

## Mapeamento do cultivo da cana-de-açúcar por meio da classificação de séries temporais de dados MODIS

João Francisco Gonçalves Antunes<sup>1</sup>  
Rubens Augusto Camargo Lamparelli<sup>2</sup>  
Luiz Henrique Antunes Rodrigues<sup>3</sup>

<sup>1</sup> Embrapa Informática Agropecuária  
Caixa Postal 6041 - 13083-886 - Campinas - SP, Brasil  
joao.antunes@embrapa.br

<sup>2</sup> Núcleo Interdisciplinar de Planejamento Energético - Nipe/Unicamp  
Cidade Universitária "Zeferino Vaz" - 13083-860 - Campinas - SP, Brasil  
lamparel@unicamp.br

<sup>3</sup> Faculdade de Engenharia Agrícola - Feagri/Unicamp  
Caixa Postal 6011 - 13083-875 - Campinas - SP, Brasil  
lique@feagri.unicamp.br

**Abstract.** MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer) data provide coverage of large areas and high periodicity. These characteristics are fundamental to analyze strategic agricultural crops in Brazil, such as sugarcane. The harmonic analysis can be used for the study of time-series of remote sensing data in order to evaluate the temporal behavior of vegetation indices. New approaches to artificial intelligence combining neural networks and fuzzy logic to the pattern recognition for the classification of time-series satellite imagery prove to be a timely, viable and innovative alternative. In this context, the objective of this study was to map the sugarcane cultivation through the classification based on neuro-fuzzy networks using MODIS vegetation indices time-series, in São Paulo State, throughout crop years from 2004/2005 to 2011/2012. The results showed the potential of harmonic analysis on the decomposition of MODIS vegetation indices time-series, whose understanding was important to evidence changes in the sugarcane development and to reveal patterns of temporal dynamics for the task of image classification. The maps generated by the Fuzzy ARTMAP classification models achieved high accuracy and low disagreement. The Fuzzy ARTMAP classifier using the harmonics terms of the EVI and NDVI time-series was efficient for sugarcane cultivation mapping, it produced classification models of great quality thematic and reliable for the purpose of agricultural statistics.

**Palavras-chave:** remote sensing, image processing, harmonic analysis, neuro-fuzzy networks, sensoriamento remoto, processamento de imagens, análise harmônica, redes neuro-fuzzy.

### 1. Introdução

O setor agrícola brasileiro está sendo marcado por um novo ciclo no plantio da cana-de-açúcar. 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. Metade da produção de açúcar é exportada tendo uma participação aproximada de 35% na balança comercial. O Estado de São Paulo é o maior produtor nacional, respondendo por mais de 60% de toda produção de açúcar e etanol do país (UNICA, 2014).

A cana-de-açúcar é uma poácea e como pode ter vários ciclos de desenvolvimento é caracterizada como uma cultura semiperene, permitindo de três a seis cortes para ser feita a reforma do canavial. Possui um rápido crescimento, reprodução abundante e o aproveitamento econômico de grande parte da planta. O ciclo fenológico da cana-de-açúcar é composto pelas fases de brotação, perfilhamento, crescimento e maturação (Scarpari e Beauclair, 2010).

Do plantio até a primeira colheita, a cana-planta pode ter um ciclo de desenvolvimento com duração de 18 meses (cana de ano-e-meio) ou 12 meses (cana de ano), dependendo da época e da região de plantio. Após a primeira colheita, a cana-soca passa a ter um ciclo de 12 meses, onde a cada corte ocorre a rebrota da soqueira e o início de um novo ciclo. No Estado

de São Paulo, predominam os ciclos de produção da cana de ano-e-meio, plantada de janeiro a maio, e da cana de ano, plantada de setembro a dezembro, com a colheita estendendo-se de abril a dezembro (Anjos e Figueiredo, 2010).

Os satélites de monitoramento ambiental vêm operando de forma sistemática nos últimos anos, provendo uma visão sinóptica e frequente de grandes áreas, a custos baixos. As imagens geradas pelos sensores orbitais a bordo desses satélites têm características que possibilitam o estudo e a análise do ciclo de desenvolvimento de culturas agrícolas.

O sensor MODIS (*Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer*), a bordo das plataformas orbitais do programa internacional EOS (*Earth Observing System*), liderado pela NASA (*National Aeronautics and Space Administration*), tem gerado dados processados para estudos globais da vegetação. O satélite TERRA foi lançado em dezembro de 1999 e tem passagem pelo Equador às 10h30 (horário local), em órbita descendente (Soares et al., 2007).

Os dados MODIS de moderada resolução espacial, elevada repetitividade temporal, boa qualidade radiométrica, alta precisão geométrica, com correção atmosférica e de distribuição gratuita, possuem características que proporcionam um grande potencial de aplicação no monitoramento da cultura da cana-de-açúcar (Adami et al., 2012).

A análise harmônica vem sendo empregada no estudo de séries temporais de índices de vegetação para examinar as mudanças que acontecem na superfície terrestre, a fim de encontrar evidências de alterações no desenvolvimento da vegetação e revelar padrões da dinâmica temporal (Jia et al., 2011).

A inteligência artificial no âmbito do sensoriamento remoto pode ser compreendida como sendo o estado da arte. Pouca pesquisa está relacionada com a utilização de técnicas de aprendizado de máquina na classificação de imagens. Novas abordagens de inteligência artificial, combinando redes neurais e lógica fuzzy, para o reconhecimento de padrões na classificação de séries temporais de imagens de satélite, mostra ser uma alternativa oportuna, viável e inovadora (Giacco et al., 2010).

Nesse contexto, o objetivo deste trabalho foi mapear o cultivo da cana-de-açúcar por meio da classificação baseada em redes neuro-fuzzy utilizando séries temporais de índices de vegetação MODIS, no Estado de São Paulo, ao longo das safras 2004/2005 a 2011/2012.

## 2. Metodologia de Trabalho

O estudo foi realizado no Estado de São Paulo localizado na região Sudeste do Brasil entre as latitudes 19°40'S e 25°20'S e as longitudes 44°10'O e 53°10'O, que possui grandes áreas de cultivo da cana-de-açúcar.

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 *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI), 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 *Enhanced Vegetation Index* (EVI), 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 1.

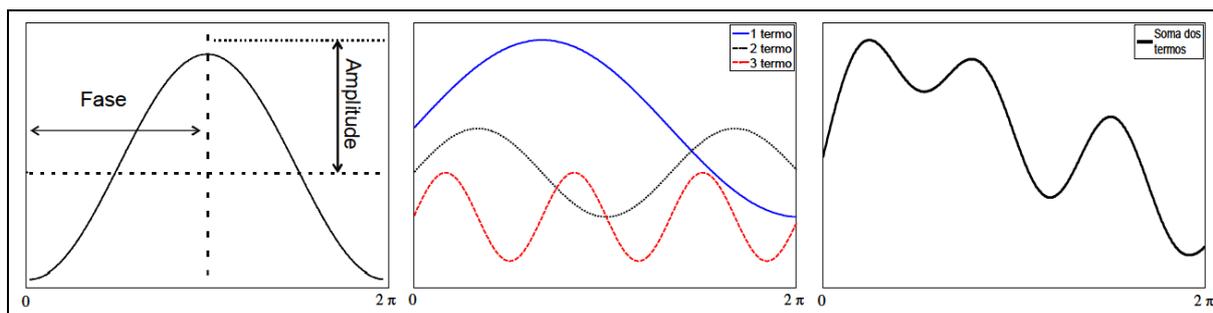


Figura 1. Representação dos termos harmônicos gerados pela Transformada de Fourier.  
Fonte: Adami (2010).

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  $2\pi$ . 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).

Uma série temporal de dados de  $n$  amostras equidistantes pode ser representada pela Transformada de Fourier para a obtenção dos valores ao longo do tempo  $t$ , permitindo a reconstrução da curva, por meio da Equação 1:

$$f(x)_t = \bar{c} + \sum_{j=1}^{n/2} c_j \cos\left(\frac{2\pi t}{n} - \phi_j\right) \quad (1)$$

onde,

$\bar{c}$  = média dos valores da série temporal;

$c_j$  = amplitude do  $j$ -ésimo harmônico;

$\phi_j$  = fase do  $j$ -ésimo harmônico.

A amplitude é calculada com a Equação 2:

$$c_j = \sqrt{a_j^2 + b_j^2} \quad (2)$$

onde,  $a_j$  e  $b_j$  são as componentes de cosseno e seno do vetor amplitude  $c_j$  e são obtidas pelas Equações 3 e 4, respectivamente:

$$a_j = \frac{2}{n} + \sum_{t=1}^n y_t \cos\left(\frac{2\pi t}{N}\right), \text{ para } t \geq 0. \quad (3)$$

$$b_j = \frac{2}{n} + \sum_{t=1}^n y_t \sin\left(\frac{2\pi t}{N}\right), \text{ para } t \geq 1. \quad (4)$$

A fase é calculada pela Equação 5:

$$\phi_j = \begin{cases} \arctan \frac{b_j}{a_j}, & \text{se } a_j > 0. \\ \arctan \frac{b_j}{a_j} \pm \pi, & \text{se } a_j < 0. \\ \frac{\pi}{2}, & \text{se } a_j = 0. \end{cases} \quad (5)$$

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  $0^\circ$  a  $360^\circ$ , indica o tempo, ao longo da série temporal em que acontece o máximo valor de amplitude, podendo ser associada com os meses do ano.

O processamento das séries temporais de EVI e NDVI foi realizado por meio do software HANTS (*Harmonic Analysis of NDVI Time-Series*), desenvolvido originalmente por Roerink et al. (2000) e implementado 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).

A acurácia dos modelos ART gerados pela classificação Fuzzy ARTMAP para as oito safras foi avaliada com base em Pontius e Millones (2011), transformando a matriz de erros em matriz de proporções, o que apresenta estimativas imparciais e não tendenciosas para toda a população, ou seja, para toda a região de estudo. As medidas estatísticas utilizadas foram a exatidão global, o índice Kappa e a discordância global formada pela componente de quantidade, que é a classificação de proporções incorretas de pixels nas classes, e pela componente de alocação, que se refere à distribuição espacial incorreta de pixels nas classes.

### 3. Resultados e Discussão

As séries temporais de EVI e NDVI do MODIS foram decompostas pelo HANTS, separadamente, para o período de seis meses, de meados de setembro a meados de abril de cada safra, sendo 14 imagens de cada índice de vegetação que cobrem metade do ciclo fenológico 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 224 imagens processadas.

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 seis meses, três meses e dois meses, respectivamente. 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, que possuem excelente qualidade temática (Adami et al., 2012). 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  $0,002245^\circ$  (250 m). 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. Os mapas temáticos de referência gerados a partir do Canasat servem como uma base bastante confiável para seleção das amostras de treinamento de pixels homogêneos das classes Cana e Não-Cana a serem utilizadas pelo classificador e, também, para seleção das amostras de teste independentes para avaliação da acurácia do modelo de classificação ART.

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 18 imagens (termos harmônicos do EVI e NDVI) x 2 classes (Cana e Não-Cana) igual a 1.080 pixels x 3/2, referente as amostras de teste que é igual a 540 pixels, totalizando 1.620 pixels.

Então foi realizada uma amostragem aleatória estratificada proporcional de 0,025% sobre o mapa de referência do Canasat na resolução espacial de 250 m da safra 2011/2012, já que as classes são desbalanceadas. Esse processamento selecionou 176 pixels da classe Cana e 742 pixels da classe Não-Cana, totalizando 918 pixels. Após isso foi aplicado o filtro morfológico de dilatação de dimensões 3 x 3 pixels com dois ciclos, produzindo 4.399 pixels da classe Cana e 18.514 pixels da classe Não-Cana, num total de 22.913 pixels. Ao final foi feito o mascaramento das áreas expandidas que se sobrepuseram entre as classes, que gerou 2.885 pixels da classe Cana e 17.059 pixels da classe Não-Cana, totalizando 19.944 amostras de treinamento, como polígonos. Um procedimento análogo foi realizado para geração das amostras de teste independentes das amostras de treinamento, que gerou 1.494 pixels da classe Cana e 8.401 pixels da classe Não-Cana, totalizando 9.895 amostras de teste.

As amostras de treinamento e as amostras de teste correspondem, como planejado, a aproximadamente 2/3 e 1/3 do conjunto total de amostras, respectivamente, que atendem perfeitamente a regra do tamanho mínimo definida inicialmente. Esse procedimento de amostragem foi repetido para os demais mapas de referência do Canasat na resolução espacial de 250 m, definindo os mesmos tamanhos mínimos para as amostras de treinamento e de teste da safra 2011/2012. Dessa forma, procurou-se manter os níveis numéricos similares dos conjuntos de amostras para todas as safras, como apresentado na Tabela 1.

Tabela 1. Conjuntos de amostras.

Canasat 250 m Safras	Amostras (pixels)					
	Treinamento			Teste		
	Cana	Não-Cana	Total	Cana	Não-Cana	Total
2004/2005	2.918	17.737	20.655	1.501	8.813	10.314
2005/2006	2.995	17.673	20.668	1.565	8.822	10.387
2006/2007	2.973	17.735	20.708	1.561	8.788	10.349
2007/2008	3.031	17.439	20.470	1.496	8.667	10.163
2008/2009	2.808	17.396	20.204	1.359	8.546	9.905
2009/2010	2.678	17.189	19.867	1.404	8.577	9.981
2010/2011	2.759	17.348	20.107	1.457	8.562	10.019
2011/2012	2.885	17.059	19.944	1.494	8.401	9.895
MÉDIA	2.881	17.447	20.328	1.480	8.647	10.127

As 18 imagens referentes aos termos harmônicos do EVI e NDVI foram utilizadas como variáveis de entrada do classificador Fuzzy ARTMAP, no IDRISI Taiga, com as respectivas amostras de treinamento para cada safra (Tabela 1). A configuração utilizada para ART<sub>a</sub> 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<sub>b</sub> utilizou-se a taxa de treinamento igual a 1,00 e o parâmetro de vigilância igual 1,00. Esses ajustes foram estabelecidos por simulações de ensaio, como forma de alcançar a melhor generalização e obter a maior acurácia do modelo de classificação, com base na safra 2011/2012 e depois reproduzidos para as demais safras.

A camada de mapeamento que conecta ART<sub>a</sub> a ART<sub>b</sub> possui a mesma dimensão do número de classes de saída, neste caso dois referente às classes Cana e Não-Cana. A camada F<sub>1</sub> contém o dobro de neurônios da dimensão das variáveis de entrada para preservar a amplitude das informações, neste caso 36, igual a 2 x 18 variáveis de entrada. O número de neurônios da camada F<sub>2</sub> cresce dinamicamente durante o processo de aprendizagem e está diretamente relacionado à parametrização de ART<sub>a</sub>. Quanto maior a taxa de treinamento, mais neurônios na camada F<sub>2</sub> e mais informação de novos padrões é incorporada à rede. Quanto maior o parâmetro de vigilância, também mais neurônios são gerados na camada F<sub>2</sub>. 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 cinco minutos. A fase de classificação foi bastante lenta, devido às dimensões das variáveis de entrada, levando em torno de oito horas de processamento.

A Figura 2 apresenta o modelo ART resultado da classificação do Fuzzy ARTMAP para a safra 2011/2012 do Estado de São Paulo.

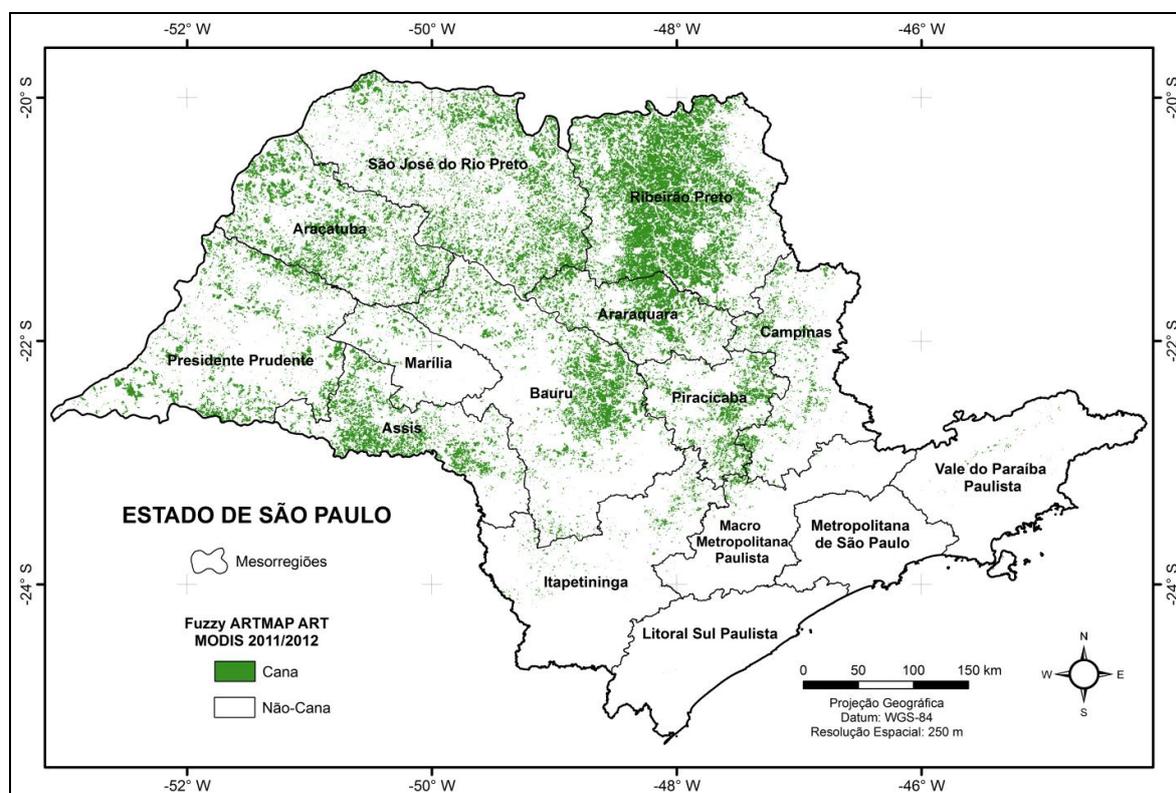


Figura 2. Modelo de classificação ART da safra 2011/2012.

Para avaliação da acurácia dos modelos de classificação ART foram utilizadas as amostras de teste das respectivas safras (Tabela 1), gerando as matrizes de erros e as matrizes de proporções das quais foram obtidas as medidas estatísticas apresentadas na Tabela 2.

Tabela 2. Exatidão global, índice Kappa e discordância dos modelos de classificação ART.

Modelos ART Safras	Medidas Estatísticas			
	Exatidão Global (%)	Índice Kappa	Discordância	
			Quantidade (%)	Alocação (%)
2004/2005	95,80	0,808	3,18	1,02
2005/2006	95,77	0,816	2,90	1,33
2006/2007	95,09	0,806	3,83	1,08
2007/2008	95,41	0,832	2,74	1,85
2008/2009	95,51	0,848	1,86	2,63
2009/2010	95,39	0,854	2,24	2,37
2010/2011	95,14	0,849	2,71	2,15
2011/2012	95,15	0,851	2,32	2,53
MÉDIA	95,41	0,833	2,72	1,87

As classificações alcançaram uma exatidão global média de 95,41%, com índice Kappa médio de 0,833. Consequentemente, a discordância total média foi de 4,59%, sendo 2,72% da discordância de quantidade e 1,87% da discordância de alocação. Com base nessas medidas estatísticas, pode-se dizer, de modo geral, que a classificação Fuzzy ARTMAP das oito safras produziu modelos ART de ótima qualidade temática, consistente com os altos valores de exatidão e os baixos valores de discordância.

Apesar das amostras de treinamento terem sido bem delineadas a partir dos mapas temáticos de referência do Canasat, a contribuição da componente de quantidade na discordância total média foi maior que a componente de alocação, implicando em maiores proporções incorretas de pixels designados nas classes, o que está associado à variabilidade espectral inerente da cana-de-açúcar ao longo do seu ciclo vegetativo, provocando uma maior dificuldade no reconhecimento do padrão da cultura pelo classificador Fuzzy ARTMAP.

#### 4. Conclusões

Os resultados deste trabalho mostraram o potencial da análise harmônica na decomposição de séries temporais de índices de vegetação MODIS, cujo entendimento foi importante para evidenciar alterações no desenvolvimento da cana-de-açúcar e revelar padrões da dinâmica temporal para a tarefa de classificação de imagens.

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, no Estado de São Paulo, ao longo das safras 2004/2005 a 2011/2012, pois produziu modelos de classificação de ótima qualidade temática e confiáveis para fins de estatísticas agrícolas.

#### Agradecimentos

Ao Dr. Bernardo F. T. Rudorff pelo repasse dos dados do Canasat que foram fundamentais para o desenvolvimento do trabalho.

#### Referências Bibliográficas

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 Agronômico, 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.
- Mannan, B.; Roy, J. Fuzzy ARTMAP supervised classification of multispectral remotely-sensed images. **International Journal of Remote Sensing**, v. 19, p. 767-774, 1998.
- Pontius, R. G.; Millones, M. Death to Kappa: birth of quantity disagreement and allocation disagreement for accuracy assessment. **International Journal of Remote Sensing**, v. 32, n. 15, p. 4407-4429, 2011.
- Roerink, G. J.; Menenti, M.; Verhoef, W. Reconstructing cloudfree NDVI composites using Fourier analysis of time series. **International Journal of Remote Sensing**, v. 21, n. 9, p.1911-1917, 2000.
- 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.
- Soares, J. V.; Batista, G. T.; Shimabukuro, Y. E. **Sensor MODIS: Histórico e Descrição**. In: O Sensor Modis e suas aplicações ambientais no Brasil - Shimabukuro, Y. E.; Rudorff, B. F. T.; Ceballos, J. C. (Coords). São José dos Campos: Editora Parêntese, SP, Brasil, 2007.
- União da Agroindústria Canavieira de São Paulo (UNICA). **UNICADATA**. Disponível em <<http://www.unicadata.com.br/>>. Acesso em 30 jun. 2014.
- 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