

## Modelo agrometeorológico espectral adaptado para estimativa de produtividade da cana-de-açúcar ao longo da safra

Thiago Felipe de Oliveira Spagnolo<sup>1</sup>  
André Luiz Farias de Souza<sup>2</sup>  
Lucas Barbosa Fernandes<sup>2</sup>  
Társis Rodrigo de Oliveira Piffer<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Centro de Sensoriamento Remoto (CSR/IBAMA), Caixa Postal 09566 – 70818-900 – Brasília-DF  
thiago.spagnolo@gmail.com

<sup>2</sup> Companhia Nacional de Abastecimento (CONAB), SGAS 901 Bloco "A" Lote 69 - Asa Sul, CEP: 70.390-010 Brasília-DF  
{andre.souza, lucas.barbosa, tarsis.piffer}@conab.gov.br

**Abstract.** Sugar cane industry plays an important role in Brazil's modern economy. Nowadays Brazil is the main sugar cane producer worldwide and continues expanding its fields year by year. The total production in Brazil during the year of 2012 was over 721 million tons. This product is used mainly as ethanol fuel or even mixed with gasoline as fuel for cars even though it is also used to generate electrical energy. Due to the impact of this product in the Brazilian economy it becomes important to have precise knowledge and spatial information about sugar cane in Brazil. This paper presents an agrometeorological spectral model for estimating sugar cane harvest productivity during the season in Goiás (GO), Brazil. This model uses Enhanced Vegetation Index (EVI) as an input data in a mathematical equation. This EVI data obtained from MODIS influences the results on biomass productivity estimates for sugar cane in fields. The model was able to estimate the productivity of sugar cane fields with less than 4% of difference from the official reference data. The results showed that the EVI values obtained from MODIS are adequate input data for the model presented. The model can estimate very precisely sugar cane productivity and can be used as a tool by farmers and field managers to predict eventual losses due to climatic factors.

**Palavras-chave:** remote sensing, vegetation index, image processing, sensoriamento remoto, índice de vegetação, processamento de imagens

### 1. Introdução

A cana-de-açúcar (*Saccharum spp. L.*) desempenha um importante papel nos mercados internacionais do agronegócio, onde o Brasil é o principal produtor. A agricultura no Brasil mostra-se em plena expansão, com incrementos anuais de produtividade obtidos por meio de avanço tecnológico, resultando em alta competitividade de seus produtos no mercado internacional (Vieira Filho, et al., 2011). A produção anual de cana-de-açúcar no Brasil em 2012 foi superior a 721 milhões de toneladas, equivalente a cerca de um terço da produção mundial (IBGE, 2013; Duveiller et al., 2013).

O aumento crescente na demanda por combustíveis renováveis, e a tendência mundial do uso de etanol em misturas com a gasolina estimula a agroindústria da cana-de-açúcar, despertando interesse de capitais estrangeiros (Conab, 2013). Além da produção de etanol, o interesse na queima do bagaço de cana-de-açúcar para co-geração de energia elétrica em pequenas unidades especializadas vem crescendo.

Devido às implicações econômicas, sociais e ambientais decorrentes desse crescimento, surge a demanda por parte dos gestores do agronegócio da cana-de-açúcar em monitorar continuamente o vigor vegetativo das lavouras, além de obter informações detalhadas sobre a distribuição espacial dessa atividade no Brasil (Ozdogan, 2010). Portanto, torna-se importante desenvolver ferramentas que possam prover informações relacionadas com o potencial produtivo ao longo da safra, permitindo prever possíveis impactos advindos de eventos climáticos sobre a produtividade esperada (Duveiller et al., 2013).

O sensoriamento remoto constitui meio rápido e eficiente na aquisição de informações sobre a superfície terrestre, tornando-se uma ferramenta valiosa para monitorar as condições da vegetação e produção de biomassa (Mantovani e Pereira, 1998). Em geral, para monitoramentos que visam estimar e prever a produtividade da safra em escala regional, são utilizados sensores com alta resolução temporal e baixa resolução espacial (Atzberger, 2013; Rembold et al., 2013), que permitem caracterizar os estágios fenológicos dos cultivos e detalhar a variação espectral da vegetação ao longo do tempo.

As variações sazonais da vegetação mostram relação direta com as variações nos padrões espectrais das imagens e nos valores dos índices de vegetação (Rosembach, 2010; Santana et al., 2010). Portanto, parâmetros biofísicos da vegetação podem ser analisados por meio de índices como o *Enhanced Vegetation Index* (EVI) (Huete et al., 1997), cujos potenciais têm sido aplicados na agricultura, permitindo identificar os estágios fenológicos dos cultivos (Xavier et al., 2007; Wardlow e Egbert, 2008; Ozdogan, 2010).

O EVI minimiza o efeito dos aerossóis atmosféricos, e permite melhorar o sinal de vegetação, reduzindo as influências da atmosfera e do solo, evidenciando as regiões com alta biomassa e proporcionando a estabilização perante variações atmosféricas temporais e espaciais (Huete et al., 1997).

O sensor Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) vem impulsionando estudos para a caracterização da vegetação ao longo do tempo, devido à sua alta resolução temporal, permitindo uma melhor descrição das variações sazonais da cobertura terrestre (Kang et al., 2003; Zhang et al., 2003). Estudos observaram a existência de correlação entre índices de vegetação provenientes do sensor MODIS e valores de evapotranspiração em mais de uma espécie vegetal, sendo que o EVI apresentou correlação maior que NDVI (Wang et al., 2007; Nagler et al., 2005).

As informações obtidas por meio do EVI podem ser utilizadas em modelos de estimativa de biomassa, produtividade e vigor vegetativo da cana-de-açúcar (Gonçalves et al., 2012). Métodos que relacionam a produtividade observada com estimativas baseadas em modelos agrometeorológicos espectrais já foram testados. Modelos confiáveis que incorporam valores de Índices de Área Foliar (IAF) para determinar produtividade da cana-de-açúcar, a partir de índices de vegetação obtidos de sensores remotos vêm sendo desenvolvidos (Picoli et al., 2009; Fernandes et al., 2011)

O presente trabalho tem como objetivo apresentar um modelo agrometeorológico espectral adaptado para estimar a produtividade da cana-de-açúcar durante a safra, a partir de uma série temporal de dados de EVI do sensor MODIS.

## **2. Material e Métodos**

### **2.1 Área de estudo**

A área de estudo compreende o estado de Goiás (GO), composto por 246 municípios, distribuídos em 5 mesorregiões. O Goiás ocupa uma área de 340.112 km<sup>2</sup> e apresenta densidade demográfica de 17,65 habitantes por km<sup>2</sup>. Em 2012, a área colhida de Cana-de-açúcar nesse estado foi de 732.870 hectares, sendo o terceiro maior produtor com 8% da produção nacional, equivalente a 58 milhões de toneladas (IBGE, 2013).

O clima da região é classificado como Aw (tropical estacional de savana) no sistema de Köppen, apresentando inverno seco e verão quente, com a temperatura do mês mais frio superior a 18 °C. Os índices médios de precipitação estão entre 1.000 e 1.500 mm, com período chuvoso de outubro a abril e período seco de maio a setembro, estando 80 % das chuvas concentradas entre dezembro e março (Keller Filho et al., 2005).

### **2.2 Distribuição espacial da cana-de-açúcar**

Os mapas de distribuição das áreas cultivadas com cana-de-açúcar no estado de Goiás (GO) entre 2000 e 2012 foram produzidos pela Gerência de Geotecnologias (GEOTE) da CONAB, no escopo do Projeto GeoSafras, de acordo com Rudorff (2010). Esse mapeamento prioriza áreas de produção industrial no entorno das usinas, tendo em vista que no Goiás mais de 80% da área colhida com cana-de-açúcar é própria das unidades de produção industrial, sendo menos de 20% obtida de fornecedores independentes (Conab, 2013).

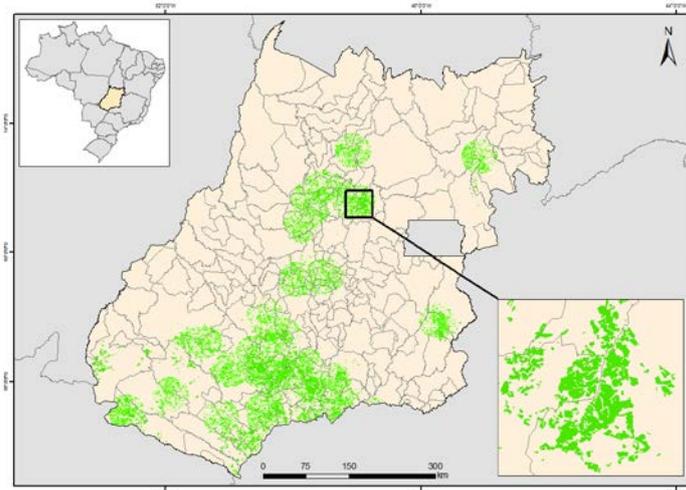


Figura 1: Distribuição espacial da cana-de-açúcar no estado de Goiás (GO) em 2012.

### 2.3 Processamento de dados obtidos por sensoriamento remoto

Tendo como base a existência de correlação direta entre os valores de EVI e as taxas de evapotranspiração, o presente trabalho utilizou valores de EVI das áreas de lavoura de cana-de-açúcar em substituição aos dados de evapotranspiração como entrada para o modelo de estimativa de produtividade proposto.

Foi utilizada uma série temporal com mais de 300 imagens de EVI organizadas em ordem crescente de data, referentes ao período entre fevereiro de 2000 e março de 2013. As imagens com dados de EVI foram obtidos a partir dos produtos MOD13Q1 do sensor MODIS. Essas imagens, disponibilizadas gratuitamente pela National Aeronautic Space Administration (NASA), são georreferenciadas, corrigidas, corrigidas dos efeitos atmosféricos, com resoluções espacial de 250 metros e temporal de 16 dias (Wolf et al., 2002).

Esses dados foram organizados para processamento em intervalos de um ano, de acordo com o período da safra, a fim de visualizar o comportamento espectral das áreas cultivadas com cana-de-açúcar ao longo de cada ano-safra. Os valores de EVI máximo e médio dentro das áreas de cana-de-açúcar mapeadas foram extraídos de cada imagem por meio de processamentos automatizados, gerando dados em formato de tabela organizados por município. Esses valores de EVI contidos nas tabelas foram utilizados como dado de entrada no modelo proposto para calcular os valores dos índices de área foliar (IAF), produtividade potencial (PM) e produtividade estimada inicial por município.

### 2.4 Modelo agrometeorológico espectral

O modelo tem por base a penalização da produtividade máxima estimada da cultura por meio de índices espectrais que são sensíveis a mudanças nos padrões vegetativos. Esses padrões vegetativos estão relacionados com as variações nos fatores clima e fenologia das plantas ao longo de cada ano-safra. O fator de penalização considerado é a relação entre os valores médios e máximos de EVI dentro das máscaras, em cada imagem.

A estimativa de produtividade foi gerada considerando o ciclo fenológico da cana-de-açúcar no estado de Goiás, de acordo com o calendário de colheita. Foram utilizados dados de

EVI (médio e máximo) referentes ao período de março a setembro para cada ano-safra, que representa o principal período de colheita da cana-de-açúcar na área de estudo (Conab, 2013).

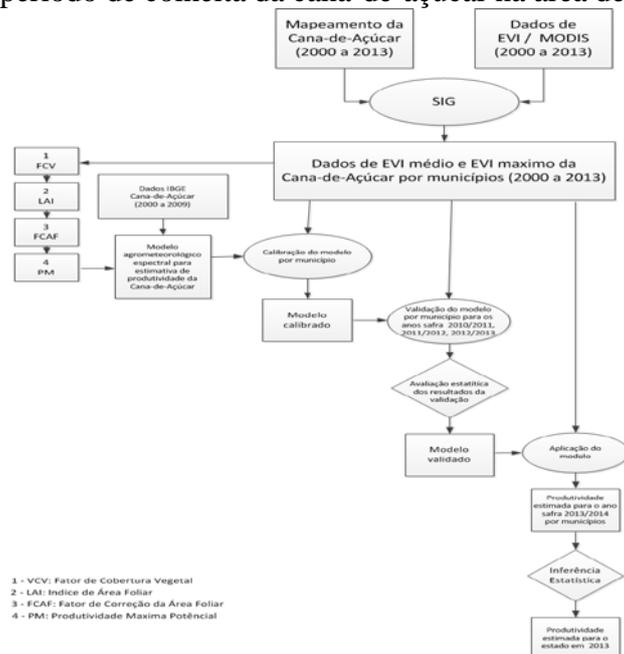


Figura 3: Fluxograma

O modelo apresentado foi adaptado a partir da equação proposta por Doorenbos e Kassam (1979), onde a produtividade estimada é calculada a partir dos valores de evapotranspiração real e evapotranspiração máxima. Esses valores de evapotranspiração real e máxima foram substituídos pelos valores de EVI médio e máximo, mantendo a penalização. Com essa adaptação, torna-se possível a utilização do modelo em áreas mais extensas e heterogêneas, pois as variações nos dados de EVI apresentam correlação com as variações na evapotranspiração da cana-de-açúcar.

### 2.4.1 Produtividade Estimada Inicial por município

O resultado inicial, referente à produtividade por município a cada ano safra é dado pela soma das produtividades parciais, obtidas utilizando como entrada os dados de EVI (médio e máximo), a cada 16 dias, ao longo do ano-safra. Para completar o ano-safra que ainda está em andamento, foram utilizados valores médios gerados a partir de dados existentes entre 2000 e 2012. O cálculo da produtividade estimada por município será descrito a seguir (Equações 1 a 5):

1) para obtenção do Fator de Compensação do Crescimento (FCC), os valores de EVI médio serviram como dado de entrada na equação proposta por Muñoz et al (2005), e adaptada para o modelo proposto, descrito como:

$$FCC = 0,9101 * EVI - 0,0857$$

2) a partir do FCC obtido foi possível estimar o Índice de Área Foliar (IAF) por meio da equação proposta por Norman et al (2003), onde:

$$IAF = -2 \ln(1 - FCC)$$

3) nessa etapa é obtido o Fator de Correção da Área Foliar (FCAF) por meio da seguinte equação (Doorenbos e Kassam, 1979; Berka et al., 2003):

$$FCAF = 0,515 - e^{-(0,667 - (0,515 * IAF))}$$

4) a partir desse ponto já se tem as variáveis necessárias para estimar a Produtividade Máxima ou Potencial (PM) que é dada pela equação (Rosa et al., 2010; Berka, et al., 2003):

$$PM = (FCAF * FR * PMB * RT * FPA)$$

Onde: FCC = Fator de Correção da Área Foliar; FR = Fator de Respiração da Cultura; PMB = Produção de Massa de Matéria Seca Bruta da cultura em 1 dia; FPA = Fator de

Produção Agrícola. RT = Resolução Temporal dos dados. O valor utilizado foi 16, pois é a resolução temporal dos dados de EVI utilizados.

5) Os resultados anteriores foram reunidos com as variáveis que compõem o modelo proposto para calcular a Produtividade Estimada (Pest):

$$Pest = PM * (1 - Ky * (1 - (EVI_{med} / EVI_{max})))$$

O fator de resposta à produtividade (Ky) relaciona o uso de água pela planta e sua produtividade, e representa em que proporção a redução na evapotranspiração reduz a produtividade estimada (Doorenbos e Kassam, 1979), e varia de acordo com fatores como tipo de solo, clima, nutrição, cultivar, estágio fenológico, entre outros (Steduto et al, 2009).

#### 2.4.2 Calibração do modelo por município

Os resultados de Produtividade Estimada Inicial por município, junto com os dados de produtividade do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) para os anos-safra de 2001/2002 a 2009/2010, foram utilizados para realizar a calibração do modelo apresentado.

A partir da calibração do modelo, foram gerados os seguintes coeficientes para cada município: a) inclinação; b) interseção; c) coeficiente de determinação (R<sup>2</sup>). O coeficiente de determinação (R<sup>2</sup>) gerado na calibração indica a qualidade no ajuste da regressão, variando de 0 a 1. Esse coeficiente mostra o quanto a variável explicativa (a produtividade estimada) explica a variável resposta (dados de referência). Nessa regressão linear, o coeficiente de determinação (R<sup>2</sup>) é calculado pelo quadrado do coeficiente de correlação, ou seja, quanto maior a correlação entre as variáveis, melhor o ajuste da regressão (Neter et al., 1996). Na calibração por município foram selecionados os dados com maior correlação para participar da validação e do cálculo da produtividade para o estado, excluindo os municípios nos quais o valor do coeficiente de determinação (R<sup>2</sup>) foi menor que 0,15.

Portanto, foram incluídos nas fases de calibração, validação e estimativa para o estado de Goiás, apenas os principais municípios produtores de cana-de-açúcar cujos dados de entrada para o modelo estavam disponíveis para todo o período entre 2001 e 2012, e cujo valor do coeficiente de determinação foi superior a 0,15.

#### 2.4.3 Validação dos resultados da calibração por município

A validação foi feita por município para os anos-safra de 2010/2011, 2011/2012 e 2012/2013, aplicando-se os coeficientes “inclinação” e “interseção”, gerados na calibração. Durante a validação foi feita a análise dos valores do coeficiente de determinação (R<sup>2</sup>), além da diferença entre os resultados gerados na calibração do modelo e os dados de referência, para os anos-safra de 2010/2011, 2011/2012 e 2012/2013.

#### 2.4.4 Estimativa para o estado

Após a validação dos resultados por município, foi feita a aplicação do modelo de estimativa de produtividade para o estado. Para cada município foi estimada sua produção, multiplicando a produtividade estimada por meio do modelo pela respectiva área colhida, obtida de dados do IBGE. O quociente da soma das produções pela soma das áreas dos municípios resulta na estimativa de produtividade para o estado, conforme a equação a seguir: Equação 6: Produtividade do estado, calculada a partir da produtividade inicial por município

$$Produtividade_{UF} = \frac{\sum_{i=1}^n (Pest_i * Área_i)}{\sum_{i=1}^n Área_i} = \frac{\sum_{i=1}^n Produção_i}{\sum_{i=1}^n Área_i}$$

Como os dados de EVI para 2013 ainda estão sendo produzidos, ao longo do ciclo da cultura, a estimativa de produtividade para 2013 utilizou dados de uma média histórica dos valores de EVI (2000 a 2013) para preencher os dados inexistentes (Hoogenboom, 2000). O presente modelo permite recalcular a Produtividade Estimada para 2013 a cada ciclo de 16 dias, pela incorporação de novos dados de EVI em substituição aos dados da média histórica,

até o fechamento do ano-safra. O resultado referente ao ano-safra é dado a partir da soma de todas as produtividades parciais obtidas ao longo do mesmo para cada município.

Os dados de referência utilizados para comparação com os resultados do modelo para o estado (tabela 3) foram obtidos do banco de dados do IBGE, sendo os dados dos anos-safra de 2010/2011, 2011/2012 obtidos a partir do Sistema IBGE de Recuperação Automática (SIDRA), enquanto os dados dos anos-safra de 2012/2013 e 2013/2014 foram obtidos a partir do Levantamento Sistemático da Produção Agrícola (LSPA).

### 3 Resultados e Discussão

#### 3.1 Calibração do Modelo

No total, 27 municípios participaram da calibração do modelo, correspondendo a cerca de 50% da área total colhida no Goiás em 2012. Dentre esses municípios, 8 foram selecionados para serem incluídos na validação e estimativa para o estado de Goiás. Esses 8 municípios representam mais que 20% da área colhida total no estado de Goiás em 2012. Esses municípios mostram-se bem distribuídos espacialmente, inseridos nas principais mesorregiões produtoras de cana-de-açúcar (centro goiano e sul goiano), o que os torna representativos para estimar a produtividade do estado.

A variabilidade nos dados de referência influencia os resultados das estimativas de produtividade feitas pelo modelo. Para alguns municípios nos quais os dados do IBGE não apresentam muita variabilidade, o valor do coeficiente “inclinação” foi próximo de zero, aproximando muito os resultados do modelo dos dados de referência. Quando os dados de referência mostram um comportamento pouco variável ao longo da série temporal para o período da calibração (2001/2002 a 2009/2010) e apresenta uma variação substancial no período da validação (2010/2011, 2011/2012, 2012/2013, 2013/2014), os resultados ficaram prejudicados, fazendo com que o modelo subestime ou superestime a produtividade (Figura 5).

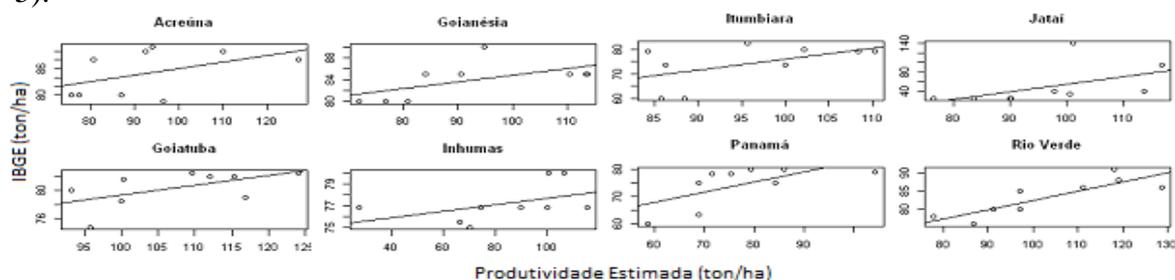


Figura 5: Equações geradas durante a Calibração do modelo por município

Isso ocorre porque o modelo é calibrado com uma produtividade de referência, obtida a partir de uma série histórica que segue uma certa tendência, e então é aplicado para prever a produtividade em uma data posterior, sendo incapaz de prever mudanças na tendência. Caso a tendência mude após o período de calibração, essa mudança não terá sido incorporada no modelo calibrando, o que pode gerar distorções nos resultados durante a validação. Portanto, quanto maior for a série de dados disponíveis para a calibração, maior será a consistência dos resultados gerados pelo modelo, pois o modelo poderá incorporar as variações nos dados de referência.

#### 3.2 Validação do Modelo Calibrado

A validação apresenta os resultados do modelo para estimar as produtividades por municípios para os anos-safra de 2010/2011, 2011/2012, 2012/2013 e 2013/2014, mostrando a diferença percentual entre esses resultados e os dados do IBGE para os respectivos anos-safra (tabela 1).

Tabela 1. Validação: produtividade estimada (ton/ha) e diferença percentual entre a estimativa do modelo e os dados do IBGE (2010/2011 a 2013/2014).

Município	Pest 2010/2011	Pest IBGE (2010)	Pest 2011/2012	Pest IBGE (2011)	Pest 2012/2013	Pest IBGE (2012)	Pest 2013/2014
Acreúna	87	-3,87%	88	6,07%	89	6,85%	88
Goianésia	86	0,47%	84	1,95%	86	4,47%	86
Goiatuba	82	-0,22%	80	-2,01%	81	-1,26%	81
Inhumas	78	-6,27%	78	-6,51%	78	-6,38%	78
Itumbiara	79	-5,09%	80	-10,78%	75	-15,68%	78
Jataí	68	-28,78%	56	-48,78%	54	-50,79%	65
Panamá	86	7,45%	80	-4,74%	83	-1,55%	80
Rio Verde	86	-10,25%	87	-9,76%	87	-9,84%	87

### 3.4 Estimativa para o estado

Os municípios incluídos na estimativa para o estado do Goiás apresentaram uma correlação maior que 15% entre os resultados da calibração e os dados de referência. A aplicação do modelo para estimar a produtividade do Goiás nos anos-safra de 2010/2011, 2011/2012 e 2012/2013 mostrou resultados próximos aos dados de referência (Tabela 2).

Tabela 2: Resultados para o estado de Goiás e comparação com dados do IBGE

Estado de Goiás	2010-2011	2011-2012	2012-2013	2013-2014
Produtividade Estimada (kg/ha)	80.036	78.610	77.819	79.608
Rendimento IBGE (kg/ha)	82.949	78.709	79.946	81.353
Diferença % (Estimativa / IBGE)	-3,51%	-0,13%	-2,66%	-2,14%

Para os anos-safra de 2010/2011, 2011/2012, 2012/2013 e 2013/2014 os resultados conseguiram prever a produtividade com uma precisão considerável, apresentando menos que 4% de diferença em relação aos dados de referência para o estado.

### 4 Conclusões

Os dados de EVI sensor MODIS organizados por município para cada ano safra mostraram-se adequados para serem utilizados como dado de entrada para o modelo agrometeorológico espectral proposto. Esses dados permitiram calcular o Índice de Área Foliar (IAF), a Produtividade Potencial (PM) e a Produtividade Estimada Inicial por município. A estimativa de produtividade gerada pelo modelo para o estado de Goiás se aproximou à dos dados de referência, que são os dados oficiais do IBGE, corroborando para a aplicabilidade do modelo.

O presente modelo pode auxiliar no planejamento do setor produtivo de cana-de-açúcar no Brasil, servindo como ferramenta para prover informações relacionadas com o potencial produtivo ao longo da safra. Dessa forma, é possível prever impactos de curto prazo sobre a produtividade esperada advindos de eventos climáticos, permitindo fazer ajustes no manejo da cana-de-açúcar durante a safra, e minimizando as perdas na produção.

### 5. Referências Bibliográficas

- Atzberger, C. Advances in remote sensing of agriculture: Context description, existing operational monitoring systems and major information needs. **Remote Sensing**, 5, 949-981. 2013
- Berka, L.M.S.; Rudorff, B.F.T.; Shimabukuro, Y.E. Soybean yield estimation by an agrometeorological model in a GIS. **Scientia Agricola**, v.60, p.433-440, 2003.
- CONAB – Companhia Nacional de Abastecimento. Perfil do setor do açúcar e do álcool no Brasil. Safra 2010/2011. Brasília, 2013.
- Doorenbos, J.; Kassam, A.H. Yield response to water. **FAO Irrigation and Drainage Paper** n. 33. FAO, Roma, 193p. 1979.
- Duveiller, G.; Lopez-Lozano, R.; Baruth, B. Enhanced Processing of 1-km Spatial Resolution fAPAR Time Series for Sugarcane Yield Forecasting and Monitoring. **Remote Sensing**, 5, 1091-1116. 2013

- Fernandes, J.L.; Rocha, J.V.; Lamparelli, R.A.C. Sugarcane yield estimates using time series analysis of spot vegetation images. **Scientia Agrícola**, 68. 2011.
- Gonçalves, R.R.V.; Zullo, J.; Romani, L.A.S.; Nascimento, C.R.; Trina, A.J.M. Analysis of NDVI time series using cross-correlation and forecasting methods for monitoring sugarcane fields in Brazil. **International Journal of Remote Sensing**, 33, 4653-4672. 2012
- Hoogenboom, G. Contribution of agrometeorology to the simulation of crop production and its applications. **Agricultural and Forest Meteorology**, Volume 103, Issues 1-2, p.137-157, 2000.
- Huete, A.; Liu, H.Q.; Batchily, K.; Van Leeuwen, W. A comparison of vegetation indices over a global set of TM images for EOS-MODIS. **Remote Sensing of Environment**, vol.59, p.440-451, 1997.
- IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística, Sistema IBGE de Recuperação Automática (SIDRA). Brasília, 2013. Disponível em: <<http://www.sidra.ibge.gov.br/>> Acesso em: 10 fevereiro de 2014.
- Kang S.; Running S.W.; Lim J.; Zhao M.; Park C.; Loehman R. A regional phenology model for detecting onset of greenness in temperate mixed forests, Korea: An application of MODIS leaf area index. **Remote Sensing of Environment**, 86:232– 242. 2003.
- Keller Filho, T.; Assad, E.D.; Lima, P.R.S.R. Regiões pluviométricas homogêneas no Brasil. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v.40, n.4, p.311-322, abr.2005.
- Nagler, P.L.; Cleverly, J.; Glenn, E.; Lampkin, D.; Huete, A.; Wan, Z. Predicting riparian evapotranspiration from MODIS vegetation indices and agrometeorological data. **Remote Sensing of Environment**, vol.94, p.17-34, 2005.
- Neter, J.; Kutner, M.H.; Nachtsheim, C.J.; Wasserman, W. **Applied Linear Statistical Models**, Boston, MA, McGraw-Hill, 1996.
- Norman, J.M.; Anderson, M.C.; Kustas, W.P.; French, A.N.; Mecikalski, J.; Torn, R.; Diak, G.R.; Achmugge, T.J. Remote Sensing of Evapotranspiration for Precision-Farming Applications. In: **International Geoscience and Remote Sensing Symposium**, 2003, Toulouse. Proceedings.Toulouse: Organizing Committee, p. 21-25.
- Ozdogan, M. The spatial distribution of crop types from MODIS data: temporal unmixing using independent component analysis. **Remote Sensing of Environment**, vol. 114, p.1190-1204, 2010.
- Picoli, M.C.A.; Rudorff, B.F.T.; Rizzi, R.; Giarolla, A. Índice de vegetação do sensor MODIS na estimativa da produtividade agrícola da cana-de-açúcar. **Bragantia**, 68, 789-795. 2009.
- Rembold, F.; Atzberger, C.; Rojas, O.; Savin, I. Using low resolution satellite imagery for field prediction and yield anomaly detection. **Remote Sensing**, 5, 1704-1733. 2013.
- Rosa, V.G.C.; Moreira, M.A.; Rudorff, B.F.T.; Adami, M. Estimativa de produtividade de café com base em um modelo agrometeorológico-espectral. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, vol.45, n.12, p.1478-1488, Brasília, 2010.
- Rosembach, R.; Ferreira, N. J.; Shimabukuro, Y. E.; Conforte, J. C. Análise da dinâmica da cobertura vegetal na região sul do Brasil a partir de dados MODIS/Terra. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 62, p. 401-416, 2010.
- Rudorff, B.F.T.; De Aguiar, D.A.; Da 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**, 2, 1057-1076. 2010.
- Santana, O.A.; Carvalho Junior, Pimentel, C.M.M.; Gomes, R.A.T.; Oliveira, S.N.; Modelagem de espectros temporais NDVI-MODIS, no período de 2000 a 2008, na bacia do Rio Paracatu, Brasil. **Revista Brasileira de Geofísica**, vol. 28, p.47-60, 2010.
- Steduto, P.; Hsiao, T.C.; Raes, D.; Fereres, E. AquaCrop-The FAO Crop Model to Simulate Yield Response to Water: I. Concepts and Underlying Principles. **Agronomy Journal**, vol.101 N°3, p.426-247, 2009.
- Vieira Filho, J.E.R.; Gasques, J.G.; Sousa, A.G. Agricultura e crescimento: cenários e projeções. **Textos para Discussão**, n. 1642. Brasília, IPEA, 38p. 2011.
- Wang, K.; Wang, P.; Li, Z.; Sparrow, M. A simple method to estimate actual evapotranspiration from combination of net radiation, vegetation index, and temperature. **Journal of Geophysical Research: Atmosphere**, vol.112, D15, 2007.
- Wardlow, B.D.; Egbert, S.L. Large-area crop mapping using time-series MODIS 250m NDVI data: an assessment for the US Central Great Plains. **Remote Sensing of Environment**, vol. 112, p.1096-1116, 2008.
- Xavier, A.C.; Rudorff, B.F.T.; Shimabukuro, Y.E.; Berka, L.M.,S; Moreira, M.A. Multi-temporal analysis of MODIS data to classify sugarcane crop. **International Journal of Remote Sensing**, vol.27, p.755-768, 2007.
- Zhang X., Friedl M.A.; Strahler A.H.; Hodges J.C.F.; Gao F.; Reed, B.C.; Huete A. Monitoring vegetation phenology using MODIS. **Remote Sensing of Environment**, 84:471-475. 2003.