

## Dados mono e multi-temporais MODIS na estimativa da área plantada com soja no estado do Mato Grosso

Maikon R. De Novaes<sup>1</sup>  
Tiago Bernardes<sup>1</sup>  
Daniela França<sup>1</sup>  
Marcos Adami<sup>1</sup>  
Antônio Roberto Formaggio<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE  
Caixa Postal 515 - 12245-970 - São José dos Campos - SP, Brasil

{maikon,bernati,franca,adami,formag@dsr.inpe.br}

**Abstract:** Mapping land cover in highly dynamic ecosystems such as soybean areas by using remote sensing data requires high temporal resolution images. The MODIS sensor provides different data sets combining images from several dates into a single image or single date images released daily. In this paper we use 16 days composition and single date MODIS images and different approaches in classification of soybean areas. The single date images were classified by using a non-supervised classification algorithm. A principal component (PC) transformation of 13 multirate (16 days composition) images and classification by using the same algorithm were carried out. The performance of mapping was compared with the Crop Enhanced Index (CEI) mapping. A reference data set established through visual interpretation of Landsat Thematic Mapper (TM) images was used in order to obtain the accuracy indexes. The best accuracy indexes were achieved through the classification of the principal component transformation with an overall index of 0,83. The single date and the CEI classifications presented the same overall indexes (0,79) with no significant difference between them. The (PC) procedure allowed the compression of data contained on different time into a restricted number of images resulting a confident soybean mapping. For MODIS data, it can be used to estimate crop areas with accuracy indexes better than the current methodology.

**Palavras-chave:** MODIS, Principais Componentes, CEI, Soja.

### 1. Introdução

A cultura da soja representa uma das mais importantes *commodities* no mercado mundial, figurando entre os principais produtos da pauta de exportações brasileiras. No Brasil, o estado do Mato Grosso é o maior produtor com cerca de 62,1% da produção nacional (IBGE, 2008).

O mapeamento das áreas plantadas é fundamental para as estimativas de área e previsão de safra necessários ao monitoramento e políticas de desenvolvimento agrícola do país. Contudo, há de se reconhecer que a dinâmica temporal dos cultivos exige o uso de dados altamente variáveis no tempo. Assim, são necessários dados atualizados, capazes de representar o dinamismo inerente à cultura de interesse, bem como a disponibilidade de tecnologias eficientes na análise e interpretação de grandes volumes de dados.

Dentre as tecnologias disponíveis, o sensoriamento remoto constitui exemplo evidente com um crescente número de artigos científicos e metodologias confiáveis para geração de informações de suporte ao gerenciamento de agroecossistemas. Com relação a dados, imagens orbitais do sensor MODIS (*MODerate resolution Imaging Spectroradiometer*), a bordo das plataformas orbitais Aqua e Terra, vêm se mostrando extremamente eficientes para o estudo de áreas agrícolas. Estes dados, disponíveis desde fevereiro de 2000, são de livre acesso e apresentam novas possibilidades para mapeamento de grandes áreas fornecendo uma cobertura global quase diária, qualidade científica e resolução espacial intermediária de 250 metros (Justice and Townshend, 2002).

Ao longo do seu ciclo fenológico, os cultivos agrícolas apresentam um padrão dinâmico que pode ser caracterizado em imagens orbitais. Seu comportamento espectral varia desde solo exposto (à época do plantio), passando a respostas caracterizadas por estágios crescentes

de biomassa verde até atingir um máximo, quando então entram em estágio de senescência. Embora durante algumas fases do seu desenvolvimento, as culturas possam assemelhar-se espectralmente a outras classes de cobertura terrestre, cada cultura apresenta uma dinâmica fenológico-espectral específica, a qual pode ser usada para realçar diferenças com relação às classes mais estáveis ao longo do tempo (e. g. vegetação nativa). Desta forma, o uso de séries temporais de imagens orbitais vem sendo crescentemente incluído nos trabalhos de identificação de culturas agrícolas com significativo sucesso (Ortiz et al., 1997; Pax-Lenney et al. 1997; Le Hegarat-Masclé et al. 2000; Van Niel and McVicar, 2004; Sedano et al. 2005; Wardlow et al. 2008).

A soja é uma cultura de verão, portanto, a constante presença de nuvens durante o seu ciclo de desenvolvimento pode dificultar a obtenção de imagens de satélites com a frequência temporal desejada. Assim, apesar da resolução espacial intermediária (250 metros) dos dados MODIS, o benefício da resolução temporal quase diária aumenta significativamente a chance de obtenção de imagens livres de nuvens, condição básica para estudos de alvos agrícolas.

No Brasil, diversos trabalhos vêm sendo realizados para o mapeamento de áreas de soja explorando o potencial multitemporal de imagens MODIS. (Epiphanyo, 2007) avaliou o potencial destas imagens para o estado do Mato Grosso a partir de metodologias de classificação por superfície de resposta espectro temporal (Vieira, 2000) e do índice CEI (Crop Enhancement Index), (Epiphanyo, 2007). O índice CEI é focado no mínimo custo computacional baseado na redução da dimensionalidade dos dados, sendo então muito adequado para aplicação em áreas muito extensas.

O CEI baseia-se no uso dos valores mínimos e máximos do índice de vegetação EVI – (Enhanced Vegetation Index), proposto por Huete et al. (1997). Os valores mínimos do EVI são obtidos no período de plantio da cultura, e os máximos quando a cultura atinge o máximo desenvolvimento vegetativo. Assim, o período de observação pode variar, pois depende do calendário agrícola da região. O CEI é obtido pela diferença normalizada dos valores das imagens de máximos EVI e mínimos EVI, conforme a equação abaixo:

$$CEI = \frac{MaxEVI - MinEVI}{MaxEVI + MinEVI}$$

Onde,

*MaxEVI* = imagem com os valores de máximos EVI encontrados no período analisado;

*MinEVI* = imagem com os valores de mínimos EVI encontrados no período analisado;

Deste modo, em áreas de floresta ou não cultivadas, onde ocorre pouca ou nenhuma variação de biomassa dentro de um período analisado, a diferença entre os valores de máximo e de mínimo EVI é reduzida, o que resulta em valores CEI próximos a zero. Em áreas com intensa atividade agrícola, nota-se pouca biomassa durante o processo de plantio e crescimento da planta, porém com um alto incremento de biomassa durante o desenvolvimento vegetativo, até atingir o seu máximo vigor, antes de entrar no período de senescência (Epiphanyo, 2007).

O presente trabalho tem por objetivo avaliar a adequabilidade de dados MODIS para o mapeamento da soja no estado do Mato Grosso, usando uma abordagem de redução da dimensionalidade por principais componentes, em comparação com a metodologia do índice CEI (Epiphanyo, 2007). A fim de avaliar o desempenho das imagens MODIS, foram realizadas comparações com classificações derivadas de imagens de melhor resolução espacial (TM/Landsat), que foram utilizadas como referência.

## 2. Material e Métodos

### 2.1. Material

Os dados utilizados para o presente trabalho correspondem à área do estado do Mato Grosso limitada pelas coordenadas 50° 0' 00" W e 62° 41' 00" W; 7° 0' 00" S e 18° 14' 00" S. O material de base consistiu de imagens orbitais e dados temáticos de referência a saber: i) duas imagens do sensor MODIS diárias – produto MOD09 – adquiridas em 21/01/2006 e 24/01/2006; ii) treze imagens multi-temporais do sensor MODIS– produto MOD13 – composição 16 dias, adquiridas no período de 15/09/2005 a 22/03/2006.30; iii) 30 segmentos de mapas temáticos vetorizados a partir de imagens Landsat georreferenciadas (Epiphanyo, 2007); iv) mapa temático obtido pela metodologia do índice CEI (Epiphanyo, 2007);

Para processamento de imagens MODIS utilizaram-se os aplicativos MRT-Tools<sup>1</sup> e ENVI 4.4<sup>®</sup> (ITT, 2007). Os demais processamentos foram realizados por meio do aplicativo SPRING 4.3.3 (Câmara et al., 1996). Dados estatísticos gerados para validação foram tratados no sistema Microsoft Office Excel XP<sup>®</sup>.

### 2.2. Metodologia

**Imagens mono-temporais:** As imagens MODIS utilizadas correspondem às bandas 1 (620-670 nm), 2 (841-876 nm) e 6 (1628-1652 nm) das cenas diárias devido à sobreposição espectral com as bandas usadas nos mapas de referência (Landsat-5/TM). Mesmo com imagens com resolução temporal quase diária, não foi possível obter uma cena única totalmente isenta de nuvens, cobrindo todo o estado do Mato Grosso. Portanto, foram selecionadas duas imagens com a menor cobertura de nuvens e melhor geometria de visada (a nadir), a fim de que a área de estudo estivesse localizada mais ao centro da cena, minimizando distorções geométricas presentes nas bordas da faixa de imageamento. Tais imagens foram tomadas no período de maior vigor vegetativo da soja (meados de janeiro, na região) e classificadas separadamente. Realizadas as classificações, estas foram então mosaicadas resultando em um mapa cobrindo praticamente toda a área agrícola do estado do Mato Grosso.

**Imagens multi-temporais:** Para as composições multi-temporais (16 dias) foram utilizadas 13 imagens adquiridas ao longo do período de desenvolvimento fenológico da soja (setembro a março). A partir destes dados, realizou-se a transformação por principais componentes visando à redução da dimensionalidade dos dados e a concentração das informações redundantes durante todo o período analisado em um só produto com máxima variância. A transformação foi executada sob um conjunto de 52 imagens MODIS correspondentes a 13 diferentes datas, sendo cada data composta de 4 imagens (bandas do azul, vermelho, infravermelho próximo e SWIR-1). Após avaliação da matriz de autovalores, foram selecionadas as PC's com maior variância (PC1, PC2 e PC3), para serem utilizadas nas classificações. A partir desta etapa apenas as três primeiras PC's foram utilizadas, visto que juntas apresentavam mais de 90% da variabilidade dos dados.

**Classificações:** De posse dos dados devidamente processados, foi realizada a segmentação e, em seguida, uma classificação não supervisionada das imagens mono-temporais e transformações por principais componentes (PC) das imagens multi-temporais, doravante tratadas aqui como PC.

A segmentação foi feita seguindo os mesmos parâmetros para as imagens diárias e principais componentes. Adotou-se como limiar de similaridade 8 níveis de cinza e menor região segmentada com 128 pixels equivalente a 800 ha. Procurou-se buscar uma relação de compromisso entre tempo de processamento e menor área segmentada compatível com o tamanho dos cultivos em campo. A partir da imagem segmentada utilizou-se uma classificação pelo classificador ISOSEG mapeando as áreas em duas classes: “Soja” e

1 Disponível em <http://lpdaac.usgs.gov/landdaac/tools/modis/index.asp>

“Outros”.

**Avaliação:** Para avaliação dos resultados foram sorteados 80 pontos aleatórios a partir da inversão de uma binomial (Thompson, 2002), para cada um dos 30 segmentos a fim de testar a exatidão dos mapeamentos gerados e do mapeamento realizado pelo índice CEI por meio de matrizes de confusão. Estes pontos foram sorteados de maneira a obter um nível de 95% de confiança (Figura 1).

Obtidos os índices, procedeu-se um teste de hipótese para confirmação da igualdade ou diferença dos mesmos comparados dois a dois, ou seja, verificar se os índices calculados para um mapeamento comprovam ou não sua superioridade com relação aos índices calculados para outro mapeamento. Estabeleceu-se como hipótese nula ( $H_0$ ) a igualdade dos índices sendo a hipótese alternativa ( $H_1$ ) a diferença dos mesmos, a um nível de 5% de significância.

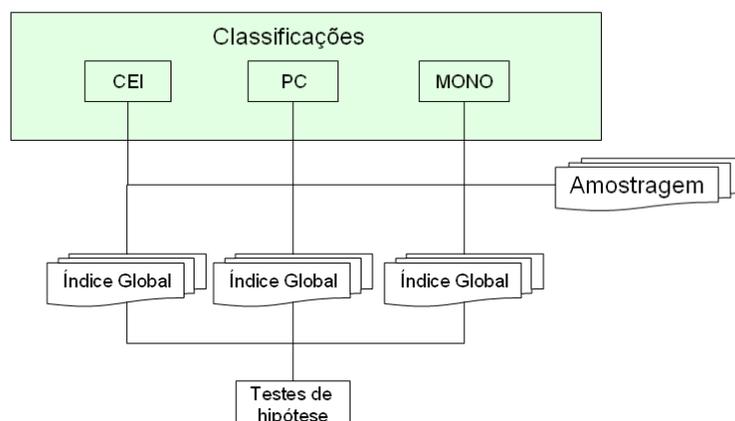


Figura 1 – Metodologia de classificação e comparação de resultados

### 3. Resultados e Discussão

#### 3.1. Transformação por componentes principais

A análise da matriz de autovetores permitiu a avaliação da contribuição das bandas originais nas componentes principais e sua correlação com o desenvolvimento fenológico da cultura da soja.

A PC1 (83% da variância) reflete uma contribuição predominante e homogênea da banda do infravermelho próximo ao longo do tempo, com os maiores autovetores em todas as datas.

A PC2 (3% da variância) reflete o contraste espectral entre as bandas do infravermelho próximo e SWIR, o qual aumenta ao longo do tempo em concordância com o desenvolvimento fenológico da soja, ou seja, quanto maior o desenvolvimento da soja maior o contraste entre as duas bandas devido ao espalhamento da radiação infravermelha pela estrutura foliar e a absorção da radiação no SWIR pela água contida nas vegetação.

A PC3 não apresentou um comportamento consistente com o desenvolvimento da cultura, possivelmente devido à presença de nuvem numa das imagens, o que sugere sua menor importância na classificação. Apesar da alta resolução temporal dados MODIS, o conjunto de imagens utilizado não estava totalmente livre de nuvens, o que pode ter afetado a contribuição da terceira componente quando adicionada na classificação.

#### 3.2. Exatidão dos mapeamentos

As figuras 2, 3 e 4 apresentam, respectivamente, os resultados dos mapeamentos realizados pela metodologia do índice CEI, pelas classificações das imagens de uma data (mono-temporal) e pelas classificações de imagens PC (multi-temporal). As tabelas 1, 2 e 3 apresentam as matrizes de confusão geradas para todo o estado por meio do agrupamento dos pontos amostrais de todos os 30 segmentos.

Numa análise visual dos mapas, percebe-se que a imagem de data única (mono-temporal) superestimou as áreas de soja em relação ao índice CEI e à classificação PC. Isto pode ser confirmado numa avaliação mais detalhada dos valores marginais de acerto (Tabela 1, 2 e 3), onde se podem observar os maiores erros de inclusão (comissão) para esta classificação, ou seja, identificação de áreas de soja onde não havia a cultura.

As classificações pelo índice CEI e imagens PC, no entanto, não podem ser diferenciadas visualmente sugerindo uma maior concordância entre elas. Porém o teste de hipótese confirmou a superioridade da classificação das imagens PC, conforme demonstrado na Tabela 3.

A classificação da imagem mono-temporal não se diferenciou da classificação pelo índice CEI a um nível de 5% de significância (Tabela 4). Contudo, conforme já comentado, os altos erros de comissão para esta classificação evidenciam a sua pior qualidade. Portanto, embora estatisticamente semelhante, ela pode ser considerada a menos exata que o mapeamento pelo índice CEI, demonstrando a importância da consideração dos valores marginais de acerto. Os valores encontrados para a classificação pela metodologia do índice CEI concordam com os apresentados por (Epiphanyo, 2007).

O agrupamento nas primeiras PC's das informações redundantes nas imagens de diferentes datas (vegetação nativa que se mantém homogênea ao longo do ano) responde pelo melhor desempenho na classificação em função de uma melhor discriminação da vegetação nativa. Os erros de omissão e comissão para a classe "outros", a qual engloba vegetação nativa, foram menores na classificação das PC's, resultando em menores erros de omissão e comissão para a classe "soja". Assim, percebe-se que menos confusões na identificação da classe "outros" resultam em maiores acertos da classe "soja", visto que o mapeamento foi realizado com apenas estas duas classes.

Tabela 1: Exatidão para o mapa gerado pela metodologia do índice CEI

		Referência		TOTAL	Comissão
		soja	outros		
Estimado	soja	608	109	717	15,20
	outros	401	1282	1683	23,82
	TOTAL	1009	1391	2400	
Omissão		37,5	7,84		
<b>Índice Global= 0,79</b>		<b>Coefficiente kappa= 0,55</b>			

Tabela 2: Exatidão para o mapa gerado pela classificação da imagem monotemporal

		Referência		TOTAL	Comissão
		soja	outros		
Estimado	soja	726	221	947	23,33
	outros	283	1170	1453	19,47
	TOTAL	1009	1391	2400	
Omissão		28,05	15,89		
<b>Índice Global= 0,79</b>		<b>Coefficiente kappa= 0,56</b>			

Tabela 3: Exatidão para o mapa gerado pela classificação das imagens multitemporais transformadas por principais componentes

		Referência		TOTAL	Comissão
		soja	outros		
Estimado	soja	685	82	767	10,69
	outros	324	1309	1633	19,84
	TOTAL	1009	1391	2400	
Omissão		32,11	5,89		
<b>Índice Global= 0,83</b>		<b>Coefficiente kappa= 0,64</b>			

Tabela 4: Comparação entre os índices de acurácia das classificações pelo teste dos sinais

	<i>kappa</i>	<i>Valor-p</i>
CEI X Mono	0,55	0,20
CEI X PC	0,56	0,00002
Mono X PC	0,64	0,00058

\* Valores abaixo de 0,05 indicam a rejeição de  $H_0$

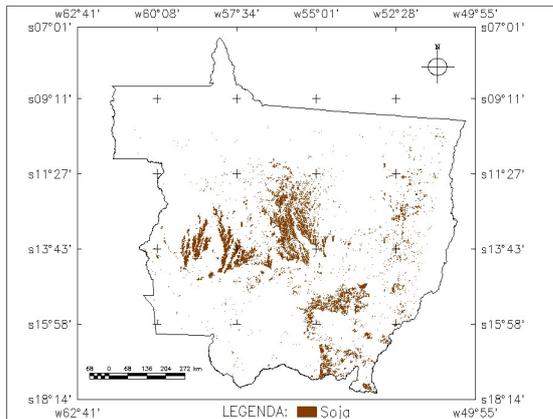


Figura 2: Mapa de áreas de soja classificado pela metodologia do índice CEI

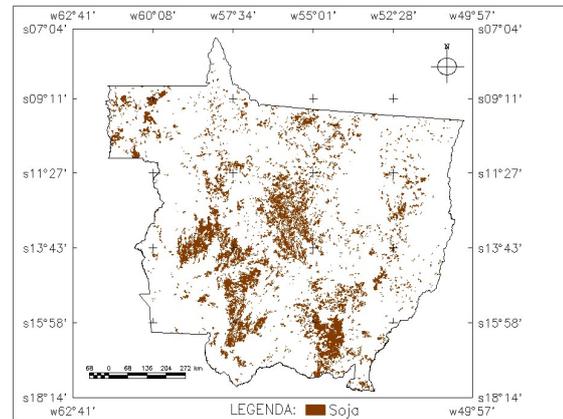


Figura 3: Mapa de áreas de soja classificadas com a imagem MODIS monotemporal

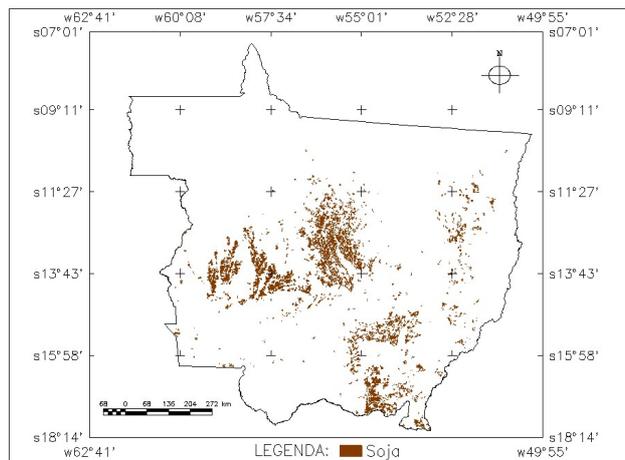


Figura 4: Mapa de áreas de soja classificadas com as componentes principais das imagens multitemporais

#### 4. Conclusões

A classificação derivada das imagens multi-temporais MODIS transformadas por principais componentes apresentou-se melhor que as demais e pode ser usada com vantagem e segurança na estimativa de áreas de soja para o estado do Mato Grosso. O agrupamento nas primeiras PC's das informações redundantes nas imagens de diferentes datas (vegetação nativa) responde pelo melhor desempenho na classificação.

Considerando a exatidão geral do mapeamento, embora estatisticamente semelhante à classificação derivada de imagens mono-temporais, a classificação pela metodologia do índice CEI apresentou maior exatidão para a classe soja.

## Referências

- Câmara, G.; Souza, R. C. M.; Freitas, U. M.; Garrido, J. C. P. SPRING: Integrating Remote Sensing and GIS with Object-Oriented Data Modelling. **Computers and Graphics**, v. 15, n. 6, p. 13-22, 1996.
- Epiphânio, R. D. V. **Avaliação da potencialidade das imagens MODIS para estimação da área de soja no estado do Mato Grosso**. Dissertação de Mestrado. INPE. 2007, 102 p.
- Huete, A. R., Liu, H. Q., Batchily, K., And Van Leeuwen, W. A comparison of vegetation indices over a global set of TM images for EOS-MODIS. **Remote Sensing of Environment**. V. 59,n. 3, p. 440-451, 1997.
- Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). Milho e soja fazem Brasil ter produção recorde de grãos em 2007. Disponível em: [http://www.ibge.gov.br/home/presidencia/noticias/noticia\\_visualiza.php?id\\_noticia=1190&id\\_pagina=1](http://www.ibge.gov.br/home/presidencia/noticias/noticia_visualiza.php?id_noticia=1190&id_pagina=1) acesso em nov. 2008.
- Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais / Divisão de Processamento de Imagens (INPE/DPI). **Classificação**. Disponível em: [http://www.dpi.inpe.br/spring/usuario/pdi\\_con.htm](http://www.dpi.inpe.br/spring/usuario/pdi_con.htm) acesso em dez. 2005.
- ITT - Visual Information Solutions. **ENVI: Environment for Visualizing Images**, Version 4.4. Boulder, 2007.
- Justice, C. O.; Townshend, J. R. G.. Special issue on the Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS): A new generation of land surface monitoring. **Remote Sensing of Environment**, v. 83, p. 1 – 2, 2002.
- Le Hégat-Masclé, S., Quesney, A., Vidal-Madjar, D., Taconet, O., Normand, M., Loumagne, C. Land cover discrimination from multitemporal ERS images and multispectral Landsat images: a study case in an agricultural area in France. **International Journal of Remote Sensing** v. 21, p. 435 – 456, 2000.
- Ortiz, M. J.; Formaggio, A. R.; Epiphânio, J. C. N. Classification of croplands through integration of remote sensing, GIS, and historical database. **International Journal of Remote Sensing**, v. 18, p. 95 – 105, 1997.
- Pax-lenney, M.; Woodcok, C. E. Monitoring agricultural lands in Egypt with multitemporal Landsat TM imagery: How many images are needed? **Remote Sensing of Environment**, v. 59, p. 522 – 529, 1997.
- Sedano, F.; Gong, P.; Ferrão, M. Land cover assessment with MODIS imagery in southern African Miombo ecosystems. **Remote Sensing of Environment**, v. 98, p. 429 – 441, 2005.
- Thompson, S. K. **Sampling** 2 ed. New York: John Wiley & Sons, Inc., 2002. 343 p.
- Van Niel, T. G.; Mcvicar, T. R. Determining temporal windows for crop discrimination with remote sensing: a case in south-eastern Australia. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 45, p. 91 – 108, 2004.
- Vieira, C. A. O. **Accuracy of remotely sensing classification of agricultural crops: a comparative study**. 2000. 352 p. Tese (Degree of Doctor of Philosophy) - University of Nottingham, Nottingham. 2000.
- Wardlow, Brian D.; Egbert, Stephen L. Large-area crop mapping using time-series MODIS 250 m NDVI data: An assessment for the U.S. Central Great Plains. **Remote Sensing of Environment**, v. 112, p. 1096 – 1116, 2008.