



Classificação sub-pixel de séries temporais de dados MODIS para o mapeamento da cana-de-açúcar na Bacia do Alto Paraguai

João Francisco Gonçalves Antunes 1
Júlio César Dalla Mora Esquerdo 1

¹Embrapa Informática Agropecuária
Av. Dr. André Tosello, 209 - Barão Geraldo
13083-886 - Campinas, SP - Brasil
{joao.antunes, julio.esquerdo}@embrapa.br

Resumo. O aumento da produção da cana-de-açúcar tem impulsionado o setor sucroalcooleiro na região Centro-Sul do Brasil, em especial nos estados do Mato Grosso do Sul e Mato Grosso. Porém, a expansão do cultivo na extensa Bacia do Alto Paraguai (BAP) que engloba o Pantanal, pode trazer graves ameaças ao bioma. Os dados MODIS (*Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer*) fornecem cobertura de grandes áreas com alta periodicidade, que possibilitam o monitoramento da cultura da cana-de-açúcar. Entretanto, a moderada resolução espacial dos dados faz com que possa ocorrer a mistura espectral de diferentes classes de cobertura da terra dentro de um mesmo pixel. Neste contexto, o objetivo do trabalho foi aplicar uma metodologia de classificação sub-pixel utilizando séries temporais de dados MODIS para mapear o cultivo da cana-de-açúcar na BAP. O classificador Fuzzy ARTMAP, utilizando os termos harmônicos das séries temporais dos índices de vegetação MODIS, obtiveram valores da curva ROC de 0,871 e 0,835 para as safras 2005/2006 e 2013/2014, mostrando ser eficiente para o mapeamento do cultivo da cana-de-açúcar, pois produziu modelos de classificação confiáveis para fins de estatísticas agrícolas. A Medida de Compromisso do classificador Fuzzy ARTMAP possibilitou mapear as áreas cultivadas com cana-de-açúcar, demonstrando o potencial para a análise sub-pixel de séries temporais de dados MODIS. Os resultados indicaram que a área cultivada com cana-de-açúcar na BAP aumentou aproximadamente 33% nesse período de nove safras agrícolas. Os mapeamentos gerados fornecem informações objetivas sobre o cultivo da cana-de-açúcar na BAP e podem auxiliar na avaliação do impacto ambiental do Pantanal.

Palavras-chave: sensoriamento remoto, processamento de imagens, análise harmônica, reconhecimento de padrões; redes neuro-fuzzy.

Abstract. The increase of the sugarcane production has boosted the sugar-ethanol sector in the Central-South region of Brazil, mainly in the states of Mato Grosso do Sul and Mato Grosso. However, agricultural expansion in the Alto Paraguay River Basin (BAP), an extensive region including the Brazilian Pantanal, may bring serious threats to this biome. MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer) data provide coverage of large areas with high periodicity, supporting the sugarcane crop monitoring. Nevertheless, the moderate spatial resolution of MODIS data may lead to spectral mixture due to the presence of different land use and land cover classes within a single pixel. In this context, the objective of this study was to apply a sub-pixel classification methodology using MODIS time-series to map sugarcane crop areas in the region of BAP. The Fuzzy ARTMAP classifier, using the harmonic terms of MODIS time-series of vegetation index data, obtained the ROC curve values of 0.871 and 0.835 for the 2005/2006 and 2013/2014 cropping seasons, showing to be efficient to map sugarcane crop areas, because it produced reliable classification models for agricultural statistics. The Commitment Measure, provided by the Fuzzy ARTMAP classifier, allowed to map the sugarcane crop areas, demonstrating the potential for sub-pixel analysis of MODIS time-series data. The results have shown that the sugarcane cultivation in the BAP region increased approximately 33% over the nine cropping seasons years. The generated maps provide objective information about the sugarcane production in the BAP region and may support the assessment of environmental impacts in the Pantanal.

Key-words: remote sensing, image processing, harmonic analysis, pattern recognition, neuro-fuzzy networks.

1. Introdução

A crescente demanda por açúcar e etanol beneficia o setor sucroalcooleiro brasileiro. Além de ser o maior produtor de cana-de-açúcar do mundo, o Brasil é, também, o maior exportador de açúcar e o segundo maior produtor de etanol. A região Centro-Sul é responsável por aproximadamente 90% da produção canavieira do país. Nos últimos anos vem ocorrendo uma expressiva expansão do cultivo da cana-de-açúcar nos estados do Mato Grosso do Sul e Mato Grosso, que produzem, respectivamente, 8% e 3% da produção nacional (UNICA, 2016).

A Bacia do Alto Paraguai (BAP), cuja porção brasileira engloba parte dos estados do Mato Grosso do Sul e Mato Grosso, tem grande importância ecológica para o Brasil por incluir o Pantanal, que é uma das maiores planícies inundáveis do mundo com rica biodiversidade de fauna e flora. O Pantanal é um bioma bem conservado, mas o planalto tem passado por alterações antrópicas em substituição da vegetação por pastagens e cultivos agrícolas. Neste contexto, questões relacionadas ao impacto ambiental tanto da atividade agrícola quanto da atividade industrial relacionada ao cultivo da cana-de-açúcar precisam ser consideradas com cuidado (SOS Pantanal e WWF Brasil, 2015).

A cana-de-açúcar é uma gramínea da família *Poaceae*. Como pode ter vários ciclos de desenvolvimento é caracterizada como uma cultura semiperene, tendo de três a seis cortes antes da reforma do canavial. Seu ciclo fenológico compreende as fases de brotação, perfilhamento, crescimento e maturação, com duração de 18 meses (cana de ano-e-meio) ou 12 meses (cana de ano), dependendo da época e da região de plantio (Scarpari e Beauclair, 2010). Na região Centro-Sul do país há o predomínio da cana de ano, plantada entre setembro e dezembro, embora a cana de ano-e-meio, plantada de janeiro a maio, também seja cultivada, com a colheita sendo realizada de abril a dezembro (Anjos e Figueiredo, 2010).

Algumas plataformas orbitais destinadas à observação da superfície terrestre apresentam características que favorecem o monitoramento agrícola e ambiental, pois fornecem uma visão sinóptica e frequente de áreas extensas, com baixos custos. Sensores como o MODIS (*Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer*), a bordo dos satélites TERRA e AQUA, apresentam alta resolução temporal e moderada resolução espacial, características que possibilitam o estudo e a análise de alvos com elevada dinâmica espectral, como os cultivos agrícolas. Os produtos derivados do sensor MODIS são disponibilizados gratuitamente e reúnem características

importantes, com potencial para o monitoramento da cultura da cana-de-açúcar (Adami et al., 2012).

Diversas técnicas têm sido estudadas na análise de séries temporais de índices de vegetação do sensor MODIS para o monitoramento da superfície terrestre. Um exemplo é a análise harmônica que vem sendo utilizada na identificação de padrões da dinâmica temporal que ocorre nas superfícies vegetadas (Jia et al., 2011).

A integração dos dados do sensoriamento remoto orbital às técnicas de inteligência artificial tem sido pouco explorada no campo científico. Um exemplo é o reduzido número de pesquisas que usam técnicas de aprendizado de máquina na classificação digital de imagens de satélite. De acordo com Giacco et al. (2010), novas abordagens de inteligência artificial, combinando redes neurais e lógica fuzzy, são alternativas viáveis e inovadoras para o reconhecimento de padrões na classificação de séries temporais de imagens de satélite, em especial na análise sub-pixel de dados com moderada resolução espacial.

2. Objetivo

Diante do exposto, o objetivo deste trabalho foi aplicar uma metodologia de classificação sub-pixel utilizando séries temporais de dados MODIS para mapear o cultivo da cana-de-açúcar na BAP, nas safras 2005/2006 e 2013/2014.

3. Material e Métodos

O estudo foi realizado na BAP, que é uma bacia transfronteiriça com extensão total de aproximadamente 600.000 km², dividida entre o Brasil, com 60% do território, a Bolívia e o Paraguai, cada um com cerca de 20% do território. A porção brasileira da BAP possui 368.000 km² e é formada pela planície do Pantanal e pelo planalto de entorno (Silva e Abdon, 1998), conforme ilustrado pela **Figura 1**.

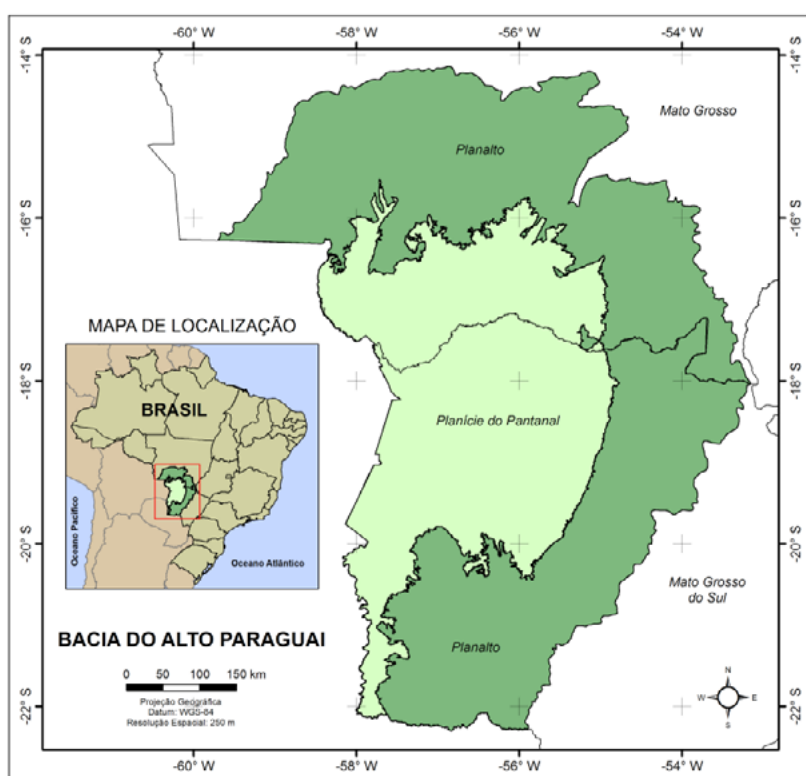


Figura 1. Porção brasileira da Bacia do Alto Paraguai.

Os principais rios da BAP estão situados no planalto e são responsáveis pelo abastecimento e a dinâmica das águas do Pantanal, devido à sua baixa altitude e declividade. Os processos de ocupação no planalto afetam diretamente toda a planície (Junk et al., 2006).

As séries temporais de imagens do satélite TERRA foram obtidas do Banco de Produtos MODIS na base Estadual Brasileira, que armazena e disponibiliza na Internet as composições de 16 dias do produto MOD13Q1, em recortes por estados (Esquerdo et al., 2010).

Foram utilizados dois índices de vegetação neste trabalho. O NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*), proposto por Rouse et al. (1973) para atenuar a interferência do solo na resposta espectral da vegetação e diminuir a influência da atmosfera e do ângulo de elevação solar em imagens temporais. E o EVI (*Enhanced Vegetation Index*), desenvolvido por Huete et al. (1994) para otimizar a resposta espectral da vegetação e melhorar a sensibilidade em regiões de maior biomassa vegetal. Esses índices de vegetação exploram o contraste entre as bandas do vermelho e do infravermelho próximo, porém o EVI representa melhor a dinâmica da vegetação ao longo de uma série temporal de imagens porque utiliza a banda do azul para atenuar as influências atmosféricas.

A análise harmônica foi utilizada para decompor as séries temporais dos índices de vegetação EVI e NDVI por meio da Transformada de Fourier em termos harmônicos, que são ondas cossenoidais ou senoidais, onde cada onda é definida por um valor único de amplitude e fase, conforme ilustrado na **Figura 2**.

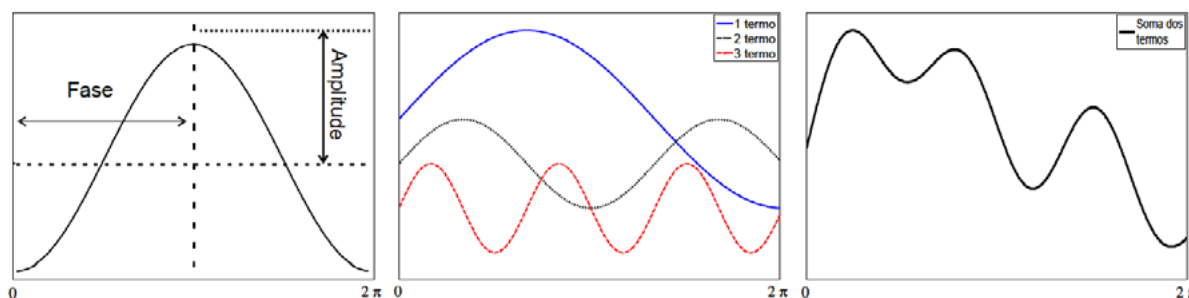


Figura 2. Representação dos termos harmônicos gerados pela Transformada de Fourier.
Fonte: Adami (2010).

A amplitude corresponde à metade do valor onde a função é maximizada e a fase é o deslocamento entre a origem e o pico da onda no intervalo de 0 até 2π . Cada termo harmônico representa o número de ciclos completados por uma onda num determinado intervalo de tempo e é responsável por um percentual da variância total da série temporal de dados original. Assim, o primeiro harmônico tem um período T igual ao período total, o segundo harmônico corresponde à metade do período do primeiro harmônico $T/2$, o terceiro harmônico a $T/3$ e assim sucessivamente (Jakubauskas et al., 2001).

As imagens obtidas a partir da aplicação da Transformada de Fourier foram geradas numa base por pixel para cada imagem da série temporal. Na prática, significa decompor a variação dos índices de vegetação em harmônicos que representem as oscilações durante o ciclo de desenvolvimento, o que propicia a identificação de áreas agrícolas. A imagem harmônico zero (termo aditivo) corresponde à média dos índices de vegetação e representa o vigor total para cada tipo de cobertura vegetal durante o período. As imagens amplitude indicam a variação máxima dos índices de vegetação para todo o período. A fase, com intervalo de valores de 0° a 360° , indica o tempo, ao longo da série temporal em que acontece o máximo valor de amplitude, podendo ser associada com os meses do ano. A imagem variância indica a dispersão dos

valores dos índices de vegetação em torno da média da série temporal.

O processamento das séries temporais de EVI e NDVI foi realizado por meio do software HANTS (*Harmonic Analysis of NDVI Time-Series*) desenvolvido em linguagem IDL (*Interactive Data Language*) por De Wit e Su (2005). O conceito básico do algoritmo é que o desenvolvimento da vegetação apresenta um forte efeito sazonal que pode ser simulado por funções senoidais de baixa frequência, com diferentes fases e amplitudes. As nuvens provocam alterações nas séries temporais e podem ser consideradas ruídos de altas frequências. O algoritmo HANTS analisa a série temporal, identifica as áreas de baixas frequências referentes à vegetação e, a partir da Transformada de Fourier, elimina os valores discrepantes da série temporal que representam altas frequências.

A classificação dos termos harmônicos das séries temporais de EVI e NDVI foi realizada com a rede neural auto-organizável de agrupamento Fuzzy ARTMAP, que é um modelo não paramétrico baseado na Teoria da Ressonância Adaptativa de processamento cognitivo do cérebro humano, destinado à aproximação de funções não lineares multidimensionais. Essa arquitetura atua de forma recorrente para resolver o dilema “estabilidade x plasticidade”, mantendo um equilíbrio em criar novas categorias de reconhecimento quando padrões desconhecidos estimulam a rede e a capacidade em agrupar padrões similares na mesma categoria, preservando o conhecimento previamente adquirido (Carpenter et al., 1991).

A rede Fuzzy ARTMAP é composta por um módulo ART_a que processa os dados de entrada, e um módulo ART_b que processa a resposta de saída desejada para o padrão apresentado à rede, cujos elementos são valores dos conjuntos fuzzy, interligados por um módulo de memória associativa que realiza a conexão entre as categorias de reconhecimento de ART_a para ART_b . O treinamento supervisionado do Fuzzy ARTMAP é realizado com a regra de aprendizagem competitiva “o-vencedor-leva-tudo” e a estratégia de votação dos neurônios acionados com maior frequência para diferentes ordenações dos dados, de forma a maximizar a generalização das categorias de reconhecimento de padrões e minimizar os erros de predição da rede (Mannan et al., 1998).

Para classificação sub-pixel foi utilizado o algoritmo da rede neural Fuzzy ARTMAP baseado na Medida de Compromisso CMT (*Commitment*), que expressa o grau de compromisso de um pixel em relação a uma determinada classe e mostra-se de natureza muito semelhante às probabilidades posteriores Bayesianas (LI, 2008). A rede neural Fuzzy ARTMAP com o algoritmo de classificação sub-pixel da medida CMT utilizado neste trabalho faz parte do conjunto de classificadores do software geoespacial TerrSet.

Para seleção do conjunto de amostras a serem usadas pelo classificador Fuzzy ARTMAP e para validação dos modelos de classificação CMT, foram utilizados mapas temáticos de referência do Canasat, que são gerados por meio de técnicas de segmentação e interpretação visual de imagens tipo Landsat e possuem excelente qualidade temática (Adami et al., 2012).

A partir das imagens de entrada e das amostras de treinamento, o classificador Fuzzy ARTMAP com o algoritmo sub-pixel CMT, gera um conjunto de imagens de adesão, uma para cada classe (Cana e Não-Cana), com os graus de compromisso dos pixels medidos entre zero e um, que permite as estimar as proporções de mistura de cana-de-açúcar nos pixels, por meio de uma operação matricial de estatística zonal, conforme a Equação 1:

$$A_{cana} = A_{pixel} * \sum_{i=1}^n CMT_{cana_i} \quad (1)$$

onde,

A_{cana} = área de cana-de-açúcar em hectares (km^2);

A_{pixel} = área do pixel MODIS de $0,0625 km^2$ ($250 m \times 250 m = 62.500 m^2$);

CMT_{cana_i} = Medida de Compromisso CMT da classe Cana por pixel;

n = número de pixels internos aos limites vetoriais da BAP.

Para validação da susceptibilidade dos modelos de classificação CMT da classe Cana, gerados pelo Fuzzy ARTMAP, foi empregada a análise da curva ROC baseado em Pontius e Parentier (2014). A curva ROC traça a taxa de Verdadeiros Positivos (VP) em relação à taxa de Falsos Positivos (FP), para diferentes limiares, a partir da comparação do mapa das medidas de Compromisso com o mapa de referência da classe Cana e Não-Cana, representando a relação entre a sensibilidade e a especificidade do classificador. O valor ROC é a área sob a curva (AUC) que resulta conectando-se os pontos obtidos para cada limiar. AUC igual a um refere-se à concordância espacial perfeita entre o mapa das medidas de Compromisso e o mapa de referência, enquanto que AUC igual 0,5 indica a tendência das medidas de Compromisso ser distribuídas aleatoriamente. A curva ROC foi calculada por meio de uma planilha eletrônica Excel, desenvolvida por Pontius (2016), que está associada aos módulos estatísticos de validação da acurácia de classificação do TerrSet.

4. Resultados e Discussão

As séries temporais de EVI e NDVI do MODIS para o recorte da BAP foram decompostas pelo HANTS, separadamente, para o período de agosto a meados de abril de cada safra, sendo 17 imagens de cada índice de vegetação, que cobrem metade do ciclo fenológico característico da cana-de-açúcar, desde a fase de perfilhamento até atingir o pico vegetativo na fase de crescimento, com cobertura total do solo, indo para a fase de maturação quando é iniciada a colheita, totalizando 34 imagens processadas para cada safra.

Os termos harmônicos gerados foram a amplitude e a fase para as frequências 0, 1, 2 e 3 que correspondem a média do EVI e NDVI de cada série temporal e aos ciclos de sete meses e meio, quatro meses e dois meses e meio, respectivamente. Também foi gerada a variância da média de cada série temporal. Os dados estão no fator original de escala no intervalo de -2.000 a 10.000. A tolerância de ajuste entre a diferença dos valores originais e os valores da Transformada de Fourier foi definida em 1.000.

Para seleção do conjunto de amostras foram utilizados pixels puros coletados nos mapas temáticos de referência do Canasat para o recorte da BAP. Baseado em Foody e Cox (1994), cada imagem do Canasat (30 m) foi degradada espacialmente com um filtro de convolução passa-baixa de dimensões 9 x 9 pixels para a resolução espacial de 270 m. Em seguida foi feita a reamostragem pelo método do vizinho mais próximo para 0,002245° (250 m) para replicar os pixels das duas classes. Para delimitação das áreas representativas de cana-de-açúcar foram definidos os limiares de 200 a 255 ND para a classe Cana e 0 a 1 ND para a classe Não-Cana.

Para garantir uma classificação fidedigna a partir do processo de aprendizagem do classificador Fuzzy ARTMAP, o tamanho mínimo da amostra de treinamento foi definido com base na regra de ouro utilizada por Van Niel et al. (2005), sendo 30 x 16 imagens (termos harmônicos e variância do EVI e NDVI) x 2 classes (Cana e Não-Cana) igual a 960 pixels.

Assim sendo, foi realizada uma amostragem aleatória de 480 pixels por classe sobre o mapa de referência do Canasat da safra 2005/2006 na resolução espacial de 250 m. Após isso foi aplicado o filtro morfológico de dilatação de dimensões 3 x 3 pixels com dois ciclos para expandir os pixels das duas classes e ao final foi feito o mascaramento das áreas expandidas que se sobrepuseram entre as classes, gerando 6.884 pixels da classe Cana e 11.972 pixels da classe Não-Cana, num total de 18.856 amostras de treinamento, em forma de polígonos. Esse mesmo procedimento foi repetido para safra 2013/2014, obtendo uma amostra de treinamento com 19.419 pixels, sendo 7.449 pixels da classe Cana e 11.970 pixels da classe Não-Cana,

como polígonos. Ambas as amostras de treinamento atendem perfeitamente a regra do tamanho mínimo definido inicialmente.

As 16 imagens referentes aos termos harmônicos e a variância do EVI e NDVI foram utilizadas como variáveis de entrada do classificador Fuzzy ARTMAP, com as respectivas amostras de treinamento para cada safra. A configuração utilizada para ART_a foi o parâmetro de escolha igual a 0,01, a taxa de treinamento igual a 0,93 e o parâmetro de vigilância igual 0,94. Para ART_b utilizou-se a taxa de treinamento igual a 1,00 e o parâmetro de vigilância igual 1,00. Dentre as várias simulações de ajuste, essa foi a combinação ótima de melhor generalização do modelo. A camada de mapeamento que conecta ART_a a ART_b possui duas dimensões referente às classes Cana e Não-Cana. Para a classificação sub-pixel foi utilizada a Medida de Compromisso CMT.

Em relação à topologia da rede, a camada F₁ contém o dobro de neurônios da dimensão das variáveis de entrada para preservar a amplitude das informações, neste caso 32, igual a 2 x 16 variáveis de entrada. O número de neurônios da camada F₂ cresce dinamicamente durante o processo de aprendizagem e está diretamente relacionado à parametrização de ART_a. Quanto maior a taxa de treinamento, mais neurônios na camada F₂ e mais informação de novos padrões é incorporada à rede. Quanto maior o parâmetro de vigilância, também mais neurônios são gerados na camada F₂. O parâmetro de escolha determina o vencedor da classe de saída para determinado pixel e está sujeito ao teste de ressonância baseado no parâmetro de vigilância. A fase de treinamento do Fuzzy ARTMAP foi realizada rapidamente em aproximadamente três minutos. A fase de classificação foi bastante lenta, devido às dimensões da área de estudo e das variáveis de entrada, levando em torno de seis horas de processamento.

A **Figura 3** apresenta as imagens CMT da classe Cana, resultado da classificação do Fuzzy ARTMAP, para as safras 2005/2006 e 2013/2014 da BAP.

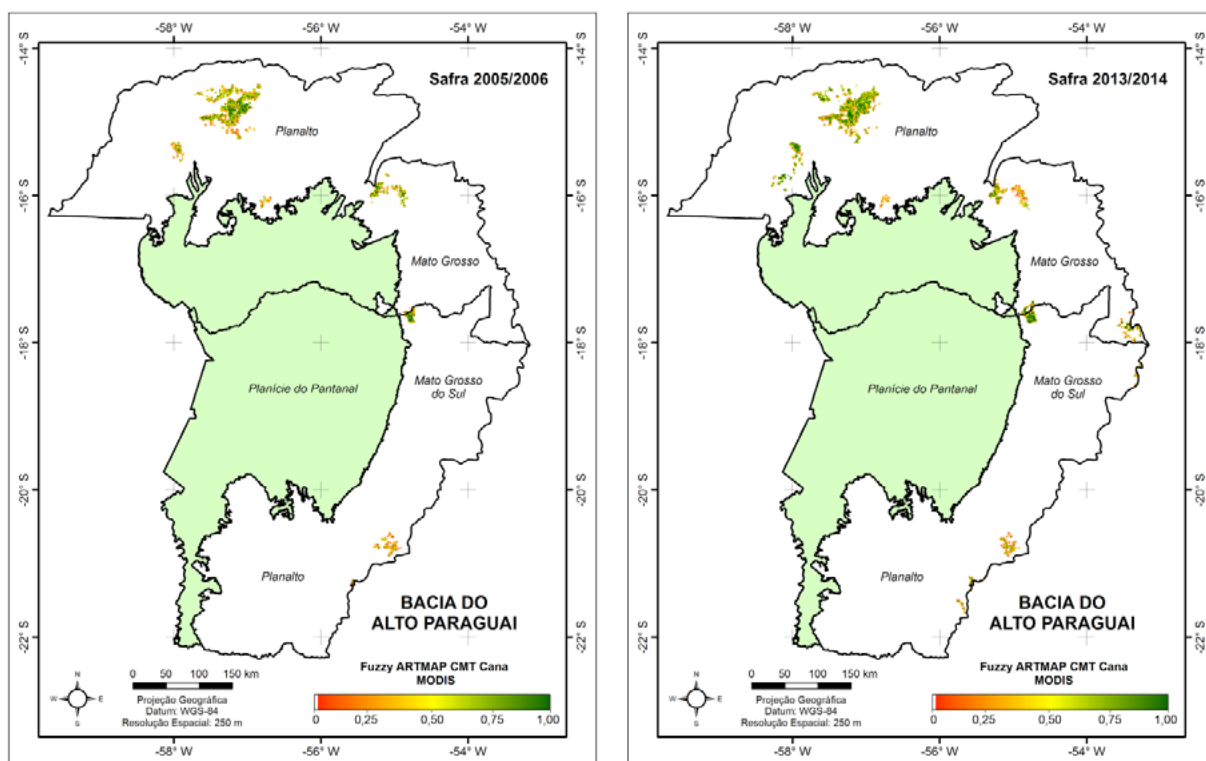


Figura 3. Modelos de classificação CMT Cana das safras 2005/2006 e 2013/2014.

A **Figura 3** mostra o gradiente de variação das cores em tons de verde, para os tons de amarelo e tons de vermelho, representando a transição da classe Cana, com altas proporções de cana-de-açúcar dentro do pixel para a classe Não-Cana, sem a presença de áreas de cultivo. Visualmente pode-se perceber que na safra 2013/2014 as proporções da classe Cana são maiores que na safra 2005/2006, destacadas nos círculos azuis, indicando que ocorreu uma expansão do cultivo da cana-de-açúcar na BAP nesse período de nove safras agrícolas.

Para validação dos modelos CMT Cana, gerados pela classificação Fuzzy ARTMAP, foi empregada a análise da curva ROC, para as safras 2005/2006 e 2013/2014. Para isso, o mapa das medidas CMT, que expressa o grau de compromisso dos pixels a classe Cana, foi comparada com os mapas de referência que apontam a localização geográfica das áreas de cultivo da cana-de-açúcar na BAP.

A **Figura 4** exibe o gráfico ROC considerando 100 limiares de intervalos iguais para calcular a área sob a curva (AUC), das safras 2005/2006 e 2013/2014. A partir da análise da curva ROC, pode-se observar que à medida que se aumenta o limiar de corte, o poder discriminante do modelo CMT Cana também aumenta, mantendo uma boa relação entre a sensibilidade e a especificidade do classificador, o que confere uma maior área sob a curva e, conseqüentemente, obtém-se um melhor desempenho.

A AUC dos modelos de classificação CMT Cana foi de 0,871 e 0,835, para as safras 2005/2006 e 2013/2014, respectivamente, que são considerados valores muito superiores aos modelos aleatórios, caso as medidas CMT tivessem a tendência de serem distribuídas uniformemente sobre a diagonal (AUC = 0,50). Este fato demonstra a ótima adequação dos modelos de classificação sub-pixel, gerados pela rede neural Fuzzy ARTMAP, comprovando que é plausível mapear a cana-de-açúcar na BAP baseado nas medidas de Compromisso.

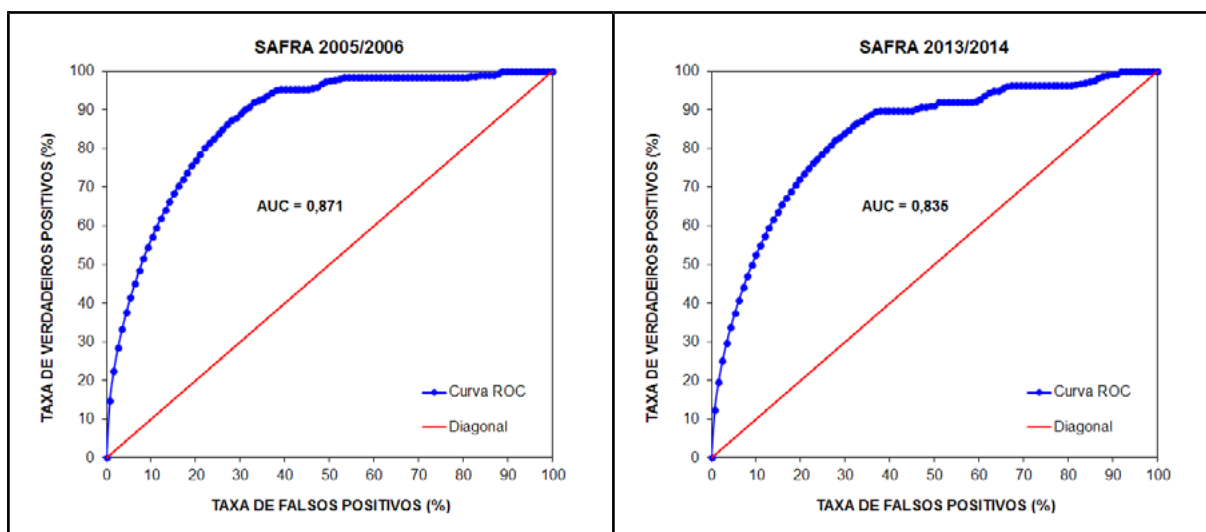


Figura 4. Curva ROC entre os modelos de classificação CMT Cana e os mapas de referência das safras 2005/2006 e 2013/2014.

Para confirmar a expansão do cultivo da cana-de-açúcar na BAP, as estimativas das proporções de mistura da classe Cana foram obtidas por meio da Equação 1. A **Tabela 1** reúne as estimativas de área cultivada do Canasat e as do modelo CMT Cana gerado pelo classificador Fuzzy ARTMAP, das safras 2005/2006 e 2013/2014, respectivamente, para os limites geográficos dos estados do Mato Grosso do Sul e Mato Grosso englobados pela BAP.

Tabela 1. Estimativas de área cultivada de cana-de-açúcar.

Limites	Área Cultivada de Cana-de-açúcar (km ²)					
	Canasat			CMT Cana		
	Safras		Expansão	Safras		Expansão
	2005/2006	2013/2014	%	2005/2006	2013/2014	%
MS	319,16	442,74	38,72	313,49	468,06	49,31
MT	1.664,28	2.198,19	32,08	2.069,04	2.705,98	30,78
BAP	1.983,44	2.640,93	33,14	2.382,53	3.174,04	33,22

Pela análise da **Tabela 1**, podem-se notar diferenças entre as estimativas de área do Canasat e do modelo CMT Cana, o que é razoável, já que o Canasat é realizado com base em imagens com mais detalhamento espacial em relação às imagens MODIS, as quais possuem limitações para detectar áreas pequenas com comportamento espectral da cana-de-açúcar. Tal fato reflete na diferença expressiva entre as estimativas de área da cana-de-açúcar mapeada pelo Canasat e pelo modelo CMT Cana no Estado do Mato Grosso do Sul, caracterizado por uma extensão do cultivo bem menor do que a do Estado do Mato Grosso. No entanto, na abrangência geográfica da BAP observa-se a tendência de convergência entre as estimativas de área do Canasat e do modelo CMT Cana, mostrando que o classificador Fuzzy ARTMAP foi eficiente para o mapeamento do cultivo da cana-de-açúcar consolidado pela região. Para a safra 2005/2006, a área cultivada com cana-de-açúcar foi de 2.382,53 km², enquanto que na safra 2012/2013 foi de 3.174,04 km², apontando um aumento aproximado de 33%.

O Zoneamento Agroecológico da Cana-de-açúcar regula oficialmente o plantio da cultura no Brasil com base em critérios econômicos, sociais e ambientais (Manzatto et al., 2009). A expansão do cultivo com a instalação de usinas na BAP é proibida em áreas com cobertura vegetal nativa, especialmente no Pantanal, mas permite a continuação das atividades das unidades sucroalcooleiras já instaladas. Os resultados deste trabalho indicaram que ocorreu um aumento significativo da área cultivada com cana-de-açúcar na BAP, em torno de 33% no período analisado de nove safras agrícolas, apesar de ser um crescimento menor que dos estados do Mato Grosso do Sul e Mato Grosso.

A expansão, com destaque de algumas regiões nos círculos azuis da **Figura 3**, normalmente se dá em áreas antrópicas que serviam como pastagem para atividades de pecuária. Este fato ameniza a expansão do cultivo da cana-de-açúcar na BAP, uma vez que áreas de vegetação natural do Pantanal não estão sendo substituídas pelo cultivo. Entretanto, muitas das graves ameaças ao Pantanal, como o desmatamento, a erosão do solo, o assoreamento dos cursos fluviais e a contaminação das águas por agroquímicos utilizados na agricultura, ocorrem na região do planalto em áreas de cabeceira dos rios e provocam impactos ambientais em toda a planície.

5. Conclusões

O classificador Fuzzy ARTMAP, utilizando os termos harmônicos das séries temporais de EVI e NDVI, foi eficiente para o mapeamento do cultivo da cana-de-açúcar na BAP, pois produziu modelos de classificação confiáveis para fins de estatísticas agrícolas.

A Medida de Compromisso do classificador Fuzzy ARTMAP possibilitou estimar as áreas cultivadas com cana-de-açúcar, demonstrando potencial para a análise sub-pixel de séries temporais de dados MODIS.

Os mapeamentos gerados fornecem informações objetivas sobre o cultivo da cana-de-açúcar na BAP e podem auxiliar na avaliação do impacto ambiental do Pantanal.

6. Referências

- Adami, M. **Estimativa da data de plantio da soja por meio de séries temporais de imagens MODIS**. 163p. Tese (Doutorado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2010.
- Adami, M.; Mello, M. P.; Aguiar, D. A.; Rudorff, B. F. T.; Souza, A. F. A Web platform development to perform thematic accuracy assessment of sugarcane mapping in South-Central Brazil. **Remote Sensing**, v. 4, n. 10, p. 3201-3214, 2012.
- Anjos, I. A. dos.; Figueiredo, P. A. M. de. **Aspectos fitotécnicos do plantio**. In: Cana-de-açúcar. - Dinardo-Miranda, L. L.; Vasconcelos, A. C. M. de; Landell, M. G. de A. (Eds.) Campinas: Instituto Agrônômico, 1ª edição, 882p., 2010.
- Carpenter, G. A.; Crossberg, S.; Reynolds, J. H. ARTMAP: Supervised real-time learning and classification of nonstationary data by a self-organizing. **Neural Networks**, v. 4, n. 5, p. 565-588, 1991.
- De Wit, A. J. W.; Su, B. Deriving phenological indicators from SPOT-VGT data using the HANTS algorithm. In: International SPOT-VEGETATION Users Conference, 2nd., **Proceedings...** Belgium: Antwerp, p. 195-201, 2005.
- Esquerdo, J. C. D. M.; Antunes, J. F. G.; Andrade, J. C. de. **Desenvolvimento do banco de produtos MODIS na Base Estadual Brasileira**. (Comunicado Técnico, 100) - Campinas: Embrapa Informática Agropecuária, 7 p., 2010.
- Foody, G. M.; Cox, D. P. Sub-pixel land cover composition estimation using a linear mixture model and fuzzy membership functions. **International Journal of Remote Sensing**, v. 15, n. 3, p. 619-631, 1994.
- Giacco, F.; Thiel, C.; Pugliese, L.; Scarpetta, S.; Marinaro, M. Uncertainty analysis for the classification of multi-spectral satellite images using SVMs and SOMs. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 48, n. 10, p. 3769-3779, 2010.
- Huete, A.; Justice, C.; Liu, H. Development of vegetation and soil indices for MODIS-EOS. **Remote Sensing of Environment**, v. 49, n. 3, p. 224-234, 1994.
- Jakubauskas, M. E.; Legates, D. R.; Kastens, J. H. Harmonic analysis of time-series AVHRR NDVI data. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 67, n. 4, p. 461-470, 2001.
- Jia, L.; Shang, H.; Hu, G.; Menenti, M. Phenological response of vegetation to upstream river flow in the Heihe Rive basin by time series analysis of MODIS data. **Hydrology Earth System Sciences**, v. 15, n. 3, p. 1047-1064, 2011.
- Junk, W. J.; Cunha, C. N.; Wantzen, K. M.; Petermann, P.; Strussmann, C.; Marques, M. I.; Adis, J. Biodiversity and its conservation in the Pantanal of Mato Grosso, Brazil. **Aquatic Sciences**, v. 68, n. 3, p. 278-309, 2006.
- Li, Z. Fuzzy ARTMAP based neurocomputational spatial uncertainty measures. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 74, n. 12, p. 1573-1584, 2008.
- Mannan, B.; Roy, J. Fuzzy ARTMAP supervised classification of multispectral remotely-sensed images. **International Journal of Remote Sensing**, v. 19, p. 767-774, 1998.
- Manzatto, C. V.; Assad, E. D.; Baca, J. F. M.; Zaroni, M. J.; Pereira, S. E. M. (Orgs.) **Zoneamento agroecológico da cana-de-açúcar: expandir a produção, preservar a vida, garantir o futuro**. (Documentos, 110) - Rio de Janeiro: Embrapa Solos, 55p., 2009.
- Pontius, R. G. **Gil Pontius' home page**. Clark University. Disponível em <<http://www.clarku.edu/~rpontius/>>. Acesso em 30 jun. 2016.
- Pontius, R. G.; Parmentier, B. Recommendations for using the Relative Operating Characteristic (ROC). **Landscape Ecology**, v. 29, n. 3: p. 367-382, 2014.
- Rouse, J. W.; Haas, R. H.; Schell, J. A.; Deering, D. W. Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS. In: EARTH RESOURCES TECHNOLOGY SATELLITE-1 SYMPOSIUM, 3., **Proceedings...** Washington, D. C.: NASA, v. 1, p. 309-317, 1973.
- Scarpari, M. S.; Beauclair, E. G. F. de. **Anatomia e botânica**. In: Cana-de-açúcar. - Dinardo-Miranda, L. L.;

Vasconcelos, A. C. M. de; Landell, M. G. de A. (Eds.) Campinas: Instituto Agronômico, 1ª edição, 882p., 2010.

Silva, J. dos S. V. da; Abdon, M. de M. Delimitação do Pantanal brasileiro e suas sub-regiões. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v. 33, Num. Esp., p. 1703-1711, 1998.

SOS Pantanal; WWF Brasil. **Monitoramento das alterações da cobertura vegetal e uso do Solo na Bacia do Alto Paraguai - Porção Brasileira - Período de Análise: 2012 a 2014**. 66p. Brasília, 2015.

União da Agroindústria Canavieira de São Paulo (UNICA). **UNICADATA**. Disponível em <<http://www.unicadata.com.br/>>. Acesso em 30 jun. 2016.

Van Niel, T. G.; Mcvicar, T. R.; Datt, B. On the relationship between training sample size and data dimensionality: Monte Carlo analysis of broadband multi-temporal classification. **Remote Sensing of Environment**, v. 98, n.4, p. 468-480, 2005.