



Identificação da dinâmica espaço-temporal para estimar área cultivada de soja a partir de imagens MODIS no Rio Grande do Sul

Juliana S. dos Santos¹, Denise C. Fontana², Thiago S. F. Silva³ & Bernardo F. T. Rudorff⁴

¹ INPE, São José dos Campos, SP. E-mail: julianas@dsr.inpe.br (Autor correspondente)

² CEPISRM/UFRGS, Porto Alegre, RS. E-mail: dfontana@ufrgs.br

³ Departamento de Geografia/UNESP, Rio Claro, SP. E-mail: tsfsilva@rc.unesp.br

⁴ Agrosatélite Geotecnologia Aplicada, Florianópolis, SC. E-mail: bernardo@agrosatelite.com.br

Palavras-chave:

imagens multitemporais
fenologia
previsão de safras
sensoriamento remoto

RESUMO

Com este trabalho propõe-se definir um método para estimar a área cultivada de soja na região norte do Rio Grande do Sul. Foram propostos seis métodos baseados no perfil espectro-temporal e de valores mínimos e máximos de imagens NDVI/MODIS referentes às etapas de semeadura, máximo desenvolvimento e colheita das áreas de soja. As estimativas obtidas foram comparadas com dados oficiais do IBGE a partir de análises estatísticas e da análise espacial fuzzy. Os resultados indicaram que estimativas agrícolas satisfatórias são dependentes de características como o tamanho, o tipo de manejo e a época de plantio e de colheita das lavouras. Para todos os métodos avaliados foram obtidos valores de coeficientes de determinação e da análise fuzzy superiores a 0,8 e 0,45, respectivamente. O método limiar empírico aplicado à imagem diferença com inclusão do final de ciclo, gerou estimativas iguais às dos dados oficiais do IBGE, característica que ressalta a utilização deste método em programas operacionais de previsão de safras. Para análises espaciais recomenda-se a aplicação do método Classificação de imagens multitemporais que gerou um mapa de melhor qualidade. A eficiência dos métodos deve ser avaliada em áreas de expansão de soja no Estado.

Key words:

multitemporal imagery
phenology
crop yield predictive
remote sensing

Identification of the spatial and temporal dynamics for estimating soybean crop area from MODIS images in the Rio Grande do Sul, Brazil

ABSTRACT

The objective of this study was to define a method for estimating soybean crop area in the Northern Rio Grande do Sul state (Brazil). Overall, six different remote sensing methods were proposed based on spectral-temporal profile and minimum and maximum values of NDVI/MODIS related to the stages of sowing, maximum development and harvesting of soybean areas. The resulting estimates were compared to official crop area data provided by the Brazilian government, using statistical analysis and the fuzzy similarity method. The performance of each method depended on information such as crop size, type of crop management, and sowing/harvesting dates. Regression coefficients of determination and fuzzy agreement values were above 0.8 and 0.45, respectively, for all methods. For operational monitoring of soybean crop area, the empirical threshold applied to the image difference with inclusion of harvest image method was the most effective, producing estimates that matched closely the official data. For spatial analysis the application of multitemporal images classification method is recommended that generated a map of better quality. The efficiency of these methods should be evaluated in the areas of soybean expansion in the state.

INTRODUÇÃO

O monitoramento das safras agrícolas está relacionado diretamente ao planejamento da ocupação do território, à obtenção de informações sobre a oferta de alimentos em escala global, à determinação da volatilidade dos preços e políticas agrícolas e à utilização de práticas sustentáveis na produção (Potgieter et al., 2011; GEO, 2012). Desta forma, a geração de estatísticas agrícolas confiáveis torna-se cada vez mais importante principalmente em países como o Brasil

em virtude da disponibilidade de terras para a agricultura, com vista à importância da produção e das exportações das principais commodities agrícolas para a balança comercial e aos acelerados processos de mudança no uso e na cobertura da terra, que intervêm na qualidade e na disponibilidade da água, na conservação dos habitats naturais e da biodiversidade (Dirzo & Raven, 2003; Ferreira et al., 2012). Apesar da relevância deste tipo de informação, o Brasil utiliza, atualmente, poucas fontes objetivas para o monitoramento oficial das safras (GEO, 2012). As estatísticas agrícolas oficiais são geradas prioritariamente a

partir de questionários e entrevistas realizados com técnicos de órgãos, entidades do setor agrícola e produtores rurais. Apesar da sua reconhecida eficiência na geração de dados, este método não permite quantificar, de forma objetiva, os erros e representar espacialmente as estimativas (Melo et al., 2008; Junges & Fontes, 2009; IBGE, 2002).

Recentemente, o Group on Earth Observations (GEO) propôs aos países membros do Grupo dos 20 (G20) o monitoramento da produção de commodities agrícolas de alto consumo e de impacto no mercado internacional, a partir do Global Agriculture Monitoring (GLAM). Esta iniciativa objetivou melhorar e obter mais transparência nas informações sobre a produção global de grãos, orientar políticas governamentais e evitar especulações de estoques e da volatilidade dos preços agrícolas; entretanto, o GLAM propõe que, além de informações de clima e de indicadores socioeconômicos, sejam utilizados dados derivados de sensoriamento remoto e desenvolvidos métodos eficientes para o monitoramento de safras agrícolas em escala nacional, regional e global (GEO, 2012).

Neste contexto, diversos trabalhos vêm demonstrando as vantagens na utilização de imagens de sensoriamento remoto em relação aos métodos convencionais para estimativas agrícolas, como a possibilidade de operacionalização dos programas de previsão e monitoramento de safras, a aquisição de informações sobre grandes extensões geográficas em tempo hábil, a quantificação dos erros envolvidos nas estimativas e a capacidade de caracterização da fenologia da vegetação (Zhang et al., 2003; Fontana et al., 2007; Potgieter et al., 2007; Rudorff et al., 2011; Atzberger, 2013).

O uso do sensoriamento remoto para a identificação e quantificação das áreas agrícolas tem tradicionalmente, utilizado métodos de interpretação visual de imagens (Rudorff et al., 2010; Vieira et al., 2012). A expansão dessas áreas no Brasil e o desenvolvimento de sensores, como o MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer)

que tem resoluções espacial e temporal que permitem obter informações compatíveis com o tamanho das lavouras, diferenciar as mudanças fenológicas da vegetação e monitorar grandes áreas em curto período de tempo, tem impulsionado o desenvolvimento de métodos automáticos para a geração de estimativas agrícolas (Vieira et al., 2012). Além disto, a disponibilidade de produtos derivados deste sensor, como as imagens de índices de vegetação NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) e EVI (Enhanced Vegetation Index), corrigidas geometricamente e com correção atmosférica, em composições de 8 e 16 dias, facilitam a utilização dos dados em programas operacionais de previsão de safras e a aquisição de imagens livres de nuvens.

No estado do Rio Grande do Sul as áreas de soja vêm-se expandindo nas últimas safras, principalmente em regiões não tradicionais de cultivo, ocupadas pela pecuária e pela produção de arroz e do Bioma Pampa, característica que ressalta a necessidade no levantamento de estatísticas agrícolas e no monitoramento dessas áreas já que, na sua maioria, são arrendadas, o que leva o produtor a uma preocupação menor com a manutenção a longo prazo. Nesse sentido, o objetivo deste trabalho foi propor um método para o mapeamento e estimativa de área cultivada de soja no Estado do Rio Grande do Sul a partir de imagens multitemporais do índice de vegetação NDVI/MODIS.

MATERIAL E MÉTODOS

A área de estudo correspondeu a região norte do Estado do Rio Grande do Sul, região tradicional na produção de soja (Figura 1). O Rio Grande do Sul é o terceiro maior produtor nacional de soja estimando-se, na safra 2013/2014, um aumento de 2,7% (EMATER/RS, 2013).

Considerando o calendário agrícola na região de estudo, as lavouras são cultivadas durante os meses de outubro a maio. No

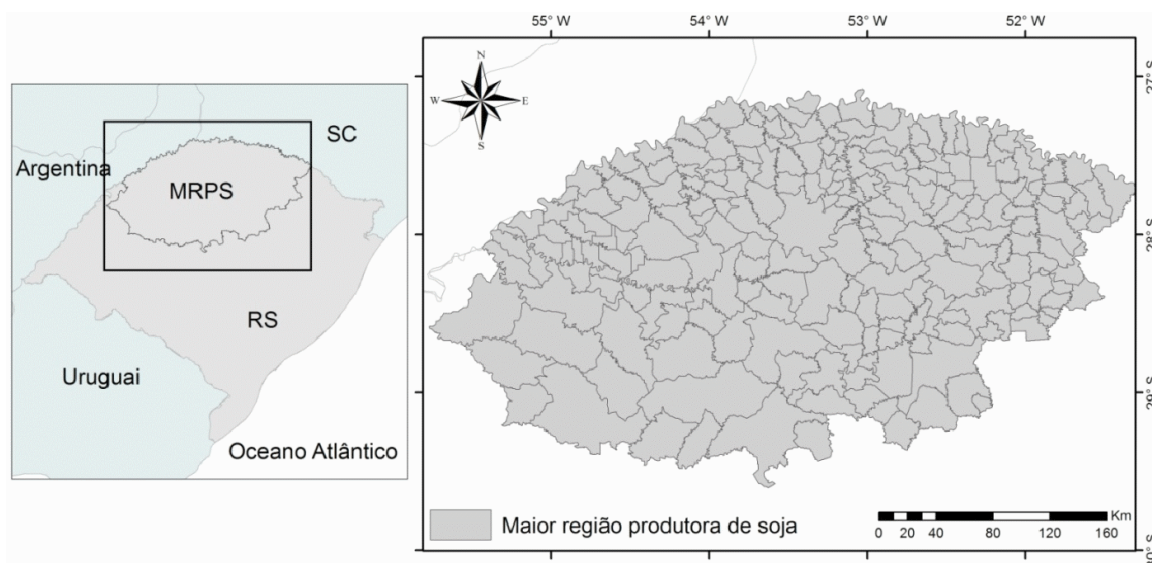


Figura 1. Localização geográfica da área de estudo: região norte do Estado do Rio Grande do Sul, totalizando 255 municípios

mês de novembro ocorre a maior concentração da semeadura; os meses de janeiro, fevereiro e março correspondem aos períodos de máximo desenvolvimento vegetativo, que são a floração e o enchimento de grãos; nos meses de março, abril e maio ocorre a colheita, que tem maior intensificação no mês de abril (Cunha et al., 2001).

Dados de sensoriamento remoto - Imagens MODIS NDVI

O perfil temporal das áreas de soja foi identificado a partir de 15 imagens do produto MOD13Q1 do sensor MODIS, com 250 m de resolução espacial, referentes ao índice de vegetação NDVI proposto por Rouse et al. (1973). As imagens do sensor MODIS são disponibilizadas gratuitamente pela Agência Espacial Americana (National Aeronautics and Space Administration, NASA), no portal <https://wist.echo.nasa.gov/api>. Cada imagem NDVI é um mosaico constituído dos melhores pixels (sem nuvens e sem ruído) das imagens diárias de reflectância de superfície (produto MOD09) no período de 16 dias consecutivos.

- Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI)
- determinado pela Eq. 1:

$$NDVI = \frac{(\rho_{NIR} - \rho_{RED})}{(\rho_{NIR} + \rho_{RED})} \quad (1)$$

em que:

NDVI - índice de vegetação por diferença normalizada

ρ_{NIR} - reflectância de superfície no comprimento de onda do infravermelho próximo correspondente à banda 2 do sensor MODIS (846-885 nm)

ρ_{RED} - reflectância de superfície no comprimento de onda do vermelho correspondente à banda 1 do sensor MODIS (600-680 nm)

Para recobrir toda a região de estudo foram utilizadas as cenas h13v11 e h13v12, as quais foram mosaicadas e reprojadas para Equivalente Albers RS que, além de preservar a área, utiliza parâmetros específicos para a região de estudo. Como alguns métodos são dependentes de uma indicação prévia de valores de NDVI das áreas de soja, foi necessário utilizar imagens referentes à safra em que mapas de áreas de soja estavam disponíveis gratuitamente dados que, neste estudo, foram denominados mapas de referência (Santos et al., 2009). De acordo com este critério foram selecionadas imagens dos meses de outubro a maio, referentes à safra 2005/2006.

Para validar o mapeamento foi elaborado um mapa das áreas cultivadas com soja (denominado mapa de validação). Este mapa foi gerado a partir da interpretação visual de uma cena do sensor Thematic Mapper (TM) do satélite Landsat 5, órbita-ponto 223-80, com 30 m de resolução espacial referente ao mês de fevereiro/2006, correspondente a 8 municípios da área de estudo. A escolha da cena teve como prioridade mapear lavouras de soja com diferentes características em relação ao tamanho, tecnologia de semeadura e calendário agrícola. A data

de aquisição da imagem permitiu identificar lavouras de soja no máximo desenvolvimento vegetativo, período em que essas áreas apresentam um padrão distinto dos demais alvos da superfície.

Além deste mapa foram utilizados, para validar os resultados, os dados oficiais de estimativa de área cultivada disponibilizados pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) a partir do Levantamento Sistemático da Produção Agrícola (LSPA), considerando-se a soma total da área de soja obtida para os 255 municípios avaliados (IBGE, 2002). Os seis métodos avaliados foram: Realce da distribuição, Limiar empírico aplicado à imagem diferença com inclusão do final de ciclo, Limiar estatístico aplicado à imagem diferença com inclusão do final de ciclo, Análise de componentes principais, Classificação de imagens multitemporais e Fenologia. Os métodos propostos serão descritos a seguir.

Método de realce da distribuição

Neste método foram selecionadas as imagens NDVI/MODIS referentes aos meses de novembro e fevereiro, em que são identificadas as maiores variações nos valores de NDVI. As imagens do mês de novembro corresponderam aos valores mínimos de NDVI devido à concentração da semeadura, ao estágio inicial de emergência da planta e à resposta espectral predominante do solo. Os valores máximos de NDVI encontrados nas imagens do mês de fevereiro corresponderam à ampla cobertura do solo pela cultura e ao vigor vegetativo (Wagner et al., 2007).

Nas imagens selecionadas (meses de novembro e fevereiro) foi sobreposto o mapa de referência e somente das áreas de soja foram extraídos os valores de média e desvio padrão de cada imagem NDVI (Figura 2).

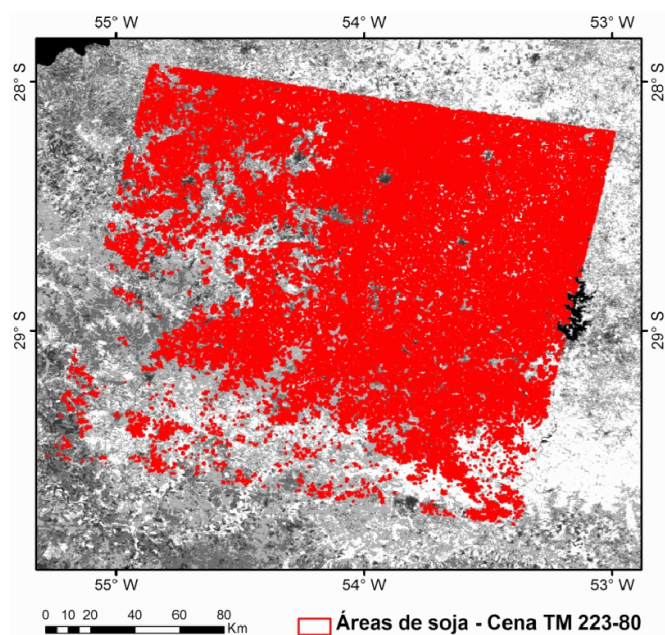


Figura 2. Imagem MODIS/NDVI referente ao mês de fevereiro, ano 2006. As áreas em vermelho indicam áreas de soja mapeadas na cena 223-080 do sensor TM/Landsat 5, utilizadas como referência para obter os valores de média e desvio-padrão

Posteriormente, os valores de média e desvio padrão de NDVI das áreas de soja foram extrapolados para toda a área referente às duas imagens MODIS; para isto foi utilizado o critério proposto por Wagner et al. (2007) apresentado nas Eqs. 2 e 3.

$$NDVI_{solo} = \mu \pm 1,125\sigma \quad (2)$$

$$NDVI_{soja} = \mu \pm 1,125\sigma \quad (3)$$

em que:

μ - valor médio do NDVI das áreas de soja encontrado na imagem MODIS a partir das áreas de soja de referência

σ - desvio padrão das áreas de soja encontrado na imagem MODIS a partir das áreas de soja de referência

1,125 - faixa de desvio padrão definida por Wagner et al. (2007)

Foram classificadas, como áreas de solo exposto (imagem mês de novembro) e de soja (imagem mês de fevereiro) apenas as áreas que obtiveram valores de NDVI na faixa definida pelo critério proposto. Os mapas temáticos obtidos NDVI solo e NDVI soja foram multiplicados a fim de diminuir os erros de inclusão no mapeamento de outras culturas de verão, tais como o milho cultivado no mesmo período do ano (a síntese dos procedimentos realizados é apresentada na Figura 3).

Método do limiar empírico e limiar estatístico aplicado à imagem diferença com inclusão do final de ciclo

No método limiar empírico foram geradas imagens de mínimo e de máximo valor de NDVI, selecionando-se os pixels de menor e de maior valor de NDVI encontrados nas imagens dos meses referentes ao plantio (outubro, novembro e dezembro) e de máximo desenvolvimento vegetativo da soja (janeiro, fevereiro e março). Na sequência foi gerada uma imagem diferença que correspondeu à subtração da imagem de máximo pela imagem de mínimo valor de NDVI. A partir da imagem diferença foi possível identificar os pixels que apresentaram a maior variação no período de outubro a março, comportamento este típico de lavouras anuais.

Para identificar as áreas de soja na imagem diferença foi definido um valor de NDVI de 0,4 (limiar de NDVI) obtido a partir de interpretação visual na imagem diferença. Este valor correspondeu ao valor máximo e mais frequente de NDVI identificado nas áreas de soja como proposto por Fontana et al. (2007). Por fim, foi sobreposta uma nova imagem de mínimo valor à imagem diferença, referente aos mínimos valores de NDVI encontrados nas imagens referentes ao final do ciclo da soja, meses de abril e maio. Este procedimento possibilitou o refinamento da classificação das áreas de soja diminuindo a confusão entre as áreas de soja e de outras culturas de verão. No método limiar estatístico foram realizadas as mesmas etapas; no entanto, o limiar na imagem diferença foi definido

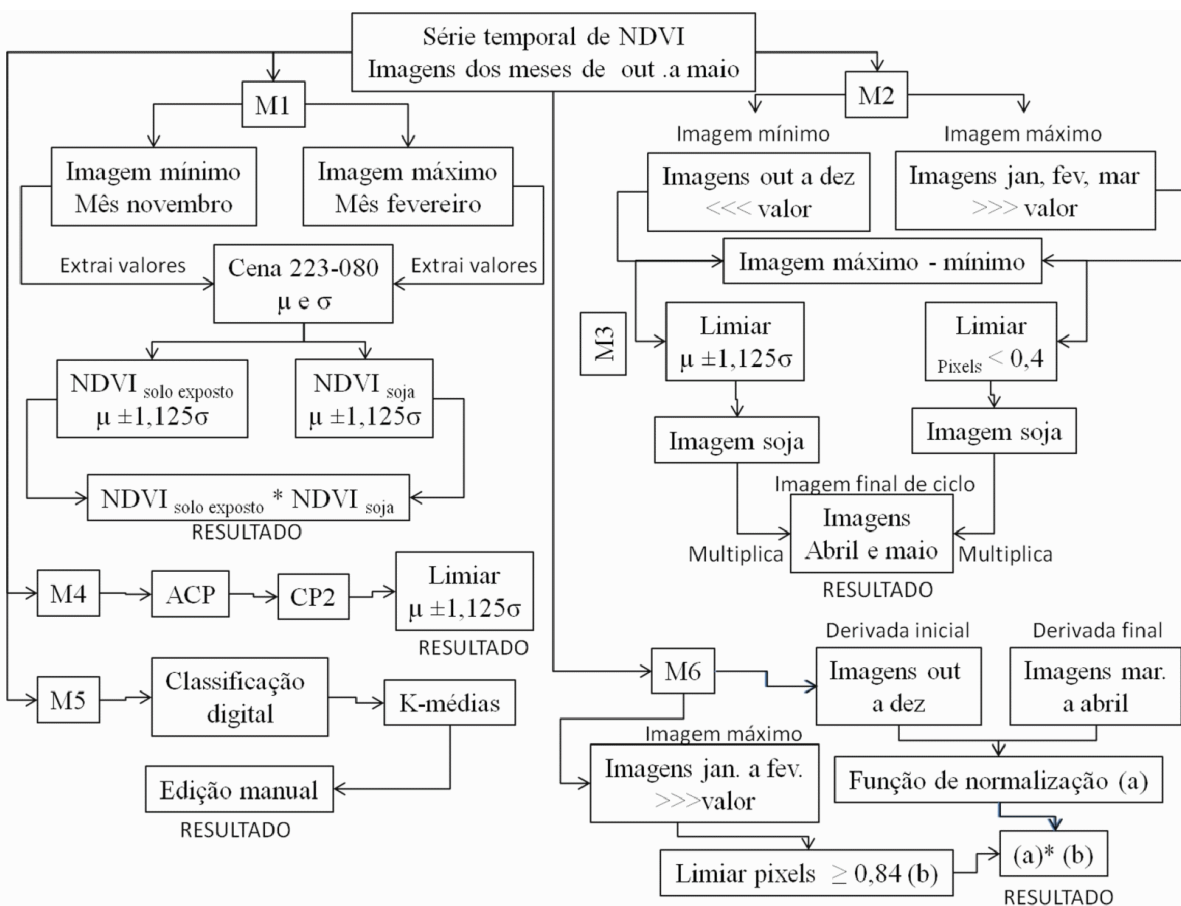


Figura 3. Fluxograma do mapeamento das áreas de soja

de acordo com o critério proposto por Wagner et al. (2007) Eqs. 2 e 3. Como o limiar proposto por Wagner et al. (2007) não necessita de interpretação visual, o objetivo foi avaliar se este método permite obter estimativas de áreas de soja confiáveis, objetivas e rápidas considerando-se que a interpretação visual é um processo oneroso e demorado (a síntese dos procedimentos realizados é apresentada na Figura 3).

Método da análise de componentes principais

A Análise de Componentes Principais (ACP) permite reduzir a dimensionalidade dos dados e representar a variabilidade no tempo de cada pixel que compõe as imagens (Adami et al., 2008). Neste método foram identificadas, a partir da ACP, as variações espectro-temporais de cada pixel nas 15 imagens NDVI. Foi utilizada, também, a ACP padronizada, que utiliza a matriz de correlação para obter os valores de autovalores e autovetores considerando-se que cada variável tem o mesmo peso na geração das novas 15 imagens de componentes principais.

A imagem componente principal 2 (CP 2) foi utilizada para identificar as áreas de soja já que nesta imagem foram identificados os pixels que tiveram maior variação ao longo do tempo e que, neste caso, corresponderam às áreas de soja, em razão da data das imagens utilizadas para gerar a ACP (Adami et al., 2008; Santos et al., 2009). Posteriormente, na imagem CP 2 as áreas de soja foram mapeadas utilizando-se o limiar proposto por Wagner et al. (2007) (Eqs. 2 e 3); enfim, a síntese dos procedimentos realizados é apresentada na Figura 3).

Método de classificação de imagens multitemporais

Para o processo de classificação automática foram utilizadas as 15 imagens NDVI/MODIS com as bandas espectrais, além de uma classificação digital não supervisionada, através do algoritmo K-médias, com 10 temas e 15 iterações a fim de garantir a mínima confusão possível entre as classes.

Na sequência, referida classificação foi realizada novamente com o objetivo de agregar áreas de soja que foram classificadas em diferentes classes. A partir da segunda imagem classificada foi realizada a edição matricial buscando minimizar os erros de omissão e comissão do mapeamento automático (a síntese dos procedimentos realizados é apresentada na Figura 3).

Método da fenologia

A partir das 15 imagens NDVI/MODIS foram calculadas as derivadas do início e do final do ciclo da soja, e o valor do NDVI_{máximo} coincidente com o período de máximo desenvolvimento vegetativo. Neste método as altas taxas de variação do NDVI foram utilizadas para identificar as culturas anuais.

As imagens do início e do final de ciclo corresponderam ao cálculo da derivada ponto a ponto das imagens dos meses de novembro a dezembro e de março a abril, respectivamente. Assim e se considerando um conjunto de n imagens $\{I_1, I_2, \dots, I_n\}$ da época de plantio e de colheita da soja e o valor do NDVI do j -ésimo pixel e da i -ésima imagem NDVI _{i} ^{j} foi possível obter

a imagem binária para os dois períodos a partir da derivada pixel a pixel, como apresentado na Eq. 4.

$$\frac{dNDVI^j}{dt} = \frac{NDVI_{i+1}^j - NDVI_i^j}{\Delta t} \quad (4)$$

Para cada imagem binária, referentes ao início e ao final do ciclo, a função de normalização utilizada está apresentada na Eq. 5 sendo que, para as imagens final de ciclo foi atribuído o valor 1 para a derivada < 0 e 0 para a derivada ≥ 0 .

$$f_{\text{início}}\left(NDVI_i^j, t\right) = \begin{cases} 1 & \text{se } \frac{dNDVI^j}{dt} > 0 \\ 0 & \text{se } \frac{dNDVI^j}{dt} \leq 0 \end{cases} \quad (5)$$

Para gerar apenas duas imagens binárias referentes ao início e ao final do ciclo da soja, foi realizada uma operação de intersecção entre as imagens, Eq. 6.

$$x^j = \prod_{i=1}^n f\left(NDVI_i^j, t\right) \quad (6)$$

em que:

x^j - j -ésimo pixel da imagem binária resultante

A terceira imagem referente à fase de máximo desenvolvimento da soja na região de estudo foi criada a partir da seleção dos maiores valores de pixels encontrados nas imagens dos meses de janeiro e fevereiro. Na sequência e a partir de uma interpretação visual, foi definido o maior e mais frequente valor de NDVI das áreas de soja (limiar de NDVI). O limiar de NDVI foi de 0,84 sendo que todos os pixels com valor maior ou igual a 0,84 foram classificados como soja.

Por fim foram consideradas áreas de soja apenas aquelas áreas classificadas como soja nas 3 etapas, ou seja, início e final do ciclo da soja e de máximo desenvolvimento vegetativo (a síntese dos procedimentos realizados é apresentada na Figura 3).

Validação do mapeamento

Depois de obtidos os seis mapas de áreas de soja e calculada a área cultivada de soja para cada método em ambiente SIG (Sistema de Informação Geográfica), as estimativas foram avaliadas a partir da análise de regressão linear simples ajustada pelo método dos mínimos quadrados tal como o teste de normalidade bilateral de Kolmogorov-Smirnov sobre os resíduos padronizados. Para verificar a relação linear entre as estimativas e os dados oficiais do IBGE, a análise de variância (ANOVA) foi realizada a um nível de significância de 0,05, para testar as hipóteses: $\beta_1 = 0$, não existe relação linear entre as medidas; $\beta_1 \neq 0$, existe relação linear. Para todos os métodos em que $\beta_1 \neq 0$, foi realizado o teste t de Student, a um nível de significância de 0,05, para testar as hipóteses: $\beta_1 = 1$, a reta de regressão tem inclinação de 45°; $\beta_1 \neq 1$, a reta de regressão não

tem inclinação de 45° ; $\beta_0 = 0$, a reta de regressão passa pela origem e $\beta_0 \neq 0$, a reta de regressão não passa pela origem. As estimativas foram consideradas iguais apenas quando $\beta_0 = 0$ e $\beta_1 = 1$; caso contrário, foram identificadas tendências de super ou subestimativas na área cultivada de soja em relação aos dados oficiais do IBGE.

Para a validação dos mapas de soja foi realizada a análise de similaridade fuzzy. Neste método são comparados os números de pixels de determinada classe de um mapa simulado com o número de pixels existentes em um mapa considerado de referência pelo usuário (Hagen, 2003). Neste trabalho o mapa de validação foi reamostrado para a resolução espacial das imagens MODIS. Para reamostrar os mapas foi sobreposta uma janela de tamanho 9×9 referente ao tamanho do pixel dos dados MODIS e contado o número de pixels correspondente a cada classe (soja e não soja). A classe com o maior número de pixels na janela de amostragem representou a nova classe de cada pixel, com 250 m de resolução espacial.

A validação dos mapeamentos a partir da similaridade fuzzy considerou o tamanho das áreas de soja. De acordo com o mapa de validação (MV) foi determinado que os municípios que apresentaram mais que 65% da sua área municipal ocupada com soja (ARG) seriam classificados como maiores produtores e os municípios que apresentaram menos de 65% da área municipal ocupada com soja (ARP) seriam classificados como menores produtores. Na análise de similaridade fuzzy valores de concordância espacial superiores a 0,45 são considerados satisfatórios (Trenti & Freitas, 2010).

RESULTADOS E DISCUSSÃO

O uso das imagens NDVI provenientes do produto de composição de 16 dias do sensor MODIS foi adequado para o mapeamento de áreas de soja no norte do Rio Grande do Sul. O sensor MODIS, além de apresentar bandas espectrais centradas em regiões propícias para a identificação da vegetação, disponibiliza produtos com qualidade e frequência temporal adequada para o desenvolvimento de programas operacionais de previsão de safras amenizando umas das principais dificuldades na identificação de perfis espaço-temporais de áreas agrícolas, como a cobertura de nuvens. O perfil espaço-temporal das imagens NDVI/MODIS identificado para as áreas de soja na safra 2005/2006 do norte do estado, é apresentado na Figura 4.

O método que apresentou a melhor estimativa de área cultivada de soja quando comparado aos dados oficiais do IBGE, foi o método limiar empírico aplicado à imagem diferença com inclusão de final de ciclo que estimou, para a safra analisada, a área cultivada de soja de 1.780.525,00 ha, com desvio na estimativa de 0,02%. Na sequência, os menores desvios de área cultivada foram observados para os métodos fenologia, análise de componentes principais, classificação de imagens multitemporais, limiar estatístico aplicado à imagem diferença com inclusão de final de ciclo e Realce da distribuição, com valores de 3,78, 13,16, 18,40, 21,64 e 23,19%, respectivamente.

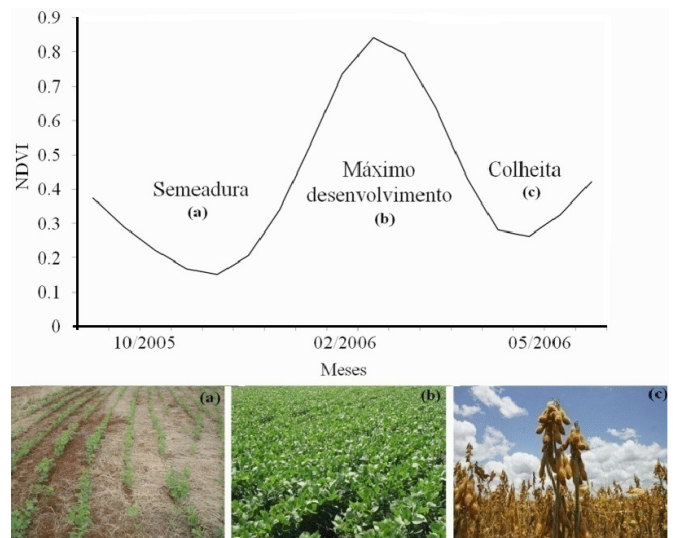


Figura 4. Perfil temporal das áreas de soja da região norte do Rio Grande do Sul gerado a partir de imagens NDVI dos meses de outubro a maio, safra 2005/06. Em destaque a evolução temporal do NDVI nas etapas de semeadura (A), máximo desenvolvimento vegetativo (B) e colheita (C)

Na análise de variância para todos os métodos avaliados os p-values foram menores que 0,05, mostrando que existe uma relação linear entre as estimativas do IBGE e as estimativas MODIS. Os p-values associados às hipóteses: $\beta_0 = 0$ e $\beta_1 = 1$, mostraram que o método limiar empírico aplicado à imagem diferença com inclusão de final de ciclo foi o que apresentou os melhores resultados com estimativas de área cultivada de soja iguais às dos dados de referência com valores de p-values significativos a 0,05 de probabilidade. Os demais métodos tenderam a subestimar ou superestimar a área cultivada de soja na região analisada (Figura 5).

Para a maioria dos métodos os valores do coeficiente de determinação (R^2) obtidos foram superiores a 0,85. Resultados semelhantes a esses também foram encontrados por autores que estimaram, a partir de diferentes métodos, a área cultivada com soja na mesma região de estudo (Rizzi, 2005; Rudorff et al., 2007; Wagner et al., 2007).

A superestimativa das áreas de soja pode ser explicada pela resolução espacial das imagens MODIS em que pequenas áreas de soja vizinhas podem ter sido agregadas a uma grande área de soja no mapeamento. A subestimativa das áreas pode ter ocorrido pela presença de pequenas áreas de soja que não podem ser detectadas pelo sensor MODIS, em virtude da resolução espacial das imagens de 250 m, e que também não apresentam padrão de agregação espacial. Wardlow & Egbert (2010) ressaltaram que a eficiência dos dados MODIS/NDVI na geração de séries espaço-temporais aplicadas para separar culturas de verão, é resultante da maior diferença espectral que ocorre nas fases de baixa a intermediária biomassa, correspondentes ao início do vigor vegetativo e à senescência das culturas, estádios esses que não são influenciados pela saturação do NDVI.

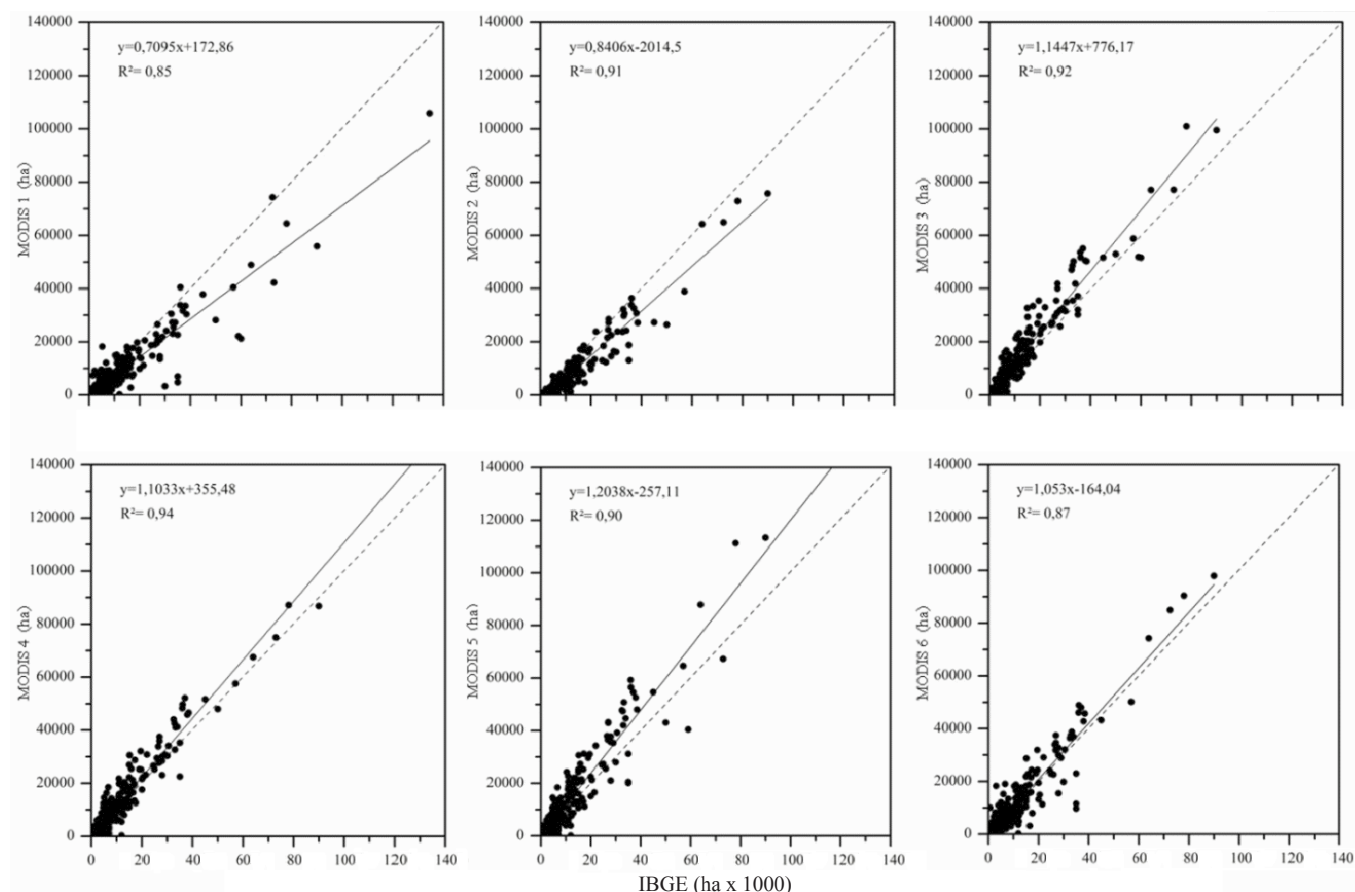


Figura 5. Comparação das estimativas de área cultivada de soja entre os dados oficiais do IBGE e obtidas por meio de imagens NDVI/MODIS, para os 255 municípios avaliados. A linha tracejada representa a linha 1:1

Os valores de similaridade fuzzy (Tabela 1) mostraram que a coincidência espacial entre os mapas de soja gerados em cada método e o mapa de validação, foi superior a 45%. Como se pode observar, os métodos Classificação de imagens multitemporais, limiar estatístico aplicado à imagem diferença com inclusão do final de ciclo, Fenologia e Análise de componentes principais, apresentaram os maiores valores de similaridade fuzzy, respectivamente, estabilizando a partir da janela de tamanho 7 x 7 (Tabela 1). Trenti & Freitas (2010) obtiveram valores máximos de similaridade fuzzy próximos aos observados e com a mesma tendência de estabilidade quando avaliaram os erros de comissão do mapeamento entre imagens TM e MODIS.

A menor similaridade espacial entre o mapa temático do método Realce da distribuição e o mapa de validação, com valor máximo de 42%, pode ser atribuída à utilização de apenas

uma cena para obter os valores estatísticos das áreas de soja. Santos et al. (2010) ressaltaram que a ocorrência de condições ecoclimáticas e meteorológicas regionais atípicas pode influenciar nos valores estatísticos quando esses são extraídos de uma única imagem.

Os valores máximos de similaridade fuzzy de 48 e 46% para os métodos limiar estatístico aplicado à imagem diferença com inclusão do final de ciclo e análise de componentes principais, indicam que a utilização dos limiares estatísticos para refinar mapeamentos derivados de técnicas, como a ACP e a operação aritmética de imagens, gera resultados mais satisfatórios e com maior coincidência espacial quando comparada com dos dados de maior resolução espacial. Desta forma, melhores resultados podem ser obtidos considerando-se dados de campo ou um mapa de referência de diferentes regiões da área de estudo.

Tabela 1. Validação espacial entre os mapas de soja obtidos a partir das imagens TM/Landsat e MODIS (M), na safra 2005/2006, considerando-se: a área de referência total (AR), que é o mapa de validação, as grandes (ARG) e as pequenas (ARP) áreas de soja

Tamanho da janela	M1			M2			M3			M4			M5			M6		
	AR	ARG	ARP	AR	ARG	ARP	AR	ARG	ARP	AR	ARG	ARP	AR	ARG	ARP	AR	ARG	ARP
1 x 1	0,22	0,24	0,18	0,25	0,30	0,17	0,30	0,36	0,14	0,28	0,34	0,18	0,34	0,52	0,13	0,31	0,37	0,18
3 x 3	0,36	0,37	0,51	0,38	0,46	0,49	0,46	0,55	0,39	0,44	0,53	0,48	0,51	0,78	0,40	0,45	0,54	0,46
5 x 5	0,40	0,38	0,62	0,40	0,48	0,61	0,48	0,58	0,52	0,46	0,55	0,60	0,54	0,82	0,48	0,46	0,56	0,59
7 x 7	0,42	0,38	0,64	0,40	0,48	0,63	0,48	0,58	0,57	0,46	0,55	0,63	0,54	0,83	0,52	0,47	0,56	0,62
9 x 9	0,42	0,38	0,65	0,40	0,48	0,63	0,48	0,58	0,57	0,46	0,55	0,63	0,54	0,83	0,54	0,47	0,56	0,62
11 x 11	0,42	0,38	0,65	0,40	0,48	0,64	0,48	0,58	0,58	0,46	0,55	0,63	0,54	0,83	0,55	0,47	0,56	0,62

O processo de interpretação visual realizado para refinar a classificação automática do método Classificação de imagens multitemporais influenciou nos melhores resultados com valores de similaridade fuzzy de 54%, previsto, já que o processo de edição matricial eliminou pixels espúrios; entretanto, este processo condiciona o método à experiência dos intérpretes na interpretação visual. Rudorff et al. (2010) demonstraram que a interpretação visual é fundamental para a identificação e estimativa das áreas agrícolas. Vieira et al. (2012) destacaram que, embora com resultados satisfatórios, o tempo necessário para o treinamento e o número de intérpretes dificulta a utilização deste tipo de método para o monitoramento agrícola em escala regional e nacional.

Embora a análise de regressão linear tenha sinalizado que o método Limiar empírico aplicado à imagem diferença com inclusão do final de ciclo gerou o melhor resultado de estimativa de área cultivada de soja, quando comparada com as estimativas oficiais do IBGE, o valor de similaridade fuzzy obtido foi menor que 45% resultado que indica que o método não gera um mapa temático satisfatório quando comparado com o mapa de validação.

No método Fenologia as diferentes datas de plantio podem ter influenciado no mapeamento, característica que já foi identificada por outros autores que mapearam áreas de soja a partir da dinâmica espectral e fenológica da cultura (Dalla-Nora, 2010). Uma alternativa para minimizar os erros pode ser a divisão da área de estudo em sub-regiões e considerar diferentes calendários agrícolas para o cálculo das derivadas de início e fim de ciclo. Entretanto, a eficiência dos dados de sensoriamento remoto associados às mudanças fenológicas das culturas para estimar área cultivada e data de plantio e colheita, foi relatada por Sakamoto et al. (2005), Fontana et al. (2007), Galford et al. (2008) e Adami (2010).

Em relação ao tamanho das lavouras e com base de que somente foram observadas áreas de soja maiores que 6,25 ha em razão do tamanho do pixel das imagens, os maiores valores de similaridade fuzzy para a ARG foram obtidos para os mapas dos métodos Classificação de imagens multitemporais, limiar estatístico aplicado à imagem diferença com inclusão do final de ciclo e Análise de componentes principais. Para a ARP os métodos com maior similaridade foram o realce da distribuição, limiar empírico aplicado à imagem diferença com inclusão do final de ciclo e a Análise de componentes principais com valores de similaridade fuzzy de 0,83, 0,58 e 0,55 e 0,65, 0,64 e 0,63, respectivamente (Tabela 1).

Na Figura 6 se destacam algumas áreas de soja classificadas a partir dos métodos que apresentaram os melhores resultados para as duas análises de validação. Pode-se observar, para os quatro métodos, que são limiar empírico (A) e estatístico (B) aplicado à imagem diferença com inclusão do final de ciclo, análise de componentes principais (C) e classificação de imagens multitemporais (D) que o padrão do mapeamento de áreas de soja foi semelhante ao do mapa de validação. Como demonstraram as análises de regressão e de similaridade fuzzy,

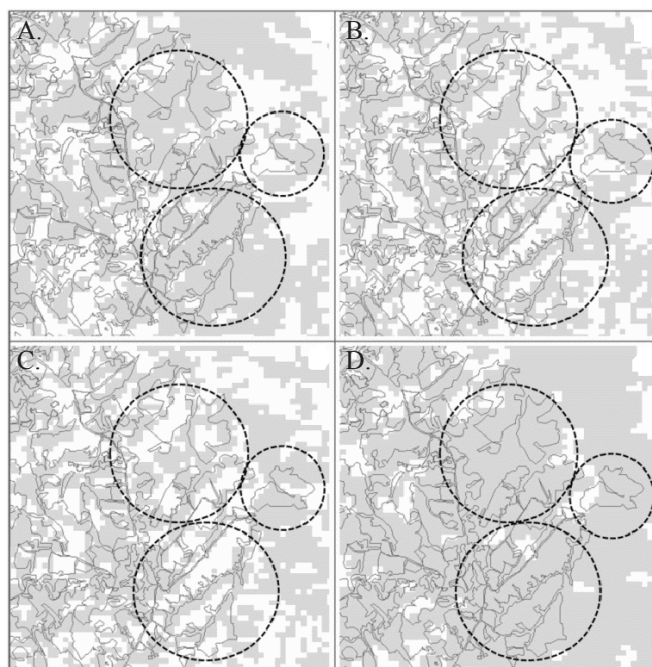


Figura 6. Comparação das áreas de soja mapeadas a partir do mapa de validação e dos métodos que apresentaram os melhores resultados de acordo com a análise de regressão e de similaridade fuzzy: limiar empírico (A) e estatístico (B) aplicado à imagem diferença com inclusão do final de ciclo, Análise de componentes principais (C) e Classificação de imagens multitemporais (D)

os melhores resultados foram obtidos para os métodos limiar empírico aplicado à imagem diferença (A) e classificação de imagens multitemporais (D).

No entanto, há diferença na qualidade desses dois mapas, o mapa resultante do método classificação de imagens multitemporais tem maior qualidade devido ao processo de edição matricial. Ainda nas áreas destacadas pode-se observar o maior número de pixels espúrios e erros de omissão do mapeamento nos mapas derivados dos métodos Limiar estatístico aplicados à imagem diferença com inclusão do final de ciclo e Análise de componentes principais, característica que reduz a qualidade dos mapas gerados e a exatidão nas estimativas (Figura 6).

Os valores das métricas extraídas das áreas de soja classificadas como ARG e ARP (Tabela 2) evidenciaram a diferença de tamanho das áreas de soja analisadas. A relação

Tabela 2. Métricas extraídas das áreas de soja: mapa de validação (MV), áreas grandes (ARG) e áreas pequenas (ARP) de soja

Métricas	Referência		
	AR	ARG	ARP
Área total de soja (ha)	74.432,25	70.467,87	3.964,38
Área média de soja (ha)	41,44	58,19	6,78
Desvio padrão	72,05	82,25	12,31
Número de polígonos	1.796	1.211	585
Perímetro/área (média)	0,00	0,01	0,04

perímetro/área é sensível ao tamanho da área dos talhões de soja em que seus valores decrescem à medida que a área dos talhões aumenta o que foi observado nos valores obtidos.

Os valores da área total e média, tamanho e número de polígonos de soja, também mostram as diferenças dos talhões de soja classificados, como ARG e ARP. Esses resultados confirmam os valores obtidos na análise fuzzy, na qual os métodos Classificação de imagens multitemporais e Realce da distribuição apresentaram o melhor desempenho para o mapeamento de ARG e ARP de soja, respectivamente (Tabela 2). Esses resultados podem ser associados à eficiência no processo de interpretação visual e à influência das características das áreas de soja do mapa de referência.

Os maiores valores de similaridade fuzzy observados para todos os métodos na ARG ressaltam o melhor desempenho dos dados MODIS para o mapeamento de grandes áreas de soja, em função da resolução espacial das imagens. Resultados semelhantes a esses também foram observados por Rudorff et al. (2007) utilizando imagens do sensor MODIS para mapear áreas de soja, na mesma região de estudo.

CONCLUSÕES

1. Os seis métodos automáticos propostos podem ser utilizados para o monitoramento das áreas agrícolas em programas de previsão de safras em escala regional.

2. A obtenção de estimativas agrícolas satisfatórias para todos os métodos analisados é dependente de informações como: o tamanho das lavouras, tipo de manejo e época de plantio e colheita da soja.

3. O método indicado para o monitoramento operacional das áreas de soja é o limiar empírico aplicado à imagem diferença com inclusão do final do ciclo, que apresentou estimativas iguais às do IBGE.

4. Para programas que visem o planejamento do uso e cobertura da terra, é recomendada a utilização do método classificação de imagens multitemporais, em que, o processo de interpretação visual garante a qualidade do mapa gerado, eliminando pixels espúrios.

5. Os métodos de classificação de imagens multitemporais, limiar estatístico aplicado à imagem diferença com inclusão do final de ciclo e análise de componentes principais, são indicados para o mapeamento de áreas de soja em regiões que concentram grandes áreas de cultivo. Os outros métodos apresentam resultados mais satisfatórios para o mapeamento de áreas pequenas.

6. A utilização de imagens referentes à safra 2005/2006 não interfere no uso desses métodos em safras recentes, considerando que a região concentra áreas consolidadas de soja e de diferentes características. A eficiência dos métodos propostos deve ser avaliada em áreas de expansão de soja no Estado.

LITERATURA CITADA

- Adami, M. Estimativa da data de plantio por meio de séries temporais de imagens MODIS. São José dos Campos: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 2010. 104p. Tese Doutorado
- Adami, M.; Freitas, R. M.; Padovani, C. R.; Shimabukuro, Y. E.; Moreira, M. A. Estudo da dinâmica espaço-temporal do bioma Pantanal por meio de imagens MODIS. *Pesquisa Agropecuária Brasileira*, v.43, p.1371-1378, 2008.
- Atzberger, C. Advances in remote sensing of agriculture: context description, existing operational monitoring systems and major information needs. *Remote Sensing*, v.5, p.949-981, 2013.
- Cunha, G. R.; Barni, N. A.; Haas, J. C.; Maluf, J. R. T.; Matzenauer, R.; Pasinato, A.; Pimentel, M. B. M.; Pires, J. L. F. Zoneamento agrícola e época de semeadura para soja no Rio Grande do Sul. *Revista Brasileira de Agrometeorologia*, v.9, p.446-459, 2001.
- Dalla-Nora, E. L. Detecção e monitoramento da soja no Rio Grande do Sul: uma abordagem baseada na dinâmica espectral e fenológica da cultura. *Perspectiva*, v.34, p.63-71, 2010.
- Dirzo, R.; Raven, P. H. Global state of biodiversity and loss. *Annual Review Environment Resources*, v.28, p.137-167, 2003.
- EMATER/RS - Empresa de Assistência Técnica e Extensão Rural. Informativo conjuntural 29 de agosto de 2013. http://www.emater.tche.br/site/arquivos_pdf/conjuntural/conj_29082013.pdf. 9 Ago. 2013.
- Ferreira, J.; Pardini, R.; Metzger, J. P.; Fonseca, C.R.; Pompeu, P. S.; Sparovek, G.; Louzada, J. Towards environmentally sustainable agriculture in Brazil: challenges and opportunities for applied ecological research. *Journal of Applied Ecology*, v.49, p.535-541, 2012.
- Fontana, D. C.; Potgieter, A.; Apan, A. Assessing the relationship between shire winter crop yield and seasonal variability of the MODIS NDVI and EVI images. *Applied GIS*, v.3, p.1-16, 2007.
- Galford, G. L.; Mustard, J. F.; Melillo, J.; Gendrin, A.; Cerri, C. C.; Cerr, C. E. P. wavelet analysis of MODIS time series to detect expansion and intensification of row-crop agriculture in Brazil. *Remote Sensing of Environment*, v.112, p.576-587, 2008.
- GEO - Group on Earth Observations. Global agriculture monitoring. <http://www.earthobservations.org/index.shtml>. 29 Nov. 2012.
- Hagen, A. Fuzzy set approach to assessing similarity of categorical maps. *International Journal of Geographical Information Science*, v.17, p.235-249, 2003.
- IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Pesquisas Agropecuárias: Relatório do ano de 2002, v.6. Rio de Janeiro: IBGE, 2002. 96p. Série Relatórios Metodológicos
- Junges, A. H.; Fontana, D. C. Desenvolvimento das culturas de cereais de inverno no Rio Grande do Sul por meio de perfis temporais do índice de vegetação por diferença normalizada. *Ciência Rural*, v.39, p.1349-1355, 2009.
- Melo, R. W.; Fontana, D. C.; Berlato, M. A.; Ducati, J. An agrometeorological-spectral model to estimate soybean yield, applied to southern Brazil. *International Journal of Remote Sensing*, v.29, p.4013-4028, 2008.

- Potgieter, A.; Apan, A.; Hammer, G.; Dunn, P. Estimating winter crop area across seasons and regions using time sequential MODIS imagery. *International Journal of Remote Sensing*, v.32, p.4281-4310, 2011.
- Potgieter, A. B.; Apan, A.; Hammer, G.; Dunn, P. Determining objective winter crop area estimates using multi-temporal Enhanced Vegetation Index MODIS imagery - A case study of the Darling Downs, Australia. *Australian Journal of Agricultural Research*, v.58, p.316-32, 2007.
- Rizzi, R. Geotecnologias em um sistema de estimativa da produção de soja: estudo de caso no Rio Grande do Sul. São José dos Campos: INPE, 2005. 214p. Tese Doutorado
- 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, 1974, Washington. *Proceedings...* Washington: NASA, 1974. p.309-317, 1973.
- Rudorff, B. F. T.; Adami, M.; Aguiar, D. A.; Moreira, M. A.; Mello, M. P.; Fabiani, L.; Amaral, D. F.; Pires, B. M. The soy moratorium in the amazon biome monitored by remote sensing images. *Remote Sensing*, v.3, p.185-202, 2011.
- Rudorff, B. F. T.; Aguiar, D. A.; Silva, W. F.; Sugawara, L. M.; Adami, M.; Moreira, M. A. Studies on the rapid expansion of sugarcane for ethanol production in São Paulo State (Brazil) using Landsat data. *Remote Sensing*, v.2, p.1057-1076, 2010.
- Rudorff, C. M.; Rizzi, R.; Rudorff, B. F. T.; Sugawara, L. M.; Vieira, C. A. Superfícies de resposta espectro-temporal de imagens do sensor MODIS para classificação de área de soja no Estado do Rio Grande do Sul. *Ciência Rural*, v.37, p.118-125, 2007.
- Sakamoto, T.; Yokozawa, M.; Toritani, H.; Shibayama, M.; Ishitsuka, N.; Ohno, H. A crop phenology detection method using time-series MODIS data. *Remote Sensing of Environment*, v.96, p.366-374, 2005.
- Santos, J. S.; Fontana, D. C.; Rudorff, B. F. T. Influência das condições ecoclimáticas na geração de estatísticas agrícolas por dados de sensoriamento remoto. In: *Simpósio Internacional Selper Observación y Monitoreo de La Tierra Relacionada al Cambio Climático*, 14, 2010, Guanajuato. *Anais...* Guanajuato: SELPER, 2010. p.1-10.
- Santos, J. S.; Pereira, G.; Shimabukuro, Y. E.; Rudorff, B. F. T. Identificação de áreas alagadas no Bioma Pantanal - Brasil, utilizando dados multitemporais TERRA/MODIS. *Geografia*, v.34, p.745-755, 2009.
- Trenti, G.; Freitas, M. I. C. Modelagem da dinâmica espacial urbana: modelo de autômato celular na simulação de cenários para o município de Americana-SP. *Revista Brasileira de Cartografia*, v.62, p.291-305, 2010.
- Vieira, M. A.; Formaggio, A. R.; Rennó, C. D.; Atzberger, C.; Aguiar, D. A.; Mello, M. P. Object based image analysis and data mining applied to a remotely sensed Landsat time-series to map sugarcane over large areas. *Remote Sensing of Environment*, v. 123, p.553-562, 2012.
- Wagner, A. P. L.; Weber, E.; Fontana, D. C.; Ducati, J. R.; Klering, E. Estimativa de área de soja no Rio Grande do Sul utilizando imagens NDVI/MODIS. In: *Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto*, 13, 2007, Florianópolis. *Anais...* São José dos Campos: INPE, 2007. p.457-464.
- Wardlow, B. D.; Egbert, S. L. A comparison of MODIS 250-m EVI and NDVI data for crop mapping: a case study for southwest Kansas. *International Journal of Remote Sensing*, v.31, p.805-830, 2010.
- Zhang, X.; Friedl, M. A.; Schaaf, C. B.; Strahler, A. H.; Hodges, J. C. F.; Gao, F.; Reed, B. C.; Huete, A. Monitoring vegetation phenology using MODIS. *Remote Sensing of Environment*, v.84, p.471-475, 2003.