat-8) were acquired from first and second harvest maize plots, cultivated over distinct management systems (irrigated and non-irrigated), along two agricultural crop years, (2014/2015 and 2015/2016). We concluded that maize fields harvested in different years, sowed in different seasons, irrigated or not, have a high temporal spectral variation, which cannot be associated with these known characteristics.

Palavras-chave: surface reflectance, multitemporal data, OLI-Landsat-8, agricultural monitoring, reflectância de superfície, dado multitemporal, OLI-Landsat-8, monitoramento agrícola.

1. Introdução

A estimativa da área plantada de modo automático e com baixo custo representa um dos desafios do setor agrícola, sendo que estas informações são essenciais devido à importância econômica dessa atividade em países como o Brasil (Pozzi et al., 2013; Ortiz et al., 1997). Devido às dimensões do território brasileiro, dados de sensoriamento remoto são fundamentais para a identificação, quantificação e mapeamento de culturas agrícolas (Mendonça et al., 2011; Rudorff et al., 2005). O caráter sinótico destes dados torna-os imprescindíveis para o monitoramento da dinâmica da atividade agrícola (Sanches et al., 2005).

Vários são os elementos que tornam complexo o processo de estimativa da área cultivada no país. Tal complexidade é destacada por Galford et al. (2008) e Atzberger (2013), os quais apontam os fatores naturais (como taxa de precipitação) e as diferentes formas de manejo (tempo de cultivo, variedade de culturas e o cultivo de duas safras), como sendo os responsáveis pela dinâmica destas áreas. O calendário agrícola é outro elemento dinâmico das áreas produtoras. A questão climática é o principal regulador do zoneamento, o qual é

elaborado por um conjunto de instituições. Segundo a Empresa Brasileira de Pesquisas Agropecuária (EMBRAPA, 2008), é importante estabelecer um calendário agrícola levando em consideração as particularidades de cada região brasileira, indicando o período mais apropriado ao plantio e o tipo de cultivar mais adequado.

Diversas formas de monitorar e estimar a área plantada a partir de dados de sensoriamento remoto foram desenvolvidas ao longo do tempo. A interpretação visual de imagens é um exemplo utilizado para o mapeamento e diferenciação de culturas. O intérprete explora elementos como forma, cor, padrão e tonalidade (Moreira, 2004), juntamente com uma biblioteca de alvo (Luiz et al., 2015) e a série temporal de imagens, que abrange o período de desenvolvimento da cultura, para diferenciar os alvos. Métodos automáticos foram desenvolvidos a fim de estimar a área cultivada com determinadas culturas, principalmente commodities como a soja e o milho. Dentre os métodos automatizados, destaca-se a classificação automática das imagens por meio de algoritmos, os quais utilizam os mais diversos tipos de atributos, como dados espectrais, compactidade, forma, índices de vegetação, entre outros (Schultz et al., 2015; Yan e Roy, 2014).

Os métodos automáticos de classificação utilizam a informação espectral dos diferentes elementos da imagem. No âmbito do mapeamento de áreas agrícolas e diferenciação de culturas, a informação espectral se apresenta como importante instrumento. Porém, as diversas formas de manejo (área irrigada, prática de duas safras, época do ano, entre outros), podem acarretar em espectros de reflectância diferentes de uma mesma cultura. Além disso, a estrutura do dossel, quantidade de folhas (índice de área foliar) e fase fenológica também influenciam no comportamento espectral da vegetação (Ponzoni e Shimabukuro, 2010).

O milho é um exemplar da complexidade supracitada. Sendo amplamente cultivado na primeira e segunda safra, a cultura ocupou um total de 15,8 milhões de hectares no Brasil em 2016 de acordo com a Companhia Nacional de Abastecimento (Conab), produzindo 68,4 milhões de toneladas e se tornando o segundo grão mais cultivado no país. O presente trabalho tem como objetivo analisar a variabilidade espectro-temporal do milho, levando em consideração talhões que foram cultivados durante o período de primeira e segunda safra (safrinha), irrigado e não irrigado, em dois anos agrícolas (2014/2015 e 2015/2016). Esse estudo visa melhor compreender a variabilidade intraespecífica do comportamento espectral da cultura do milho, ao longo do seu desenvolvimento e averiguar o potencial e as dificuldades de se identificar espectralmente essa cultura por meio de dados obtidos por sensoriamento remoto.

2. Metodologia de Trabalho

A área de estudo compreende um trajeto entre os municípios de Mogi Guaçu e Mococa, no estado de São Paulo. Esse trajeto se encontra em uma região de sobreposição das órbitas pontos 219/75 e 220/75 do Landsat-8 (Figura 1). Essa sobreposição amplia a probabilidade de obter maior quantidade de imagens livres de nuvens, uma vez que simula o aumento da resolução temporal (Luiz et al., 2015), possibilitando a aquisição de imagens a cada 7 ou 9 dias.

Nesta área foram monitorados talhões cultivados com milho, por meio de visitas mensais em datas próximas ao imageamento do Landsat-8, a fim de identificar o estágio de desenvolvimento da cultura e analisá-la por meio da imagem. Os dados de campo sobre os estágios são fundamentais para compreender o comportamento espectro-temporal da cultura nas diferentes fases do ciclo vegetativo. O período de monitoramento compreendeu as safras de 2014/2015 (9 talhões) e 2015/2016 (4 talhões), além da safrinha de 2015 (2 talhões) e 2016 (9 talhões). A área dos talhões foi delimitada utilizando imagens do sensor *Operational Land Imager* (OLI) do Landsat-8 e imagens de alta resolução espacial do acervo do *Google Maps*, por meio da vetorização manual. O critério utilizado para delimitação consistiu na

homogeneidade da área, juntamente com dados de campo. Os talhões analisados apresentavam dimensões distintas e sistemas de manejo diferentes, como milho de sequeiro ou irrigado por pivô central ou canhão.

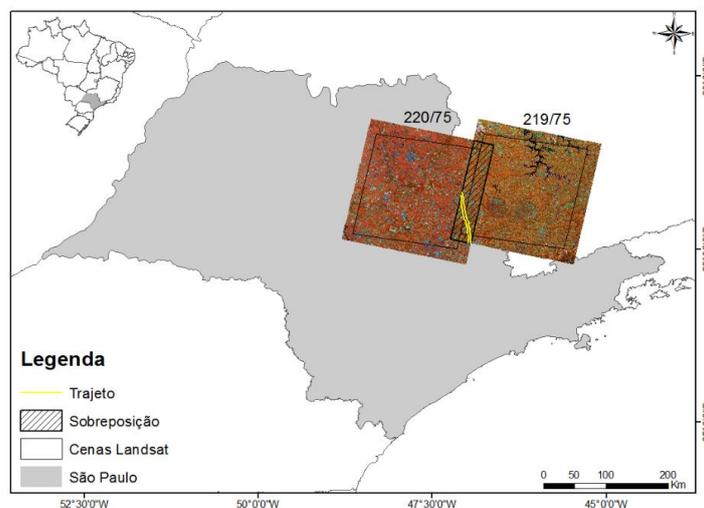


Figura 1: Localização do trajeto (destacado em amarelo) em área de sobreposição das órbitas/ponto 219/75 e 220/75 do Landsat-8 (imagens em composição colorida RGB 564).

Os espectros de reflectância dos talhões foram adquiridos por meio de uma série temporal de imagens do produto *Landsat Surface Reflectance* – L8 OLI/TIRS do sensor OLI/Landsat-8, que são disponibilizadas pelo *United States Geological Survey* (<http://earthexplorer.usgs.gov/>).

Foram utilizadas imagens que apresentavam menor presença de nuvens entre o período de outubro de 2014 até setembro de 2016. Estas imagens possuem 11 bandas espectrais, mas para o escopo deste trabalho foram utilizadas apenas as bandas do visível correspondentes as faixas espectrais do azul (b2) verde (b3) e vermelho (b4), do infravermelho próximo (b5) e infravermelho de ondas curtas (b6 e b7). Além da reflectância dos talhões, foi gerado também o *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI) temporal, calculado com base nas bandas do vermelho e infravermelho próximo (b5-b4/b5+b4).

A presença de nuvens limitou a aquisição de imagens, principalmente no período da safra (época chuvosa). Foram utilizadas em média 6 imagens de datas diferentes para os talhões da safra e 12 imagens para os talhões da safrinha. A maior disponibilidade de imagens durante a safrinha está relacionada ao período seco, que se estende de abril a setembro.

O parâmetro utilizado para estabelecer o comportamento espectro-temporal de cada banda, foi o valor médio de reflectância e NDVI dos pixels contidos nos talhões delimitados. Esse processo foi realizado para cada banda espectral das imagens de diferentes datas.

Devido à presença de nuvens, o número de imagens utilizadas não foi igual entre os talhões. Para minimizar os efeitos destes intervalos de valores entre os talhões, um número artificial de dias foi utilizado, estabelecendo como base o número 180 para a data em que o talhão apresentou o maior valor do índice NDVI. A partir deste número base, as datas das imagens anteriores e posteriores ao 180 foram recalculadas, mantendo-se o intervalo de dias originais entre as imagens, por exemplo, se um talhão alcança o valor máximo de NDVI no dia 10 de janeiro, para essa imagem é atribuída o dia artificial 180. Então, se para esse mesmo talhão existe uma imagem anterior livre de nuvens no dia 1 de janeiro, 9 dias antes do 180, então o dia artificial correspondente a esta imagem será 171. Esse procedimento também serviu para podermos analisar os dados de diferentes anos em conjunto, fossem eles provenientes de safra ou de safrinha e independente da data de plantio ser precoce ou tardia.

Após a geração da média espectral em cada imagem disponível, uma análise estatística foi realizada. Apesar da relativa comparabilidade conseguida ao criarmos o conceito de data artificial, reunindo todos os talhões conforme a data da imagem com mais alto valor de NDVI, continuam existindo diferenças insanáveis entre os conjuntos de dados disponíveis. Por exemplo, alguns talhões possuem apenas cinco datas de imagens livres de nuvens, outros seis, outros mais. As datas disponíveis, mesmo transformadas para 'artificiais' não coincidem, ou seja, dois talhões com seis imagens livres de nuvens podem apresentar dados em datas diferentes, antes ou depois do NDVI máximo. A solução proposta nesse trabalho para permitir a comparação de todos os talhões de milho, além do reordenamento temporal dos dados e em função da data de NDVI máximo, foi o ajuste de uma mesma equação para todos os talhões.

A equação escolhida foi a polinomial de grau três, que permitiu um ajuste razoável para a maioria dos conjuntos de dados. Dessa maneira, todos os talhões, independentemente do número de imagens com dados disponíveis e das datas de cada observação, passaram a ter o comportamento espectral de cada banda representado por um único modelo (Equação 1) e seus quatro parâmetros (a, b, c e d):

$$(y_{bi} = a_{bi} + b_{bi} \cdot x + c_{bi} \cdot x^2 + d_{bi} \cdot x^3) \quad (1)$$

onde y_{bi} é a reflectância na banda i (i de 2 a 7, mais o 8=NDVI) e x é o dia artificial (sendo 180 = data do NDVI máximo em cada talhão).

Ajustadas as equações para todos os talhões e bandas (mais NDVI), os valores dos parâmetros foram utilizados em uma análise de agrupamento - *cluster analysis* (SAS, 2009). Como os parâmetros assumem valores muito diferentes em escala, eles foram antes padronizados pela subtração da média e divisão pelo erro padrão, de modo que os valores resultantes ficaram com média zero e variância um. Dessa forma, os talhões foram agrupados de acordo com a similaridade entre os parâmetros da equação ajustada.

3. Resultados e discussão

Para melhor compreensão dos resultados os talhões foram enumerados de 1 a 17 (ID) e atribuídas diferentes cores a fim de diferenciar os plantios de verão e inverno, aqui chamados de safra e safrinha. A cor vermelha foi atribuída à safra 2014/2015, a cor amarela à safra 2015/2016, a cor verde para a safrinha de 2015 e azul para a safrinha de 2016. Os talhões não irrigados foram identificados nos gráficos por um círculo preto ao redor do seu ID.

A seguir são apresentados, na forma de árvores de classificação, os resultados da análise de agrupamento que considerou o comportamento temporal do NDVI e de três faixas espectrais, as bandas: 4 (vermelho), 5 (infravermelho próximo) e 6 (infravermelho de ondas curtas I), que estão entre as mais indicadas e utilizadas em estudos de sensoriamento remoto agrícola (Wójtowicz et al., 2016).

O gráfico de agrupamento dos talhões que levou em consideração a distância média dos valores de NDVI é apresentado na Figura 2. Observa-se uma tendência de agrupamento por época principal de cultivo: safra ou safrinha. Ao escolhermos a distância média entre indivíduos menor ou igual a 0,3 (linha horizontal vinho), isso resulta em quatro grupos (**a**, **b**, **c**, **d**) e dois talhões ficam isolados (*). O agrupamento **a** é representado por sete talhões cultivados no período da safra, sendo seis da safra 2014/15 e um da safra 2015/16. O agrupamento **b** engloba apenas 2 talhões da safra 2014/15. O grupo **c** reúne 8 talhões, sendo 7 do período de safrinha, 6 de 2016 e 1 de 2015, e somente um talhão da safra 2015/16. O grupo **d** é o mais heterogêneo quanto ao período de cultivo, com 5 talhões, sendo 3 de safrinha (um de 2015 e dois de 2016) e dois de safra (2015/16). Ou seja, o período de cultivo (safra ou safrinha) foi parcialmente responsável pela tendência de agrupamento dos talhões encontrada quando analisado o NDVI.

Quanto ao manejo da água, se irrigados ou não, os talhões estudados não apresentaram tendência ao agrupamento. Observe-se o talhão 15, não irrigado, que foi cultivado três vezes

com milho; nele o comportamento do NDVI da safra 2015/16 e da safrinha 2015 foram próximos, enquanto que o da safra 2014/15 foi muito distante (Figura 2). Dados de precipitação mensal acumulada dos municípios de Jaguariúna e Mococa (que abrangem a região do trajeto) de 2014 até o presente (<http://www.ciiagro.sp.gov.br/>) mostram que o período da safra 2014/2015 (outubro de 2014 a março de 2015) foi quase 17% mais seco que o mesmo período da safra 2015/2016. Enquanto o período da safrinha 2015 (abril a setembro) foi 4% mais seco que o de 2016. Isso talvez explique mais os grupos que apenas a presença da irrigação ou não.

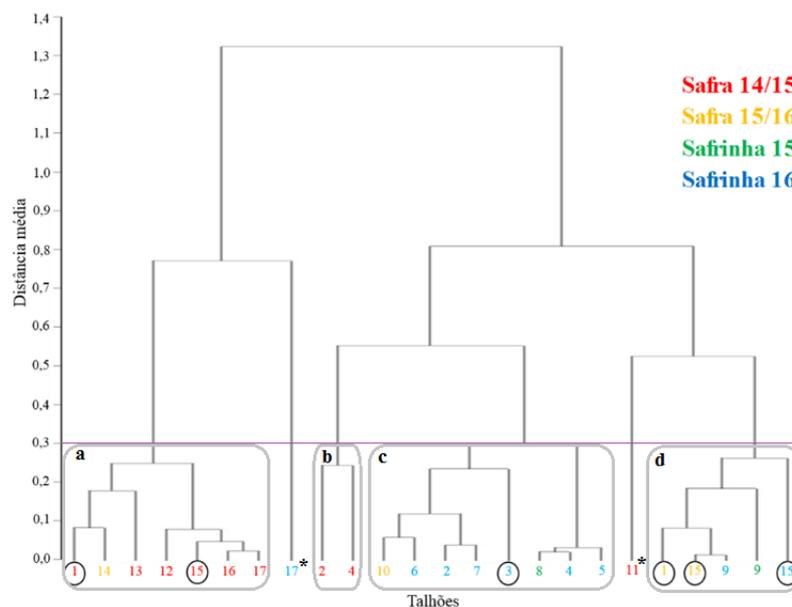


Figura 2: Distância média entre os valores de NDVI dos 24 talhões analisados. Os talhões cujos IDs foram circulado em preto correspondem aos talhões não irrigados.

Ao observar os gráficos de agrupamentos por bandas (Figuras 3, 4 e 5), não é possível explicá-los pelos fatores analisados: irrigado ou não, safra ou safrinha, ano safra analisado.

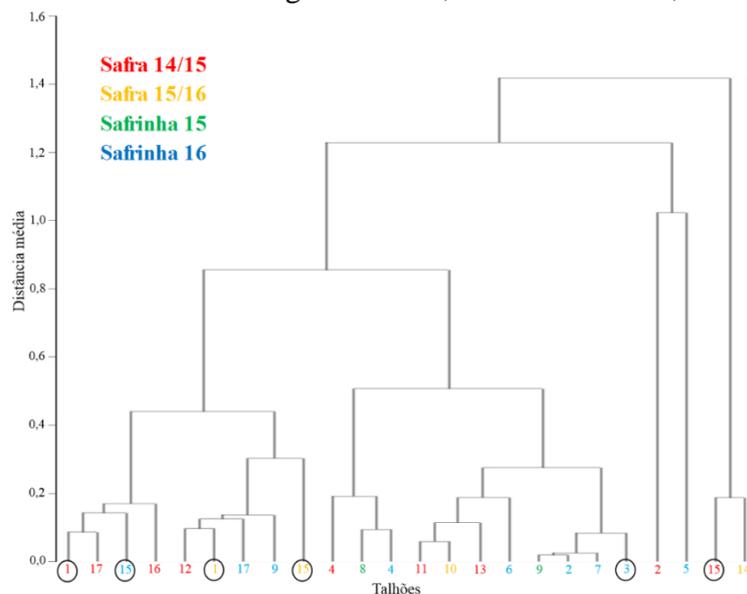


Figura 3. Distância média entre os valores da banda do vermelho (b4) dos 24 talhões analisados. Os talhões cujos IDs foram circulado em preto correspondem aos talhões não irrigados.

O critério irrigado e não irrigado não foi responsável pela distribuição dos agrupamentos nem mesmo nas bandas do infravermelho de ondas curtas (resultados mostrados para a b6 na Figura 5, e não mostrados para b7), que é relacionada à quantidade de água presente no tecido vegetal.

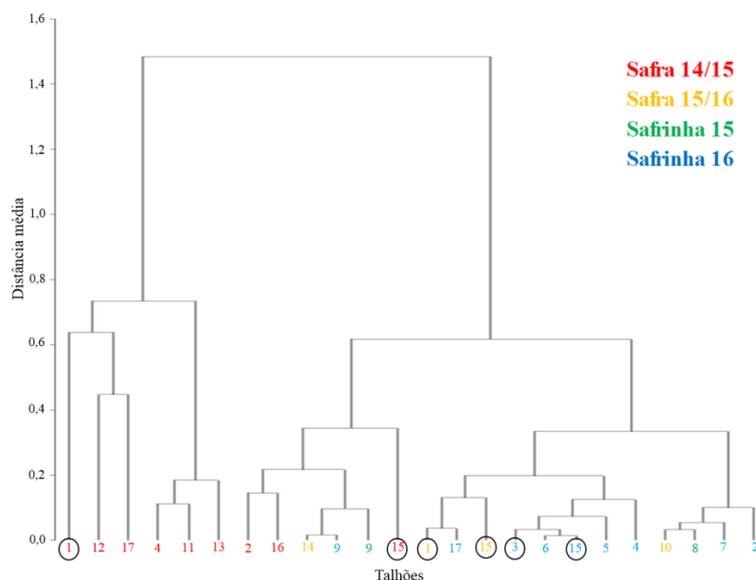


Figura 4. Distância média entre os valores da banda do infravermelho próximo (b5) dos 24 talhões analisados. Os talhões cujos IDs foram circulado em preto correspondem aos talhões não irrigados.

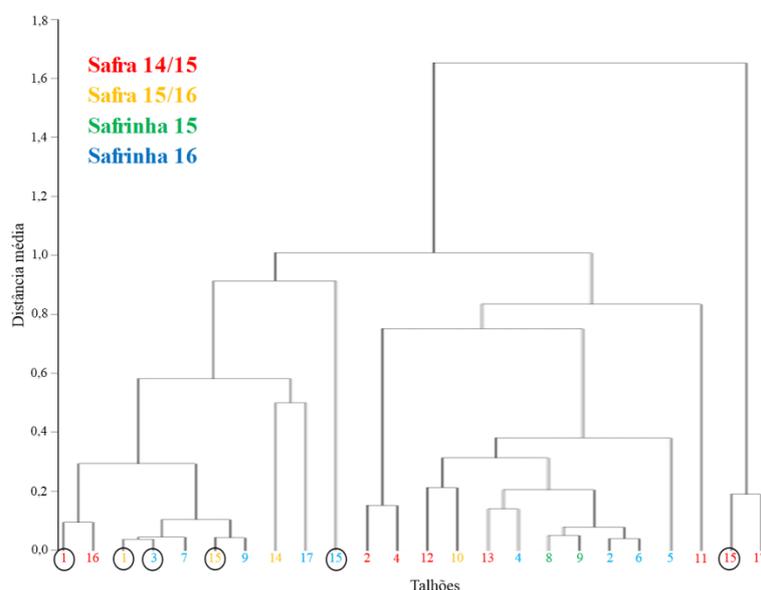


Figura 5. Distância média entre os valores da banda do infravermelho de ondas curtas (b6) dos 24 talhões analisados. Os talhões cujos IDs foram circulado em laranja correspondem aos talhões não irrigados.

Os resultados apresentados evidenciam a dinâmica e a complexidade encontradas no campo e que interferem no comportamento espectral das culturas agrícolas como o milho. Inúmeros são os fatores que podem influenciar a resposta espectral do milho e, conseqüentemente, os resultados de agrupamentos encontrados, como: espaçamento,

densidade e orientação das linhas de plantio; material genético; substrato (e.g. solo, palhada); tipo de solo; entre outros.

4. Conclusões

A partir dos resultados apresentados no presente trabalho foi possível observar que quando analisado o valor de reflectância de sete bandas do sensor OLI e do NDVI, não houve um critério que explicasse os agrupamentos gerados, uma vez que safras e safrinhas, talhões irrigado e não irrigado, em duas safras agrícolas distintas, ficaram mesclados. Apenas a análise do NDVI gerou uma tendência de agrupamentos (parcial) de safras e safrinhas, desconsiderando a presença ou não de sistema de irrigação.

Do ponto de vista de classificação do milho com base em sensoriamento remoto, é desejável que não exista diferença espectral entre talhões de milho entre safras de anos diferentes, entre safrinhas de anos diferentes, entre safra e safrinha, entre cultura irrigada e não irrigada, visto que o objetivo é identificar a cultura, e, portanto, o ideal seria ter baixa variação espectral intraespecífica e alta variação interespecífica (entre diferentes espécies). No entanto, existe uma variação espectral dos talhões de milho que não pôde ser explicada pelos fatores analisados supracitados, o que precisa ser avaliado com mais profundidade.

É necessário esclarecer que este estudo é inicial. O ponto forte a ser destacado é o método de atribuir uma mesma data artificial à imagem de máximo NDVI e o ajuste de uma única equação para todos os talhões. Isso permitiu a análise conjunta dos perfis espectro temporais. Alguns pontos, entretanto, podem e deverão ser alvo de futuros estudos. A melhor definição do período em que a cultura está no campo, pois nesse caso notamos que em alguns talhões foram incluídas inicialmente imagens que após a análise se revelaram não pertencentes à classe 'milho', pois foram obtidas antes da emergência ou após a colheita do mesmo. Isso pode ser melhorado ao estabelecermos um período em torno do NDVI máximo que fique entre dois valores de NDVI mínimos. Outro ponto seria a escolha de um número constante de pixels por talhão, para evitar a influência do tamanho do talhão na média da resposta espectral. Esses pixels poderiam ser escolhidos por apresentarem uma resposta espectral mais típica do talhão (faixas em torno da mediana, por exemplo), evitando assim a influência de valores extremos sobre a média. Outro ponto a ser estudado é o ajuste de equações diferentes por banda, pois o comportamento espectro temporal da cultura varia de acordo com o comprimento de onda observado. Finalmente, para testar a hipótese de que as diferenças encontradas entre talhões de milho foram baixas, por isso os grupos não se explicaram pela covariáveis anotadas, seria importante comparar talhões de diferentes espécies com o mesmo método.

Destaca-se que os resultados deste trabalho são específicos para as bandas do sensor OLI/Landsat-8. Variações podem ser encontradas ao analisar dados de outros sensores, e esse ponto também será considerado em estudos futuros.

5. Agradecimentos

Bruno Montibeller agradece à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pelo provimento da bolsa de mestrado. Os autores agradecem ao INPE e à Embrapa pelo suporte operacional e ao Programa Ciência sem Fronteiras do CNPq/CAPES (projeto n. 402597/2012-5) pelo financiamento dos trabalhos de campo.

6. Referências Bibliográficas

Atzberger, C. Advances in remote sensing of agriculture: Context description, existing operational monitoring systems and major information needs. *Remote Sensing*, v. 5, n. 2, p. 949-981, 2013.

CONAB. **Acompanhamento da safra brasileira de grãos. Brasília:** Conab, v. 3, n. 9, 2016. Disponível em: <http://www.conab.gov.br/OlalaCMS/uploads/arquivos/16_06_09_09_00_00_boletim_graos_junho__2016_-_final.pdf>. Acesso em: 22. ago. 2016.

Embrapa. **Zoneamento agrícola de risco climático: instrumento de gestão de risco utilizado pelo seguro agrícola do Brasil.** Disponível em: <https://www.agencia.cnptia.embrapa.br/Repositorio/Zoneamento_agricola_000f17v6voX02wyiv80ispccruh04mek.pdf>. Acesso em: 26.ago.2016.

Galford, G. L.; Mustard, J. F.; Melillo, J.; Gendrin, A.; Cerri, C. C.; Cerri, C. E. Wavelet analysis of MODIS time series to detect expansion and intensification of row-crop agriculture in Brazil. **Remote Sensing of Environment**, v. 112, n. 2, p. 576-587, 2008.

Galvão, L. S.; Vitorello, Í. Variability of laboratory measured soil lines of soils from southeastern Brazil. **Remote Sensing of Environment**, v. 63, n. 2, p. 166-181, 1998.

Luiz, A. J. B.; Sanches, I. D.; Trabaquini, K.; Eberhardt, I. D. R.; Formaggio, A. R. Dinâmica agrícola em área de sobreposição de órbitas adjacentes dos satélites Landsat. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR), 17., 2015, João Pessoa. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2015. Artigos, p. 1308-1315.

Mendonça, J. C.; Freitas, R. M.; Aguiar, D. A.; Sousa, E. F.; Muniz, R. A.; Esteves, B. S. Mapeamento das áreas de cana-de-açúcar na região norte fluminense - RJ por uso de técnicas de sensoriamento remoto. **Engenharia Agrícola**, v. 31, n. 3, p. 561-571, 2011.

Moreira, M. A.; Adami, M.; Rudorff, B. F. T. Análise Espectral e Temporal da Cultura do Café em imagens Landsat. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 39, n. 3, p. 223-231, 2004.

Ortiz, M. J.; Formaggio, A. R.; Epiphanyo, J. C. N. Identification of irrigated winter crops through integration of remote sensing, GIS and multitemporal database. **International Journal of Remote Sensing**, v. 18, n. 1, p. 95-105, 1997.

Ponzoni, F.; Shimabukuro, Y. **Sensoriamento remoto no estudo da vegetação.** 2º ed. São José dos Campos: Parêntese, 2010. 127 p.

Pozzi, W. S.; Justin, S.; Robert, C.; Douglas, P.; Roger, V.; Jürgen, V.; Richard, R. B.; Michael, J. S.; Mark, W.; Rogier, V. D.; Albert, I. J. M. L. H.; Benjamin, P.; Florian, W.; Micha, D.; Emanuel, W.; Fredrik, W.; Wolfgang, S.; Siegfried, M.; Kingtse, N.; Margaret, B.; Lynette, N.; Liliana, V. B.; Rens, B.; Gonçalves, M.; Gonçalves, L. G. Toward Global Drought Early Warning Capability: Expanding International Cooperation for the Development of a Framework for Monitoring and Forecasting. **Bulletin of the American Meteorological Society**, v. 94, p. 776-785, 2013.

Rudorff, B. F. T.; Berka, L. M. S.; Moreira, M. A.; Duarte, V.; Xavier, A. C.; Rosa, V. G. C.; Shimabukuro, Y. E. Imagens de satélite no mapeamento e estimativa de área de cana-de-açúcar em São Paulo: ano safra 2003/04. **Agricultura em São Paulo**, v. 52, n. 1, p. 21-39, 2005.

Sanches, I. D.; Epiphanyo, J. C. N.; Formaggio, A. R. Culturas agrícolas em imagens multitemporais do satélite Landsat. **Agricultura em São Paulo**, v. 52, n. 1, p. 83-96, 2005.

SAS. **SAS/STAT® User's Guide.** Version 9.2. Cary: SAS Institute Inc. 2009.

Schultz, B.; Immitzer, M.; Formaggio, A. R.; Sanches, I. D.; Luiz, A. J. B.; Atzberger, C. Self-guided segmentation and classification of multi-temporal Landsat 8 images for crop type mapping in southeastern Brazil. **Remote Sensing**, v. 7, n. 11, p. 14482-14508, 2015.

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.

Wójtowicz, M.; Wójtowicz, A.; Piekarczyk, J. Application of remote sensing methods in agriculture. **Communications in Biometry and Crop Science**, v. 11, n. 1, p. 31-50, 2016.