

Discriminação de pastagem plantada por meio da classificação supervisionada das séries multitemporais de EVI-2 na transição Pantanal-Cerrado

Caio Menezes Rosa^{1,2}
Gustavo Bayma-Silva²
Luiz Eduardo Vicente²
Sandra Furlan Nogueira²
Daniel de Castro Victoria²
Ricardo Guimarães Andrade²
Daniel Gomes²

¹ PUC Campinas
Rodovia D. Pedro I, km 136 - CEP: 13086-900 - Campinas – SP, Brasil.
caio.rosa@colaborador.embrapa.br

² Embrapa Monitoramento por Satélite
Av. Soldado Passarinho, 303 - 13070-115- Campinas - SP, Brasil
{ gustavo.bayma, luiz.vicente, sandra.nogueira, daniel.victoria, ricardo.andrade, daniel.gomes
} @embrapa.br

Abstract Today Brazil has 105 million hectares of planted pastures, an important Brazilian agribusiness activity, with a large share of the gross domestic product (GDP) that grew two and a half times in the last thirty-six years. This great increase in production observed in Brazilian livestock is due to the great pressures caused by increasing beef production and consumption. For this reason, it is critical to map planted pastures in Brazil. To develop this work Landsat 5 TM images from years 2008 to 2011 were used as time series, acquired through the USGS Earth Explorer portal. The images were atmospheric corrected using a radiative transfer model (MODTRAN) and the Enhanced Vegetation Index 2 (EVI-2) was calculated and used as basis for a supervised image classification using MaxVer algorithm. To analyze the efficiency of the results a confusion matrix and Kappa index were calculated, comparing the EVI-2 times series image classification to a planted pasture mask obtained by visual interpretation of Rapideye imagery from year 2012. Results indicated that 76% of planted pastures were classified correctly when classified dry season EVI-2 images and 77% was correctly identified when MNF filter was applied prior to image classification.

Palavras-chave: remote sensing, vegetation index, pasture, image classification, sensoriamento remoto, índice de vegetação, classificação supervisionada, pastagem.

1. Introdução

O Brasil possui hoje 105 milhões de hectares de pastagens plantadas (PP), as quais são importantes para o sucesso da bovinocultura brasileira, principalmente por apresentar baixos custos de produção sendo competitivo, por exemplo, em relação a outros países exportadores de carne bovina. Por ser uma atividade de destaque, a bovinocultura contribui para o fortalecimento do agronegócio brasileiro com significativa participação no produto interno bruto (PIB). Nos últimos trinta e seis anos esta atividade cresceu duas vezes e meia, fato que demonstra a grande intensificação sofrida pela pecuária brasileira, decorrentes das grandes pressões exercidas pela crescente produção de carne bovina (IBGE, 2006; IBGE, 2014). Neste sentido, é de fundamental importância a aplicação de técnicas que permitem a discriminação e espacialização das pastagens plantadas no Brasil.

A discriminação e o mapeamento da cobertura de pastagens plantada possuem duas grandes barreiras: a grande demanda por tempo gasto na aplicação de métodos convencionais para mapeamento de grandes áreas de pastagens plantadas, bem como a confusão espectral (Britaldo, 1998).

A partir do uso de séries temporais de índices de vegetação aplicados em dados oriundos de diferentes satélites, De Paula et al. (2013) utilizaram técnicas de classificação para

discriminar entre pastagem plantada e pastagem natural no município de Aquidauana (MS), Victoria et al. (2009) utilizaram séries temporais de EVI/MODIS na discriminação de formação vegetal no bioma Pantanal e Vicente et al. (2012) utilizaram série temporal de NDVI originárias dos dados SPOT - *Vegetation* para avaliar possibilidades de aplicação no mapeamento da cana-de-açúcar no estado de São Paulo.

Dada a alta demanda pela espacialização das áreas de pastagens plantadas e a eficiência da classificação supervisionada de séries temporais de EVI-2 derivadas de imagens de média resolução (De Paula, 2013), objetivou-se discriminar e gerar mapa de pastagens plantadas por meio da classificação supervisionada utilizando o classificador máxima verossimilhança (MaxVer) aplicado à séries temporais de EVI-2 derivadas de imagens de média resolução espacial.

2. Metodologia de trabalho

A área de estudo está inserida na região Norte do município de Aquidauana, Mato Grosso do Sul compreendida pelas seguintes coordenadas: 20° 04' 13''S e 55° 38' 43''O (Figura 1). A área em questão foi escolhida por se tratar de uma área amostral de estudo de diversos projetos da Embrapa, apresentando assim, levantamento de dados em campo e controle *in situ*.

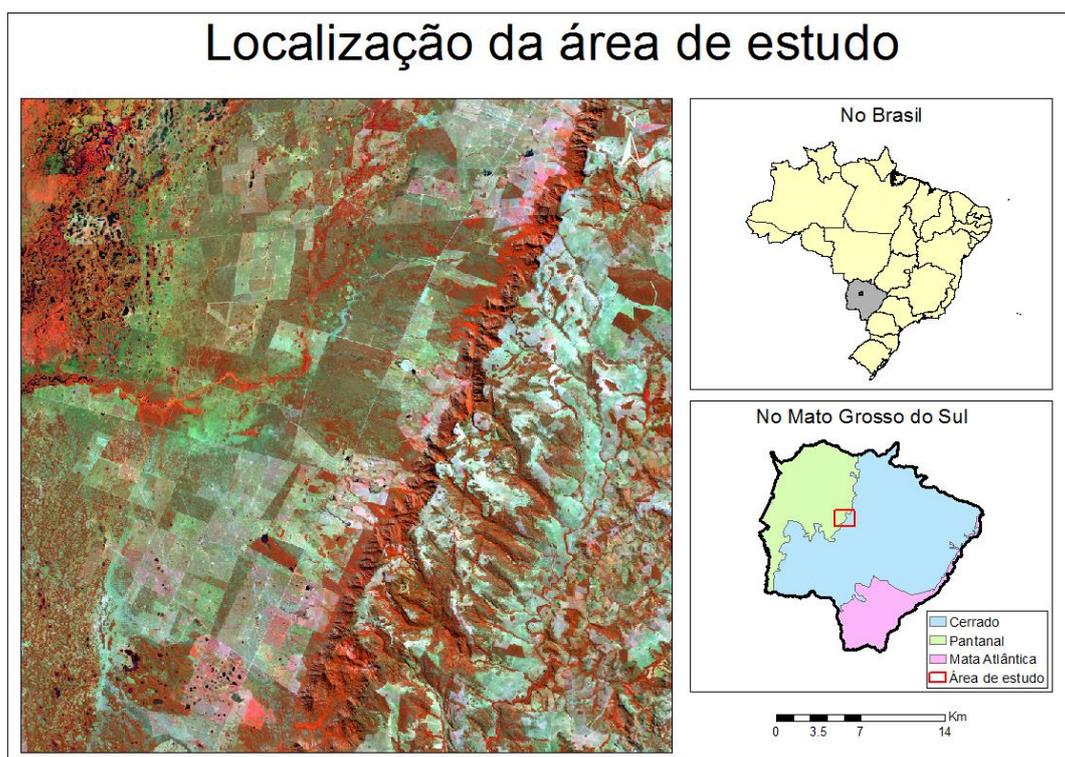


Figura 1. Localização da área de estudo no município de Aquidauana – MS. Imagem TM – Landsat 5, composição R(4)G(5)B(3), de 20 de julho de 2011

A região possui como características o clima subtropical, um clima com temperaturas altas e duas estações bem definidas: uma chuvosa e quente e outra seca com temperaturas mais amenas (Prefeitura de Aquidauna, 2014). A estação seca foi definida de: junho a setembro, em 2008; maio e junho, em 2009; julho e agosto, em 2010; e maio a setembro, em 2011; baseado no trabalho de Bayma-Silva et al. (2014).

Para o desenvolvimento deste trabalho foram utilizadas imagens do satélite Landsat - 5, sensor TM, órbita/ponto 225/74, com resolução de trinta metros e revisita a cada dezesseis

dias, fazendo uso de uma série temporal entre os anos de 2008 e 2011 adquiridas por meio do portal de imagens Earth Explorer (<http://earthexplorer.usgs.gov/>) (Tabela 1).

Tabela 1. Série de imagens Landsat 5 – TM utilizadas

Ano	Período Sazonal	
	Chuva	Seca
2008	15/out	-
	12/dez	-
2009	04/fev	11/mai
	25/abr	28/jun
	14/jul	-
	30/jul	-
	31/ago	-
	02/out	-
	19/nov	-
2010	15/jun	-
	05/out	-
	21/out	-
2011	-	20/jul
	-	06/set
	-	22/set

As imagens tiveram sua composição feita utilizando as seis bandas que variam do espectro visível ao infravermelho médio (0,44 a 1,65 μ m). Realizada essa etapa os efeitos atmosféricos foram amenizados através do modelo de transferência radioativa (MODTRAN) baseando-se em parâmetros locais da atmosfera (Gomes et al., (2013), sendo que as imagens corrigidas encontram-se disponíveis em <http://mapas.cnpm.embrapa.br/labspec/scamm/app.html>. Após a etapa de correção atmosférica foi realizado o cálculo do índice de vegetação EVI-2, que tem grande sensibilidade em áreas com alta biomassa e pode ser calculado seguindo a fórmula (Equação 1) (Jiang et al., 2008):

$$EVI\ 2 = 2,5 \times \left(\frac{IVP - V}{IVP + 2,4 \times V + 1} \right) \quad (1)$$

Onde o IVP refere-se à banda do infravermelho próximo (banda 4 do Landsat 5 - TM) e V à banda do vermelho (banda 3 do Landsat 5 - TM).

Após o cálculo de EVI-2 para cada imagem, efetuou-se o empilhamento das mesmas de acordo com o período sazonal definido e gerou-se o *Minimum Noise Fraction* (MNF) a fim de separar o ruído nos dados e reduzir os requisitos de cálculo para a classificação supervisionada (Kruse, 2003).

Foi gerada uma máscara de pastagem plantada obtida a partir de análise e interpretação visual das imagens de alta resolução do satélite RapidEye. Esta foi utilizada tanto para a obtenção das amostras de treinamento para a classificação supervisionada, quanto para analisar a eficiência dos resultados dos quatro mapas gerados a partir do classificador MaxVer. As amostras de treinamento foram geradas com auxílio do *software* ArcGis 10.2, a

partir de 200 pontos distribuídos de forma aleatória, classificados através de interpretação visual com base em imagem do satélite RapidEye .

Por fim, foi utilizado o *software* ENVI 5.1 para efetuar as classificações supervisionadas com os dados da série temporal de EVI-2 derivados das imagens Landsat 5 - TM através do classificador MaxVer. Como verificação da classificação foi gerada uma matriz de confusão, ou seja, comparação da imagem resultante classificada com os dados oriundos do mapa de referência para análise do índice Kappa. , método que faz uso de todas as células da matriz de confusão, indicando, portanto a probabilidade de um pixel ser corretamente classificado (Demarchi et al., 2010). O índice Kappa visa indicar a exatidão da classificação com valores que variam entre 0 e 1, de acordo com tabela apresentada por Landis & Koch, (1977) (Tabela2). Para isso fez-se uso de trezentos pontos gerados de modo aleatório em área de pastagem plantada e trezentos em ambiente de não pastagem. Essa etapa foi realizada com o auxílio do *software* ArcGis 10.2.

Tabela 2. Qualidade do Índice Kappa. Fonte: Landis & Koch, (1977)

Valor do Índice Kappa	Qualidade
0	Péssima
0,01 a 0,20	Ruim
0,21 a 0,40	Razoável
0,41 a 0,60	Boa
0,61 a 0,80	Muito Boa
0,81 a 1,00	Excelente

3. Resultados e Discussão

Foram gerados quatro mapas de classificação supervisionada feita por meio da aplicação do classificador MaxVer usando séries temporais de EVI-2 (Figura 2). Como podemos observar as máscaras apresentam grande semelhança quando analisadas visualmente, possuindo uma maior confusão na porção Norte, fato que pode ser explicado por ser uma área que no período de chuva apresenta fragmentos representativos de áreas alagadas, dificultando assim a discriminação por parte do classificador.

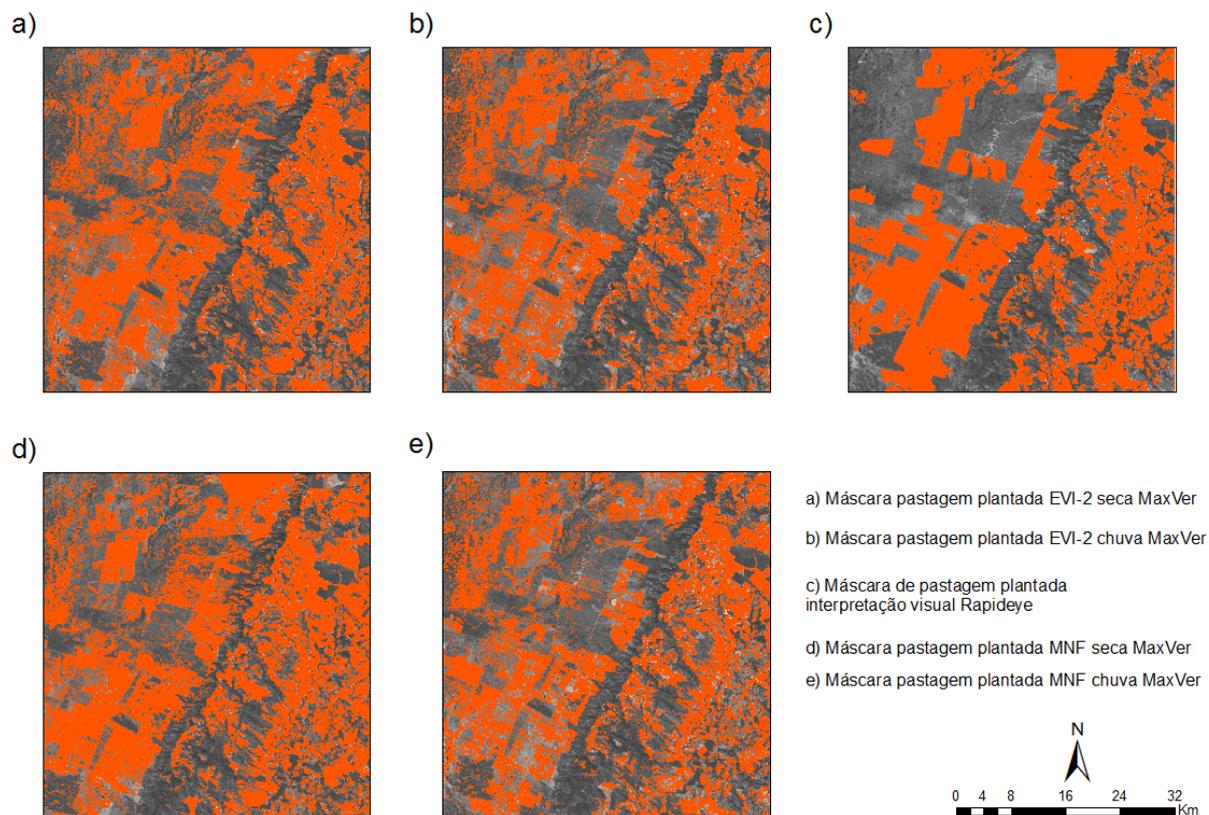


Figura 2. Resultado da classificação MAXVER da série temporal EVI-2 e EVI2-MNF e máscara de pastagem plantada obtida da imagem RapidEye, com banda 3 da imagem Landsat-5, de 20 de julho de 2011, ao fundo.

A Tabela 3 mostra que no período determinado como de seca, segundo trabalho de Bayma-Silva et al. (2014), apresentou maior eficiência na discriminação das pastagens. Essa melhor eficiência ocorre, possivelmente, porque no período de chuva, a área de interesse possui grandes áreas alagadas, dificultando a discriminação da pastagem plantada.

Embora, de uma forma geral todos os métodos utilizados na classificação das séries temporais de EVI-2 possam ser considerados de boa qualidade (Tabela 3), o método de classificação MNF para o período de seca apresentou os melhores resultados conforme demonstrado pelo índice Kappa, fato que pode ser explicado pela retirada de ruídos da série temporal bem como pela baixa presença de nuvens.

Tabela 3. Índice Kappa total das classificações EVI2 e EVI2 – MNF no período de seca e chuva

Método	Período sazonal	Acurácia		Kappa
		n	%	
EVI2	Seca	455/600	76%	0,5167
	Chuva	499/600	75%	0,4967
EVI2 -MNF	Seca	463/600	77%	0,5433
	Chuva	444/600	74%	0,4800

De acordo com a matriz de confusão (Tabela 4), observa-se que os dados de referência da classe de pastagem plantada quando confrontada com a classe de pastagem plantada gerada

com base em séries temporais de EVI2 - MNF foi possível mapear corretamente em 77% dos pontos avaliados em imagens do período sazonal de seca.

Tabela 4. Matriz de confusão EVI-2 no período de seca e chuva

Estação	EVI2 - seca		EVI2 - chuva	
Classe	Pasto	Não pasto	Pasto	Não pasto
RapidEye - Pasto	230	70	211	89
RapidEye - Não pasto	69	231	56	244

Na tabela 5 é possível visualizar uma ligeira melhora na amplitude de acertos e erros entre os dados obtidos da série temporal MNF seca quando comparada com a série temporal EVI-2 para mesma época.

Tabela 5- Matriz de confusão EVI2-MNF no período de seca e chuva

Estação	EVI2 - MNF - seca		EVI2 - MNF - chuva	
Classe	Pasto	Não pasto	Pasto	Não pasto
RapidEye - Pasto	234	66	211	89
RapidEye - Não pasto	70	230	59	241

4. Conclusões

Os resultados deste trabalho demonstraram que o método de classificação MaxVer, aplicado à série multitemporal de imagens EVI2, conjuntamente com a filtragem *Minimal Noise Fraction*, mostrou-se eficiente na discriminação de pastagens plantadas na transição Pantanal Cerrado, fato que pode ser comprovado pela exatidão global média de 75%.

Como trabalho futuro aconselha-se o uso de um classificador não supervisionado com o intuito de automatizar o processo e diminuir a subjetividade do interprete na definição das áreas de treinamento.

Agradecimentos

Os autores agradecem aos projetos: “Desenvolvimento de geotecnologias para identificação e monitoramento de níveis de degradação em pastagens – Geodegrade” (SEG Embrapa - 02.10.06.011.00.00) e “Integração de dados multisensor e espectroscopia de reflectância aplicados ao mapeamento de alvos estratégicos da agricultura tropical – Agspec” (SEG Embrapa - 02.11.01.019.00.00). À Ellen Cristina Leite pelo auxílio no processamento das imagens RapidEye.

Referências Bibliográficas

- Bayma-Silva, G.; Rosa, C.M.; Vicente, L.E.; Nogueira, S.F.; Victoria, D.C.; Gomes, D.; Guimaraes, R.A. Discriminação de áreas de pastagens plantadas por meio de séries temporais EVI-2. In: Simpósio de Geotecnologias do Pantanal, 5, 2014, Corumbá, **Anais...**Campinas, Embrapa Informática (*no prelo*)
- Britaldo S. Soares-Filho. **Modelagem da Dinâmica de Paisagem de uma Região de Fronteira de Colonização Amazônica**, 286 p. Dissertação (tese de Doutorado), Escola Politécnica da USP, São Paulo 1998.
- De Paula, S. C.; Silva, G. B. S.; Vicente, L. E.; Gomes, D.; Nogueira, S. F.; Andrade, R. G. Avaliação de índices espectrais aplicados a série multitemporal TM/Landsat-5 para o mapeamento de fitofisionomias e pastagem em ambiente de cerrado, 16. 2013 Foz do Iguaçu. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2013. p. 8019-8026. Disponível em: < <http://www.dsr.inpe.br/sbsr2013/files/p0988.pdf>>. Acesso em: 12 out. 2014

Demarchi, J. C.; Piroli, E. L.; Zimback, C. R. L. Análise temporal do uso do solo e comparação entre os índices de vegetação NDVI e SAVI no município de Santa Cruz do Rio Pardo - SP usando imagens Landsat-5. Garça, 2012. **Revista Científica Eletrônica de Agronomia**. v.22, n.2, p.x-x, dez 2012

Gomes, D.; Vicente, L. E.; Silva, R. F. B.; Paula, S. C.; Maçorano, R. P.; Victoria, D. de C.; Batistella, M. Uso de dados MODIS e AIRS para obtenção de parâmetros de correção atmosférica. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 16. 2013. Foz do Iguaçu. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2013. p. 8019-8026. Disponível em: <<http://www.dsr.inpe.br/sbsr2013/files/p1536.pdf>> . Acesso em: 12 out. 2014

Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). Indicadores de desenvolvimento sustentável. Disponível em: <http://www.ibge.gov.br/home/geociencias/recursosnaturais/ids/ids2010.pdf>. Acesso em: 06 out, 2014.

Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). Sistema IBGE de Recuperação Automática (SIDRA). Disponível em: <<http://www.sidra.ibge.gov.br/>>. Acesso em: 07 out. 2014.

Kruse, F.A. Preliminary. Hyperspectral mapping of coral reef systems using eo-1 hyperion, Buck Island, Estados Unidos. Virgin Islands. In: 12° JPL Airborne Geoscience Workshop, Fev. 2003, **Anais...** Pasadena, Califórnia. Disponível em: <<http://www.reefbase.org/account/login.aspx?ReturnUrl=%2fdownload%2fdownload.aspx%3ftype%3d10%26docid%3d9669&type=10&docid=9669>>. Acesso em: 21 out. 2014

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, p. 3833-3845, 2008.

Landis, J.R.; Koch, G.G. The measurement of observer agreement for categorical data. **Biometrics**, v.33 (1), p. 159-174, 1977.

Prefeitura de Aquidauana. Disponível em: <<http://www.aquidauana.ms.gov.br>>. Acesso em: 09.out.2014.

Vicente, L. E.; Gomes, D.; Victoria, D. C.; Garçon, E. A. M.; Bolfe, E. L.; Andrade, R. G.; Silva, G. B. S. Séries temporais de NDVI do sensor SPOT Vegetation e algoritmo SAM aplicados ao mapeamento de cana-de-açúcar. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v.47, p.1337-1345, 2012.

Victoria, D. C.; Andrade, R. G.; Paz, A. R. Série temporal de imagens EVI/MODIS para discriminação de formações vegetais do Pantanal. **Geografia**, Rio Claro, v. 34, número especial, dez. 2009.