

Avaliação do desempenho dos classificadores Isegeg e Bhattacharya para o mapeamento de áreas de cana-de-açúcar no município de Barretos-SP

Bruno Silva Oliveira¹
Guilherme Augusto Verola Mataveli¹

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

Abstract. Sugarcane is one of the most important crops for Brazil's economy. The increase in global demand for sugarcane's ethanol requires the conversion of areas of conventional crops in sugarcane cultivation areas, making it necessary to know the level of expansion of this culture. The CANASAT project is mapping sugarcane areas in South central Brazil, using visual interpretation to generate sugarcane cultivation maps. The use of automatic classifiers must be improved, searching for new alternatives for mapping sugarcane. This study aimed to apply automatic classifiers for mapping areas of sugarcane in the city of Barretos-SP, comparing the performance of these classifiers with the map of CANASAT project for this municipality. We tested the classifiers Isegeg and Bhattacharya, and the GIS used was SPRING 4.3.3. Comparing the two classifiers evaluated, Bhattacharya achieved the best results, with a Kappa index of 0.47, which is considered good, while the Isegeg was considered reasonable. The sugarcane areas that were at maximum vigor were classified correctly, but in areas at the beginning of vegetative cycle, after harvest or in reform generated errors of omission and inclusion, what shows the need of multitemporal analysis for mapping sugarcane. However, the classification based on visual interpretation still shows up the most appropriate way to do this mapping.

Palavras-chave: remote sensing, Isegeg, Bhattacharya, sugarcane, sensoriamento remoto, Isegeg, Bhattacharya, cana-de-açúcar.

1. Introdução

O Brasil é um dos líderes mundiais na produção e exportação de vários produtos agropecuários, sendo o maior produtor de cana-de-açúcar e maior exportador de açúcar e álcool do mundo (Aguiar et al., 2007). O Estado de São Paulo é o principal produtor nacional, sendo que na safra de 2011/2012 foi mapeada uma área de 5 milhões e 400 mil hectares de cana (Canasat, 2012).

A preocupação da comunidade internacional em termos ambientais tem exercido uma pressão muito grande para diminuir a dependência de combustíveis fósseis. Tendo em vista que há uma necessidade no sentido de substituir combustíveis fósseis por energia limpa, o etanol apresenta-se como uma das opções em que se pode valer da preocupação ambiental global. O uso do etanol está tomando proporções mundiais, o que estimula a expansão do cultivo da cana-de-açúcar. (Aguiar et al., 2009). Com a crescente demanda de etanol produzido a partir da cana-de-açúcar, especialmente depois do ano de 2003, quando houve a popularização dos carros bicombustíveis no Brasil, houve uma rápida expansão dessa cultura durante os últimos anos (Rudorff et al., 2010).

O aumento da demanda mundial por biocombustíveis, incluindo o etanol da cana-de-açúcar, exige a conversão de áreas de culturas convencionais em áreas de cultivo de cana (Loarie et al., 2011). Com o aumento da área de cultivo, os impactos da inserção da cultura devem ser conhecidos e esclarecidos, levantando uma base de informações que contribua estrategicamente para ações e políticas públicas que maximizem os benefícios do etanol e minimizem seus efeitos negativos.

Levando em consideração a rápida expansão e as características favoráveis da cultura da cana-de-açúcar para o monitoramento por meio de imagens de satélite, o Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) vem realizando, desde 2003, o Projeto Canasat para mapear anualmente as áreas cultivadas de cana na região Centro-sul do Brasil utilizando imagens do satélite Landsat (Rudorff et al., 2010).

Devido à falta de um método automatizado e preciso para identificar e mapear as áreas da cultura, o trabalho consiste na classificação das diferentes feições presentes na imagem, por meio de técnicas qualitativas ou visuais de interpretação, podendo variar em função de parâmetros como a experiência do intérprete e condições de trabalho (Novo, 1992). Os métodos de classificação automática devem ser aprimorados e otimizados de forma a viabilizar o mapeamento das áreas de cultura de cana-de-açúcar.

2. Objetivo

Este estudo teve como objetivo comparar o desempenho dos classificadores Ioseg e Bhattacharya para o mapeamento de cana-de-açúcar no município de Barretos-SP no ano de 2011 utilizando como referência para testar o desempenho dos classificadores o mapa do projeto Canasat para a mesma área de estudo.

3. Metodologia de Trabalho

3.1 Área de estudo

O município de Barretos está localizado entre as latitudes 20°17'26"S e 20°44'28"S e longitudes 48°20'55"W e 48°53'31"W, a uma altitude média de 530 metros e possui área total de 1563,6 Km². (Aguiar et al., 2009). Tem-se que entre 2003 e 2011 a área plantada de cana-de-açúcar em Barretos aumentou significativamente, chegando em 2011 a 47% do uso da terra no município (Canasat, 2012).

Como se pode observar na Figura 1, os municípios no norte do Estado apresentaram maior expansão da cultura entre 2003 e 2011. No período entre 2003 e 2011, o município de Barretos apresentou um aumento de área plantada de 48.825 ha, sendo o município com maior crescimento no Estado de São Paulo (24.843 ha em 2003 e 75.401 ha em 2011) (Canasat, 2012).

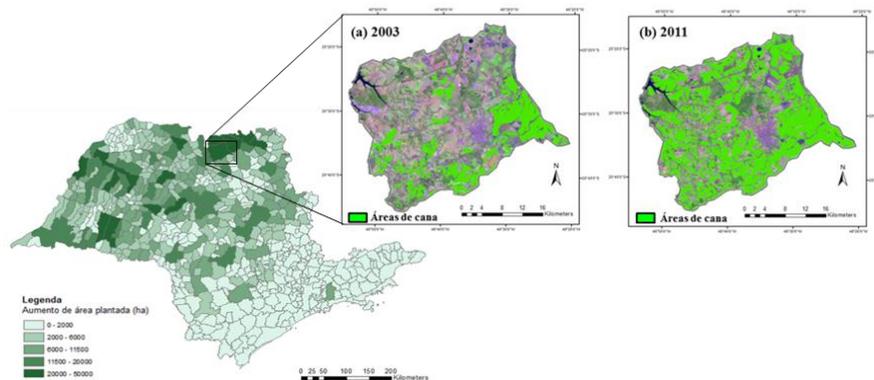


Figura 1. Aumento de área (ha) plantada de cana-de-açúcar nos municípios do Estado de São Paulo entre 2003 e 2011 e Área ocupada pela cultura de cana-de-açúcar no município de Barretos-SP em (a) 2003 e (b) 2011 (Fonte: Canasat, 2012).

3.2 Dados

Para realizar o estudo foi utilizada uma imagem do Sensor *Thematic Mapper* (TM) a bordo do Satélite Landsat-5, órbita 221 ponto 074, com resolução espacial de 30 m, para a data de 19 de abril de 2011, compreendendo o município de Barretos-SP. Essa data foi escolhida porque nessa época se encontra a maioria dos talhões destinados ao plantio de cana em máximo desenvolvimento, dessa forma a classificação seria favorecida por se ter predomínio de áreas de cana vigorosas e homogêneas próximas da época de colheita.

Nas áreas onde surgiram dúvidas quanto à classificação, optou-se pelo uso das séries temporais do índice de vegetação EVI2 disponibilizadas *online* pelo Laboratório de Agricultura e Floresta (LAF) do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, que permitem o acompanhamento do ciclo da cultura e eventuais mudanças de uso no pixel analisado.

3.3 Metodologia

Para a elaboração dos mapas das áreas de cana por meio de classificadores automáticos, foram realizados os processos apresentados na Figura 2, descritos a seguir.

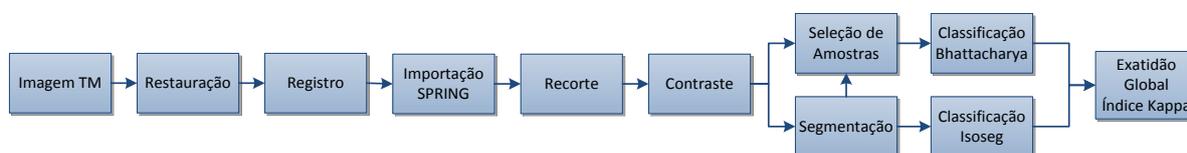


Figura 2. Fluxograma contendo os processos envolvidos na metodologia aplicada.

As imagens originais, com resolução espacial de 30 metros, foram restauradas para imagens com pixels de 20 m x 20 m. A restauração facilita a interpretação visual, porque permite realizar uma ampliação dos alvos presentes na imagem, assim é mais fácil delimitar áreas menores (Moreira et al., 2009).

A imagem do TM/Landsat-5 foi georreferenciada no Envi 4.7, com base em uma imagem ortorretificada, disponível no banco de dados da NASA (GLCF, 2004). Para o georreferenciamento utilizou-se o polinômio do primeiro grau e a interpolação por vizinho mais próximo (Daí e Khorram, 1998), obtendo-se erro médio quadrático inferior a 0,5 *pixel*.

A composição colorida utilizada na classificação foi a RGB 543, aplicando-se o contraste linear para o favorecimento da identificação dos alvos. Também foi realizado o recorte da cena utilizando como base o limite da área de estudo.

3.4 Classificadores

De acordo com Silva e Pereira (2007), os métodos de classificação podem se divididos em dois tipos: supervisionado e não-supervisionado. Na classificação supervisionada, são selecionadas amostras de treinamento, que devem ser representativas da imagem, sendo que o algoritmo, por exemplo, o MaxVer, classifica os pixels ou regiões para cada classe de acordo com atributos específicos. Na classificação não-supervisionada não é necessário definir o número de classes e amostras de treinamento, já que a segmentação, necessária para algoritmos como o Isoseg, por exemplo, agrega pixels em regiões e o intérprete identifica as classes geradas pelo algoritmo posteriormente. Para os dois casos, é necessário um conhecimento por parte do intérprete sobre a assinatura espectral dos alvos estudados, assim como da área de estudo.

3.4.1 Isoseg

O Isoseg, classificador não supervisionado, é um algoritmo que procura agrupar regiões a partir de atributos estatísticos de média, matriz de covariância e área a partir de uma medida de similaridade entre elas, a partir da distância Mahalanobis entre a classe e as regiões candidatas a relação de pertinência com esta classe (Korting, 2006).

Para aplicar este classificador, o primeiro passo a ser realizado foi a segmentação da imagem. No processo de segmentação são requeridos dois parâmetros iniciais: a similaridade e a área. Após uma série de testes, os melhores resultados encontrados foram obtidos com os valores de 10 para similaridade e 50 para a área. Na classificação com o algoritmo Isoseg deve também ser estabelecido o parâmetro do limiar de aceitação. Nesse parâmetro, que varia de 75% a 99,9%, quanto menor for o limiar de aceitação, mais classes o algoritmo irá criar automaticamente (Narvaes e Santos, 2007). O limiar de aceitação utilizado foi 95%.

Após a execução do algoritmo, foi realizado o remapeamento das classes, onde as classes identificadas foram então associadas com as respectivas classes temáticas finais: “cana” e “não cana”.

3.4.2 Bhattacharya

O Bhattacharya é um classificador supervisionado por regiões, que utiliza a distância Bhattacharya para medir a separabilidade estatística entre cada par de classes espectrais. A separabilidade é calculada através da distância média entre as distribuições de probabilidades de classes espectrais (Leão et al., 2007). O classificador de Bhattacharya requer a seleção de áreas de treinamento, podendo utilizar as regiões obtidas pela segmentação ou polígonos representativos das regiões a serem classificadas. No caso em questão, os valores de área e similaridade foram os mesmos empregados na segmentação utilizada para o classificador Iseseg. Posteriormente, foram selecionadas 170 amostras poligonais representativas da área de estudo como treinamento.

3.5 Avaliação de desempenho

A validação dos mapas temáticos obtidos pelos diferentes classificadores foi com base no mapa temático do Canasat para o município de Barretos no ano de 2011. Esse mapa é fruto de um mapeamento que vem sendo anualmente atualizado e que começou no ano de 2003. Logo, acredita-se que ele tem uma boa precisão, pois a cada mapeamento é feita uma avaliação do grau de exatidão do mapa pelos técnicos que atuam no projeto.

A análise de qualidade da classificação se deu quantitativamente, através dos índices de exatidão global e Kappa, extraídos da matriz de confusão obtida no SPRING. As matrizes de confusão são geradas a partir da tabulação cruzada entre os mapas temáticos gerados pelos diferentes classificadores com o mapa de referência. Os valores de exatidão global e índice Kappa das duas classificações foram submetidos a teste estatístico.

Após a aplicação dos classificadores, para determinadas áreas que geraram dúvidas ou discordância entre as classificações e a referência, foram utilizadas as séries temporais de EVI2 (*Enhanced Vegetation Index 2*) disponibilizadas *online* pelo Laboratório de Agricultura e Floresta (LAF) do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. O cálculo do EVI2 (Jiang et al., 2008) utiliza imagens MODIS do produto MOD13, coleção 005, com resolução espacial de 250 metros e composição 16 dias.

4. Resultados e Discussão

Os resultados do mapeamento de cana-de-açúcar, obtidos por meio do classificador Iseseg pode ser visto na Figura 3.

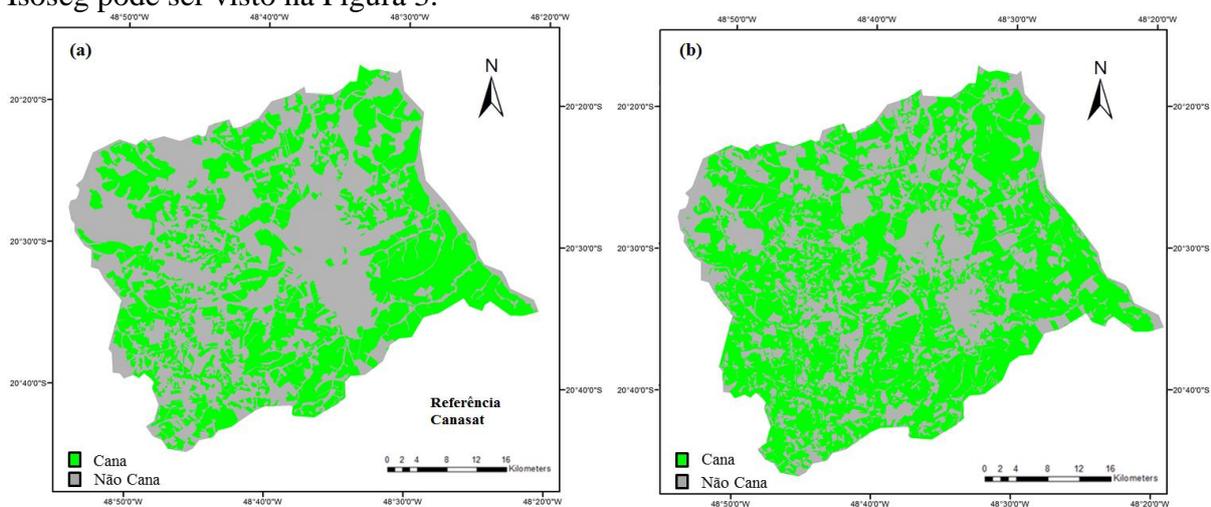


Figura 3. Mapa de áreas de cana-de-açúcar no município de Barretos-SP, segundo o classificador Iseseg.

A área de cana-de-açúcar obtida por meio do Iseseg foi de 94.825 ha. Neste caso, houve casos de classificação de áreas de cana na região central urbana. A confusão pode ter sido

causada pelo fato de o solo exposto e áreas de solo com palhada, classificadas como cana durante o remapeamento das classes temáticas, terem uma resposta espectral similar às áreas urbanas.

Na porção nordeste do município, algumas áreas que não são de cana-de-açúcar foram mapeadas como tal, sendo em parte áreas de pastagem, que possuem padrão espectral similar ao da cana-de-açúcar, conseqüentemente, inserindo erro de inclusão no mapa final. Já na porção sul de Barretos, talhões com cana em início do ciclo de desenvolvimento também podem ter gerado confusão com o padrão espectral da pastagem, porém nesse caso diversas áreas de cana não foram classificadas como tal. No sudeste do município, alguns polígonos que se encontravam em condição pós-queima da palha da cana para colheita manual não foram classificados como áreas de cana. Esse erro pode ter ocorrido por confusão desses polígonos com áreas de solo exposto.

A Figura 4 apresenta o mapeamento obtido pelo classificador Bhattacharya.

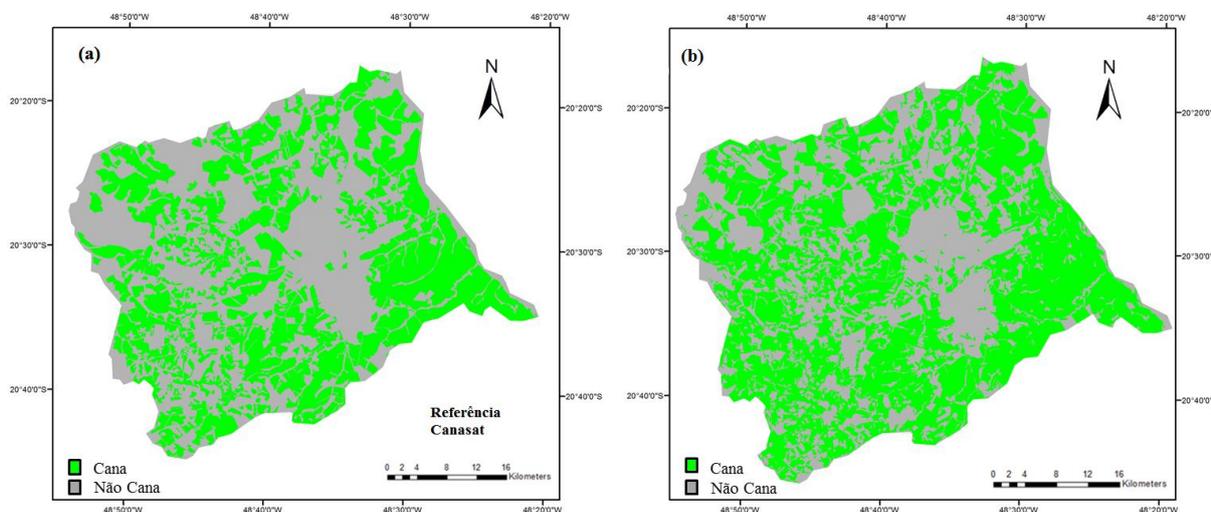


Figura 4. Mapa de áreas de cana-de-açúcar no município de Barretos-SP, segundo o classificador Bhattacharya.

Ao analisar os resultados obtidos pelo classificador Bhattacharya, percebe-se uma maior aproximação do mapa de referência do Canasat (Figura 4 (a)). Para o treinamento, as amostras foram divididas em quatro classes: cana, não cana, solo exposto e queima. Por utilizar amostras de treinamento, o algoritmo foi capaz de reconhecer com maior exatidão as áreas de cana-de-açúcar e de queimada. Para esse classificador, pode-se destacar a eficácia ao delimitar os limites entre elementos das duas classes avaliadas. Observa-se ainda um resultado mais eficaz na área urbana quando comparado ao do classificador Ioseg.

A área total de cana mapeada pelo classificador Bhattacharya foi de 90.826 ha, sendo a que mais se aproximou do mapeamento de referência do projeto Canasat. Outro fator importante para a inclusão ou não de áreas de cana na sua respectiva classe pode-se dar por as mesmas estarem na condição de solo exposto ou em reforma (com outra cultura como cobertura) na data de aquisição da imagem.

Para uma análise quantitativa dos resultados da classificação foi determinada a exatidão global e o índice Kappa (Tabela 1) por meio da matriz de confusão obtida no SPRING. Os valores associados às classes “cana” e “não cana” estão representados em número de pixels.

Tabela 1. Matrizes de confusão e Exatidão Global para os classificadores Isoseg e Bhattacharya.

	Referência				Exat. Global	Índice Kappa
	Cana	Não Cana	Total	Exat. Usuário		
Isoseg	Cana	671747	380794	1052541	0,604	0,69
	Não Cana	165881	524181	690062	0,396	
	Total	837628	905184	1742812		
	Exat. Produtor	0,481	0,519			
Bhattacharya	Referência				Exat. Global	Índice Kappa
	Cana	Não Cana	Total	Exat. Usuário		
	Cana	691488	316687	1008175	0,579	0,74
	Não Cana	146140	588497	734637	0,422	
	Total	837628	905184	1742812		
Exat. Produtor	0,481	0,519				

Pelos resultados apresentados na Tabela 1, confirma-se o que foi avaliado qualitativamente, ou seja, o melhor desempenho de classificação foi obtido para o classificador Bhattacharya com uma exatidão global de 0,74 e valor de Kappa de 0,47. Esse melhor desempenho do Bhattacharya é coerente com os resultados obtidos em literatura, como o de Moreira (2009), que comparando os dois classificadores aqui avaliados, além dos classificadores de redes neurais e MaxVer, em um estudo semelhante obteve melhores resultados para o Bhattacharya.

De acordo com Daí e Khorram (1998), o índice Kappa obtido para o Isoseg foi considerado como razoável ($0,2 < \text{Kappa} \leq 0,4$), enquanto o do classificador Bhattacharya foi bom ($0,4 < k \leq 0,6$). Foram realizados testes de hipótese a fim de testar a significância estatística da diferença entre os índices, que foram considerados significativos de acordo com o teste z com $\alpha=0,05$.

É importante ressaltar que o mapeamento realizado neste trabalho levou em conta somente uma imagem do TM para a área de estudo, enquanto o mapeamento do Canasat utiliza várias imagens de diferentes épocas do ano de uma mesma cena, permitindo um mapeamento mais preciso ao considerar a variabilidade dos talhões de cana nos diferentes estágios da cultura.

Como uma forma de verificar áreas que geraram dúvidas, tanto na referência quanto nas classificações, foram analisadas as séries temporais de EVI2 do LAF. Os pontos verificados e seus respectivos perfis temporais são apresentados na Figura 5.

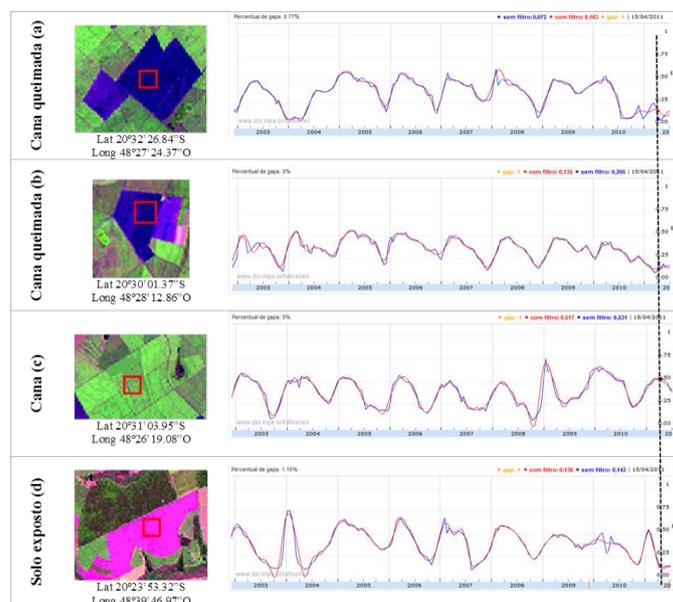


Figura 5. Perfis temporais de EVI2 (*Enhanced Vegetation Index 2*) para os diferentes usos do solo avaliados.

Na Figura 5, a linha pontilhada preta destaca a data mais próxima (15/04/2011) da data de aquisição da imagem utilizada nas classificações (19/04/2011). No primeiro caso de um polígono de queimada (Figura 5(a)), é possível perceber que se trata de uma área de cana, assim como o mapeamento do Canasat a classifica. Nota-se o plantio de cana de ano em 2004, com primeiro corte em 2005 e último corte em meados de 2010. Na data de obtenção do EVI2, o índice tem valor 0,163, estando abaixo das médias dos anos anteriores. Uma explicação para os baixos valores encontrados para essa área a partir do meio de 2010 seria que, após o último corte, o solo foi preparado, mas a cultura não foi reinserida no talhão, possivelmente para recuperação da área ou outro tipo de manejo.

Na Figura 5(b), o perfil temporal apresenta comportamento característico da cultura de cana, sendo essa área corretamente mapeada pelo Canasat. Na data indicada pela linha pontilhada, tem-se um baixo EVI2, evidenciando um final de ciclo da cultura. Analisando tal comportamento do perfil temporal com a interpretação visual da imagem, pode-se dizer que a colheita foi feita de forma manual, com queima da palhada.

O talhão apresentado na (Figura 5(c)) não foi um ponto de dúvida, porém é interessante para exemplificar o comportamento de uma área da cultura a pleno vigor, onde o EVI2 chegou a um valor de 0,52 na data de 15/04/2011. Também é possível perceber o período em que o talhão passou por reforma, entre os anos de 2008 e 2009, onde o padrão da curva é diferente do padrão apresentado pela cana, sendo este padrão característico de cultura de verão. Após o fim do ciclo dessa cultura de verão tem-se o plantio de cana de ano e meio.

A área apresentada na Figura 5(d) é uma área destinada ao plantio de cana, mas que no dia 19/04/2011 encontra-se como solo exposto. Analisando o perfil temporal de um pixel desse talhão, nota-se que o mesmo encontra-se em reforma, ao final do ciclo de uma cultura de verão. Possivelmente nesse talhão a cultura de cana foi reinserida no segundo semestre de 2011. Como essa área está mapeada como cana pelo Canasat, a análise multitemporal utilizada no projeto identificou a área como cana em uma data posterior à reforma e replantio.

5. Conclusões

Comparando os dois classificadores avaliados, o Bhattacharya obteve os melhores resultados, com um índice Kappa de 0,47, considerado bom. As áreas de cana que se encontravam no máximo vigor foram classificadas corretamente, porém em áreas no início do ciclo, após a colheita ou em reforma geraram erros tanto de omissão quanto de inclusão.

O dinamismo da cultura e a diferença de datas de plantio fazem com que existam talhões geograficamente próximos, mas em diferentes etapas do ciclo da cultura, o que evidencia a necessidade de se fazer uma análise multitemporal. As séries temporais de índices de vegetação se mostraram úteis para avaliar o uso da terra ao longo dos anos, permitindo identificar os padrões das culturas agrícolas e sendo uma alternativa para sanar possíveis dúvidas que surgem com as classificações de imagens.

Referências Bibliográficas

Aguiar, D.A.; Silva, W. F.; Feitosa, F. F.; Gonçalves, F. G.; Rizzi, R.; Rudorff, B. F. T. Análise espacial da colheita da cana-de-açúcar no Estado de São Paulo: a influência da precipitação. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 13., 2007, Florianópolis. **Anais...** São José dos Campos, INPE, 2007. p. 2231-2238. Disponível em: <<http://marte.dpi.inpe.br/col/dpi.inpe.br/sbsr%4080/2006/11.15.15.48/doc/2231-2238.pdf>>. Acesso em 02 jun. 2012

Aguiar, D. A.; Adami, M.; Rudorff, B. F. T.; Sugawara, L. M.; Freitas, R. M. Avaliação da conversão do uso e ocupação do solo para cana-de-açúcar utilizando imagens de sensoriamento remoto. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 14., 2009, Natal. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2009. p. 5547-5554. Disponível em: <<http://marte.dpi.inpe.br/col/dpi.inpe.br/sbsr%4080/2008/11.17.15.20/doc/5547-5554.pdf>>. Acesso em 02 jun. 2012.

Câmara, G.; Souza, R. C. M.; Freitas, U. M.; Garrido, J. SPRING: Integrating Remote Sensing and GIS by Object-Oriented Data Modelling. **Computer & Graphics**, v. 20, n. 3, p. 395-403. 1996.

Canasat: **mapeamento da cana via imagens de satélite de observação da terra**. São José dos Campos, 2012. Disponível em <<http://www.dsr.inpe.br/laf/canasat/index.html>> Acesso em: 25 de jun. de 2012.

Daí, X.; Khorram, S. The effects of image misregistration on the accuracy of remotely sensed change detection. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v.36, n.5, p.1566-1577, 1998.

GLCF. **Geocover Technical Guide. Produced by University of Maryland/USA**, 2004. Disponível em: <<http://glcf.umiacs.umd.edu/data/guide/>>. Acesso em 21 jun. 2012.

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, n.1, p.3833-3845, 2008.

Körting T. S: Divisão de Processamento de Imagens, INPE. Classificação de Imagens por Regiões, São José dos Campos, 2006. Disponível em: <<http://www.dpi.inpe.br/~tkorting/projects/isoseg/material.pdf>>. Acesso em 10 nov 2012.

LAF. **Laboratório de Agricultura e Florestas (INPE): Visualização de series temporais MODIS para análise de mudanças de uso e cobertura da terra**. Disponível em: <<https://www.dsr.inpe.br/laf/series/en/index.html>>. Acesso em 04 ago. 2012.

Leão, C.; Krug, L. A.; Kampel, M.; Fonseca, L. M. G. Avaliação de métodos de classificação em imagens TM/Landsat e CCD/CBERS para o mapeamento do uso e cobertura da terra na região costeira do extremo sul da Bahia. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 13., 2007, Florianópolis. **Anais...** São José dos Campos, INPE, 2007. p. 939-946. Disponível em: <<http://marte.dpi.inpe.br/col/dpi.inpe.br/sbsr%4080/2006/11.15.01.10/doc/939-946.pdf>>. Acesso em 18 ago. 2012.

Loarie, S.R., Lobell, D.B., Asner, G.P., Mu, Q.; Field, C.B. Direct impacts on local climate of sugar-cane expansion in Brazil. **Nature Climate Change**, v.1, n.02, p.105-109, 2011.

Moreira, A. de A.; Soares, V. P.; Gleriani, J. M.; Ribeiro, C. A. A. S. Utilização de algoritmos de classificação para o mapeamento do uso e cobertura do solo da terra na bacia hidrográfica do ribeirão São Bartolomeu, Viçosa-MG, a partir de uma imagem do sensor IKONOS II. In: Simpósio Brasileiro de Geografia Física Aplicada, 5., 200, Viçosa. **Anais...** Viçosa, UFV, 2009. p. 95-108

Narvaes, I. S.; Santos, J. R. Avaliação de algoritmos de classificação supervisionada para imagens do Cbers-2 da Região do Parque Estadual do Rio Doce-MG. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 13., 2007, Florianópolis. **Anais...** São José dos Campos, INPE, 2007. p. 6223-6228. Disponível em: <<http://marte.dpi.inpe.br/col/dpi.inpe.br/sbsr%4080/2006/11.15.19.39.54/doc/993-1000.pdf>>. Acesso em 18 jun. 2012.

Novo, E. M. L. M. **Sensoriamento remoto: princípios e aplicações**. Ed. São Paulo: Edgard Blücher Ltda., 1992. 307 p.

Rudorff, B.F.T.; Aguiar, D.A.; Silva, W.F.; Sugawara, L.M.; Adami, M.; Moreira, M.A. Studies on the rapid expansion of sugarcane for ethanol production in São Paulo State (Brazil) using Landsat data. **Remote Sensing**, v. 2, p.1057-1076, 2010.

Shiba, M. H.; Santos, R. L.; Quintanilha, J. A., Kim. H. Y. Classificação de imagens de sensoriamento remoto pela aprendizagem por árvore de decisão: uma avaliação de desempenho. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 12., 2005, Goiânia. **Anais...** São José dos Campos, INPE, 2005. p. 4319-4326. Disponível em: <<http://marte.dpi.inpe.br/col/ltid.inpe.br/sbsr/2004/11.23.11.44/doc/4319.pdf>>. Acesso em 01 ago. 2012.

Silva, M. L. M.; Pereira, G. P. M. Avaliação de algoritmos de classificação supervisionada para imagens do Cbers-2 da Região do Parque Estadual do Rio Doce-MG. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 13., 2007, Florianópolis. **Anais...** São José dos Campos, INPE, 2007. p. 6223-6228. Disponível em: <<http://marte.dpi.inpe.br/col/dpi.inpe.br/sbsr@80/2006/11.15.20.25/doc/6223-6228.pdf>>. Acesso em 02 jun. 2012.