

SENSORIAMENTO REMOTO APLICADO A MODELAGEM DE PRODUTIVIDADE DA CULTURA DA CANA-DE-AÇÚCAR

VICTOR COSTA LEDA¹, ALINE KURAMOTO GOLÇALVES², NATALIA DA SILVA LIMA³

¹ Departamento de Solos e Recursos Ambientais, Universidade Paulista “Júlio de Mesquita Filho” – Unesp, Fazenda Experimental Lageado, Avenida Universitária, nº 3780, Altos do Paraíso, CEP 18610-034, Botucatu, São Paulo, Brasil, victorleda@gmail.com.

² Departamento de Solos e Recursos Ambientais, Universidade Paulista “Júlio de Mesquita Filho” – Unesp, Fazenda Experimental Lageado, Avenida Universitária, nº 3780, Altos do Paraíso, CEP 18610-034, Botucatu, São Paulo, Brasil, aline587@gmail.com.

³ Departamento de Solos e Recursos Ambientais, Universidade Paulista “Júlio de Mesquita Filho” – Unesp, Fazenda Experimental Lageado, Avenida Universitária, nº 3780, Altos do Paraíso, CEP 18610-034, Botucatu, São Paulo, Brasil, nataliadslima@gmail.com.

RESUMO: O trabalho objetivou modelar as correlações de produtividade da cana-de-açúcar com índices de vegetação obtidos por meio de análise de imagens orbitais. Para análise, foram elaborados modelos matemáticos que expliquem a produtividade da cana-de-açúcar por meio das técnicas de geoprocessamento e sensoriamento remoto. O experimento foi realizado na área de produção comercial da Agrícola Rio Claro, parceira do grupo Zilor, que está localizada nos municípios de Lençóis Paulista e Pratânia, SP. A área ocupa aproximadamente 6000 ha, com altimetrias variando entre 600 e 700 m. Foi constatado que as modelagens foram satisfatórias, variando o coeficiente de determinação entre 0,15 a 0,97, sendo que, em períodos de colheita com elevados coeficientes de determinação, podem geralmente ser encontradas áreas de forma aglomerada, o que sugere uma menor incidência de variáveis. Enquanto áreas que apresentaram coeficientes de determinação baixos, podem ser explicadas devido a fatores como, dispersão dos talhões na área, classes de solo, precipitação e variedades da cultura, provavelmente distintos.

Palavras-chaves: índices de vegetação, Landsat 8, regressão linear múltipla.

REMOTE SENSING FOR THE SUGARCANE PRODUCTIVITY MODELING

ABSTRACT: The aim of this study was to model the sugarcane productivity correlations with vegetation indexes obtained through orbital image analysis. From the analysis was elaborated mathematical models to explain sugarcane productivity through geoprocessing and remote sensing techniques. The experiment was carried out in the commercial production area of Agrícola Rio Claro, a partner of the Zilor group, located in the municipalities of Lençóis Paulista and Pratânia, SP, with approximately 6,000 hectares, with altimetry varying between 600 and 700 meters. It was verified that the modeling was satisfactory, varying the coefficient of determination between 0,15 and 0,97. Once in periods with high determination coefficients, areas of agglomerated form can usually be found, which suggests a lower incidence of variables. While, in periods with low determination coefficients, can be explain due to listed factors that occurred as dispersion of the stands in the area, classes of soil, precipitation and probably different varieties of the crop.

Keywords: vegetation index, landsat8, multiple linear regression.

1 INTRODUÇÃO

O Brasil apresenta condições climáticas e geográficas privilegiadas para as práticas agrícolas. Dessa forma, a agricultura sempre foi um dos setores de grande

importância para a economia, com enfoque na cana-de-açúcar, que é de fundamental valor para o agronegócio brasileiro, permitindo a produção de açúcar, energia e etanol (GOLDEMBERG, 2008).

A alta demanda por energias renováveis, quando comparada à demanda por combustíveis fósseis, trouxe a cana-de-açúcar como destaque, inaugurando uma nova fase para o setor sucroalcooleiro. O Brasil é o maior produtor mundial de cana-de-açúcar, além de destacar-se como maior produtor e exportador de açúcar e etanol provenientes dessa cultura, tendo a região Centro-Sul como principal produtora (CONAB, 2018).

Em função de seu ciclo perene, a cana-de-açúcar sofre influência de variações climáticas durante todo o ano. Para conseguir o máximo crescimento vegetativo e elevada produção de sacarose, a cultura necessita de condições de temperatura e umidade adequadas, e de um período com restrição hídrica ou térmica para auxiliar o acúmulo de açúcares na época da colheita. As melhores condições de produção acontecem quando a cana-de-açúcar passa por um período de intensa radiação solar, com condições favoráveis de umidade e temperatura na fase de crescimento vegetativo, seguido por um período seco próximo às fases de maturação (ALFONSI et al., 1987).

O desempenho da produção canavieira está correlacionado aos elementos de produtividade. Para se obter sucesso, qualidade e alta produtividade é preciso que haja adequada relação entre fatores como: solo, clima, variedade da cana, plantas invasoras, doenças, pragas e nutrientes. Sabe-se que a estimativa de produção é um dos dados mais importantes para o planejamento do setor, e que o monitoramento das áreas agrícolas e as estimativas de produção e produtividade realizadas com o uso de geotecnologias e sensoriamento remoto tendem a colaborar expressivamente para se alcançar métodos de baixo custo e eficazes.

O surgimento e a ampliação das geotecnologias na área de sensoriamento remoto, mais especificamente no uso de sensores orbitais, têm contribuído para o desenvolvimento de metodologias inovadoras no mapeamento de áreas ambientais, agrícolas e urbanas. Observa-se que uma das principais

aplicações dos dados de sensoriamento remoto tem sido, historicamente, o mapeamento das áreas agrícolas. O mapeamento é um método essencial na estimativa da produtividade agrícola, em avaliações da biodiversidade, em estudos ambientais, no apoio às decisões de ações sociais, políticas e econômicas e na previsão de safras. Sabe-se que as imagens de sensoriamento remoto têm peculiaridades favoráveis no monitoramento da cultura da cana-de-açúcar, pois a vegetação possui comportamento espectral que permite detectar variações por meio das imagens do satélite Landsat-8/OLI, que recobre sistematicamente o território brasileiro a cada 16 dias.

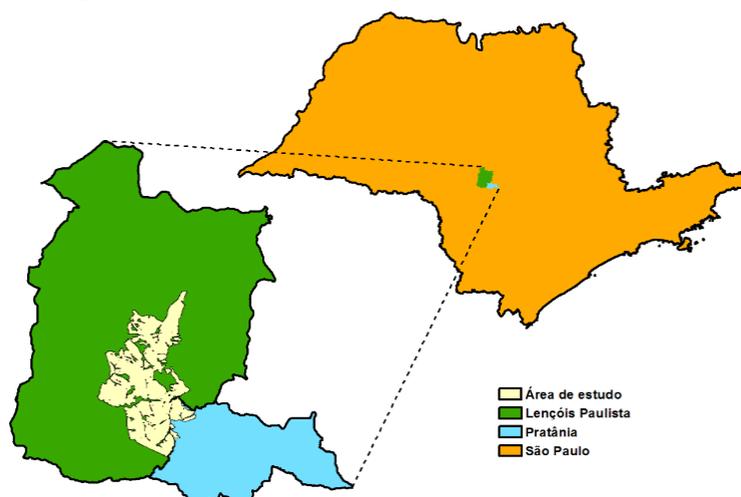
Esse mapeamento se dá com o uso de índices espectrais de vegetação ou simplesmente índices de vegetação, os quais são largamente aplicados no monitoramento da cobertura vegetal em escalas globais ou locais. Tais índices são arranjos de dados espectrais de várias bandas, selecionadas com o objetivo de condensar e refinar a relação desses dados com os parâmetros biofísicos de produção e produtividade.

O objetivo do presente estudo é estimar a produtividade de cana-de-açúcar por meio de índices de vegetação, produzidos por intermédio de imagens gratuitas do satélite Landsat 8.

2 MATERIAL E MÉTODOS

2.1 Caracterização da área

A área de estudo pertence aos municípios de Lençóis Paulista e Pratânia, no estado de São Paulo, e está localizada dentro do setor operacional da Agrícola Rio Claro, que é parceira na produção de cana-de-açúcar vinculada à unidade Usina Barra Grande pertencente ao grupo Zilor. Situa-se entre as coordenadas planas, relativas ao fuso 22, de latitude 22° 38' 33.14" S a 22° 48' 47.20" S e longitudes de 48° 45' 0.46"W a 48° 52' 10.96" W de Gr., com altitudes variando entre 600 e 700 m. Tem uma área total de 5.922,34 hectares (Figura 1).

Figura 1. Localização da área de estudo

2.2 Imagens de satélite

Foram utilizadas imagens multiespectrais do Sensor Operational Land Imager – OLI, embarcado no satélite Landsat 8/OLI com resolução espacial de 30 metros. A aquisição das imagens foi realizada de forma

gratuita por meio do portal Earth Explorer, no endereço eletrônico <http://earthexplorer.usgs.gov>.

As imagens referentes à área de estudo estão referenciadas na órbita 221 e ponto 076, relacionadas com as datas de passagem (Tabela 1).

Tabela 1. Datas de passagem das imagens do satélite LANDSAT 8/OLI que foram utilizadas no trabalho

Data de passagem	Sensor/Satélite	Bandas (OLI)
11/11/2013		
04/12/2013		
30/01/2014		
06/02/2014		
10/03/2014		
11/04/2014		
27/04/2014		
14/06/2014	OLI/LANSAT-8	2, 4 e 5
16/07/2014		
01/08/2014		
02/09/2014		
11/09/2014		
18/09/2014		
04/10/2014		
29/10/2014		
16/12/2014		

2.3 Métodos

O desenvolvimento do trabalho se deu pela aquisição da base de dados, na forma de

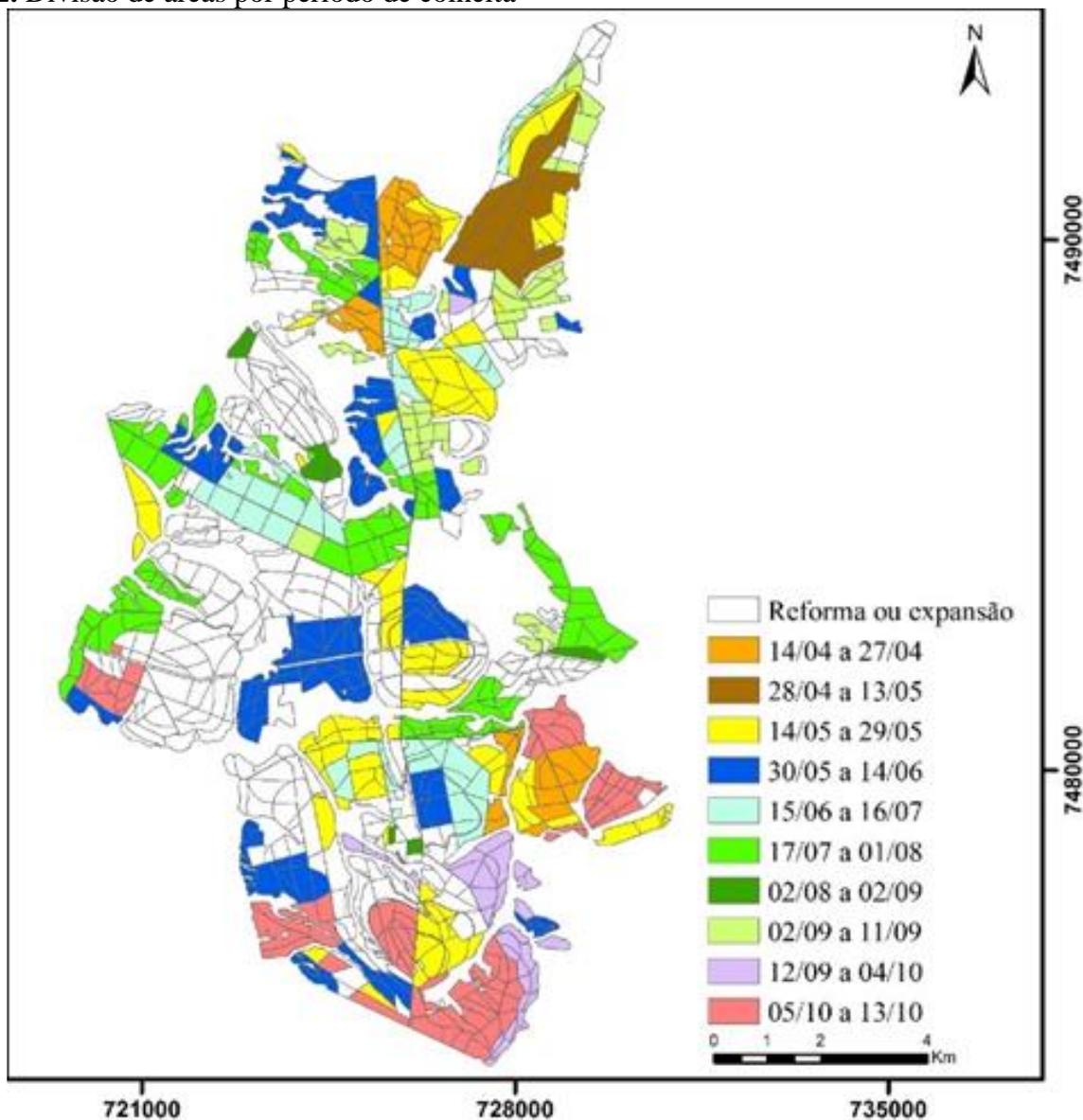
planilhas, correspondentes à produtividade para a safra de 2014 dos talhões da cana-de-açúcar e foram fornecidas pela Agrícola Rio

Claro, parceiro do grupo Zilor, unidade Usina da Barra Grande.

Compreende-se como área de estudo o total de 5922,34 ha, o qual é subdividido em talhões, como está demonstrado na Figura 2.

Além disso, a legenda descreve a divisão das áreas por período de colheita, que foi definido pela disponibilidade de imagens, sendo estas usadas para a análise e posterior modelagem.

Figura 2. Divisão de áreas por período de colheita



Foi realizada a correlação linear de Pearson entre os valores de produtividade e os valores dos índices de vegetação pixel a pixel em cenas obtidas dos seis meses anteriores à colheita.

Como a correlação é uma relação entre duas variáveis medidas em um certo número de indivíduos, foram inseridos dados em um diagrama de dispersão com eixos cartesianos e os pontos deverão alinhar-se em uma reta. Com isso, é dito que possuem relação linear e

é possível a produção de uma equação linear, o que é apropriado para a análise de correlação entre duas variáveis, estimando-se uma variável em relação a outra (LANDIM, 1998).

Para a obtenção do modelo matemático que descreveu a produtividade da cana-de-açúcar foi utilizado o método de regressão linear múltipla.

Foi utilizado modelo proposto por Montgomery et al. (2001), onde a regressão

linear múltipla é representada, com n variáveis, pela Equação 1.

$$Y = \beta_0 + \beta_1\chi_1 + \beta_2\chi_2 + \dots + \beta_n\chi_n \quad (1)$$

Onde: β_0 é chamado de coeficiente de intercepto, que corresponde à média de Y quando as outras variáveis são iguais a zero, e os coeficientes β_1 até β_n são os coeficientes de regressão parciais.

Deve-se levar em conta que, segundo Landim (2011), embora a regressão múltipla seja multivariada, no sentido de que mais de uma variável é medida simultaneamente em cada observação, trata-se de uma técnica univariada, pois o enfoque é a dispersão da variável dependente Y.

Então, a proporção de variância de Y explicada pela equação de regressão linear múltipla é representada pelo coeficiente de determinação R^2 (Equação 2).

$$R^2 = \frac{\text{variância de Y explicada pela análise de regressão}}{\text{variância total}} \quad (2)$$

Sendo que os valores de R^2 apresentam-se no intervalo de 0 até 1, fornecendo uma medida dimensional de quantidade do ajuste do modelo aos dados. Deve-se verificar se o coeficiente de determinação R^2 for próximo de 1, mostrando que as variáveis medidas são responsáveis quase que plenamente pela variabilidade de Y (LANDIM, 1998).

Para a produção das equações de regressão, foram utilizados os valores dos índices de vegetação NDVI, EVI e MSAVI2 que apresentarem maiores correlações com a produtividade.

Definido por Rouse et al. (1974), o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (Normalized Difference Vegetation Index – NDVI) é um dos índices mais antigos e conhecidos. Em sua constituição, utiliza-se a diferença normalizada das regiões de alta absorção e reflectância da clorofila, tornando-o robusto em uma grande variedade de condições. Este índice é resultante da razão entre a combinação

das bandas da região do vermelho (v) e do infravermelho próximo (ivp), representado pela Equação 3:

$$NDVI = \frac{(\rho_{ivp} - \rho_v)}{(\rho_{ivp} + \rho_v)} \quad (3)$$

Onde: ρ_{ivp} é a reflectância da faixa de infravermelho próximo (0,85 a 0,88 μm); ρ_v é a reflectância na faixa do vermelho (0,64 a 0,67 μm).

Com o aumento da cobertura vegetal, a reflectância na região do vermelho tende a diminuir, enquanto no infravermelho próximo tende a aumentar, devido às propriedades espectrais contrastantes de vegetação, solo e sombras (ROUSE et al., 1974).

Valores negativos resultantes deste índice representam nuvens, valores próximos de zero representam solo nu ou sem vegetação, e valores maiores que zero demonstram presença de vegetação. Quanto maiores os valores deste índice, mais densa é a vegetação, ou a vegetação está em pleno vigor de crescimento (LIU, 2006).

Ponzoni e Shimabukuro (2007) citaram o Índice de Vegetação Melhorado (Enhanced Vegetation Index – EVI) como um índice desenvolvido para aprimorar a resposta da vegetação, propiciando melhoras na sensibilidade de detecção de biomassa, reduzindo a influência do solo e da atmosfera, como visto na Equação 4:

$$EVI = G \left(\frac{\rho_{ivp} - \rho_v}{\rho_{ivp} + (C1\rho_v) - (C2\rho_{Azul}) + L} \right) \quad (4)$$

Onde: ρ_{Azul} é o fator de reflectância na banda do azul; C1 e C2 são coeficientes de ajuste para efeito de aerossóis da atmosfera para as bandas do vermelho e azul, sendo respectivamente 6 e 7,5; L é o fator de ajuste do solo, considerado 1 e G é o fator de ganho, utilizado como 2,5. Todos esses valores são definidos pelo autor para a melhor performance da equação.

Outro índice de relativa importância é o Índice de Vegetação Ajustado ao Solo (Soil Adjusted Vegetation Index – SAVI), proposto por Huete (1988), que foi adaptado do NDVI

para minimizar efeitos do solo, incorporando uma constante para este ajuste, que é calculado pela Equação 2:

$$SAVI = \frac{(1+L_s)(\rho_{ivp}-\rho_v)}{(L_s+\rho_{ivp}+\rho_v)} \quad (5)$$

Onde: L_s é a constante de ajuste, que pode variar de 0 a 1, segundo a cobertura de solo presente na área. Ponzoni e Shimabukuro (2010) descrevem valores ótimos como 1 para baixas densidades de vegetação, 0,5 para densidades médias de vegetação e 0 para áreas altamente vegetadas.

Diversas modificações na formulação ocorreram com este índice, como descrito por Qi et al. (1994), para que os ruídos e interferências do solo fossem melhor descritos, até que se chegou ao Índice de Vegetação Ajustado ao Solo Modificado 2 (Modified Soil Adjusted Vegetation Index 2 – MSAVI2), que é formulado pela Equação 3:

$$MSAVI2 = \frac{2\rho_{ivp}+1-\sqrt{(2\rho_{ivp}+1)^2-8(\rho_{ivp}-\rho_v)}}{2} \quad (6)$$

A cana-de-açúcar apresenta altos valores de índices de vegetação no período de crescimento, entretanto esses valores decaem quando a cultura se aproxima do período de senescência. Rudorff (1985) descreveu que a partir dos dados obtidos pelo satélite Landsat, fatores como produtividade em cana-de-açúcar podem ser expressados por meio de índices de vegetação.

3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Com os dados provenientes dos períodos de colheitas, foi calculada a regressão linear múltipla de cada cena analisada, produzindo-se as equações de produtividade demonstradas na Tabela 2.

Constata-se, também na Tabela 2, que as equações possuem valores de F de significação diferentes entre si, e esse valor demonstra a confiabilidade das equações. Quando os valores de F de significação forem menores que 0,05 permite-se concluir que a regressão linear existe e é viável.

Tabela 2. Equações de produtividade produzidas por meio de regressão linear múltipla

Período	Equações de produtividade (t/ha)	F de signif.	R ²
14/04 a 27/04	Produtividade = 408,3 - 1055 EVI + 1470 MSAVI2 - 570 NDVI	0,009*	0,97
28/04 a 13/05	Produtividade = 382 - 1150 EVI + 2198 MSAVI2 - 931 NDVI	0,001*	0,84
14/05 a 29/05	Produtividade = 83,9 - 315 EVI + 405 MSAVI2 + 6 NDVI	0,008*	0,30
30/05 a 14/06	Produtividade = 67,5 - 135 EVI + 197 MSAVI2 + 2 NDVI	0,239	0,15
15/06 a 16/07	Produtividade = -57 + 450 EVI - 408 MSAVI2 + 97 NDVI	0,121	0,27
17/07 a 01/08	Produtividade = -233 + 115 EVI - 26 MSAVI2 + 337 NDVI	0,001*	0,69
02/08 a 02/09	Produtividade = -1115 + 3459 EVI - 6303 MSAVI2 + 3046 NDVI	0,523	0,82
02/09 a 11/09	Produtividade = -21 - 236 EVI + 22 MSAVI2 + 329 NDVI	0,323	0,55
12/09 a 04/10	Produtividade = 344,6 - 4254 EVI + 6264 MSAVI2 - 897 NDVI	0,040*	0,97
05/10 a 13/10	Produtividade = -125 - 101 EVI - 40 MSAVI2 + 388 NDVI	0,026*	0,67

Picoli et al. (2009) estimaram a produtividade de cana-de-açúcar por meio de NDVI, todavia utilizando o sensor MODIS, e alcançaram coeficientes de correlação entre 0,25 a 0,31. Utilizando o satélite Landsat 7/ETM+, Machado (2003), empregando bandas para a estimativa da biomassa de cana-de-açúcar, alcançou coeficientes de determinação de 0,11 a 0,52, utilizando métodos lineares, corroborando os resultados obtidos no estudo.

Notou-se que, nos dois períodos que demonstraram valores altos do coeficiente de determinação R^2 (0,97), 14/04 a 27/04 e 12/09 a 04/10, os talhões colhidos apresentaram-se aglomerados. O segundo melhor ajuste de modelo, do período de 28/04 a 13/05, com R^2 de 0,84, também ocorreram em locais com talhões coesos e aglomerados. Muito provavelmente, as menores variações físicas e ambientais contribuíram para uma maior homogeneidade dos índices avaliados. Em pequenas áreas, é razoável supor que ocorra apenas uma classe de solo e, conseqüentemente, retenção de água no terreno permanece praticamente com pouca variação. Levando-se em conta a precipitação, o mesmo também deve ocorrer, maior homogeneidade da entrada de água no sistema. Outra justificativa para a maior significância é que se supõe que nesses talhões foram implantadas a mesma variedade.

Como o concluído por Oliveira (2015), verificou-se resultados promissores na

modelagem, utilizando-se variáveis espectrais, para a estimativa da produtividade agrícola em áreas com cana-de-açúcar, no entanto, as compatibilizações da resolução espacial das medidas de produção com a resolução espacial dos índices de vegetação podem proporcionar resultados mais precisos. Dessa forma, para a modelagem, torna-se necessário o uso de médias dos índices de vegetação dentro dos talhões, reduzindo-se a precisão das variáveis, reduzindo-se também a precisão da estimativa de produtividade.

4 CONCLUSÕES

- ✓ Áreas com amostras mais adensadas apresentaram maior significância entre os índices de vegetação e a produtividade;
- ✓ Períodos onde a produtividade foi melhor explicada por meio dos modelos matemáticos foram entre 14/04 a 27/04 e 12/09 a 04/10.
- ✓ NDVI, MSAVI2 e EVI mostram-se promissores na explicação da produtividade agrícola.

5 AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem ao Programa de Pós-Graduação em Agronomia: Energia na Agricultura (UNESP/FCA) e à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES).

6 REFERÊNCIAS

- ALFONSI, R. R.; PEDRO JUNIOR, M. J., BRUNINI, O.; BARBIERI, V. Condições climáticas para cana-de-açúcar. In: PARANHOS, S. B. **Cana-de-açúcar: Cultivo e utilização**. Campinas, v. 1, p. 42-55. Fundação Cargill, 1987.
- COMPANHIA NACIONAL DE ABASTECIMENTO (CONAB). **Séries históricas**. Brasília. 2018. Disponível em: <http://www.conab.gov.br/conteudos.php?a=1252&t=2&Pagina_objcmsconteudos=2#A_objcmsconteudos>. Acesso em: 01 mai 2019.
- GOLDEMBERG, J.; COELHO, S. T.; GUARDABASSI, P. The sustainability of ethanol production from sugarcane. **Energy Policy**, Amsterdam. v.36, p. 2086-2097, 2008.
- HUETE, A. R.. A soil-adjusted vegetation index. **Remote Sensing of Environment.**, New York, v. 25, p. 295-309. Elsevier Science Publishing Co, 1988.

LANDIM, P. M. B. **Análise estatística de dados geológicos multivariados**. São Paulo: Oficina de Textos, 2011.

LANDIM, P. M. B. **Análise estatística de dados geológicos**. São Paulo: Fundação Editora da Unesp, 1998.

LIU, W. T. H. **Aplicações de sensoriamento remoto**. Campo Grande: UNIDERP. 1. ed., 2006.

MACHADO, H.M. **Determinação da biomassa de cana-de-açúcar considerando a variação espacial de dados espectrais do satélite Landsat 7 - ETM+**. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola) - Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Agrícola, Campinas, 2003.

MONTGOMERY, D. C.; VINING, G. C.; PECK, E. A. **Introduction to linear regression analysis**. New York: J. Wiley, 3. ed. 2001.

OLIVEIRA, G. S. **Produtividade de biomassa de cana-de-açúcar em função dos índices de vegetação utilizando técnicas de sensoriamento remoto**. 80 f. Dissertação (Mestrado em agronomia – Ciência do solo, Universidade Estadual Paulista, Jaboticabal, 2015.

PONZONI, F. J., SHIMABUKURO, Y. E. **Sensoriamento Remoto no Estudo da Vegetação**. São José dos Campos: A. Silva Vieira. 1 ed., 127p., 2007.

PONZONI, F. J.; SHIMABUKURO, Y. E. **Sensoriamento remoto no estudo da vegetação**. São José dos Campos: Parêntese. 2 ed., 127p., 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. **Revista Bragantia**, Campinas, v. 68, n. 3, p. 789-795, 2009.

QI, J.; CHEHBOUNI A.; HUETE A.R.; KERR, Y.H.; SOROOSHIAN S. A. **Modified Soil Adjusted Vegetation Index**. Nova Iorque, 1994. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/0034425794901341>>. Acesso em: 06 out. 2019.

ROUSE, J. W., HASS, R. H., SCHELL, J. A., DEERING, D. W., HARLAN, J. C. **Monitoring the vernal advancements and retrogradation of natural vegetation**. Greenbelt NASA/GSFC. p. 1-137, 1974.

RUDORFF, B. F. T. **Dados LANDSAT na estimativa da produtividade agrícola da cana-de-açúcar**. 114 f. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto e Aplicações) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 1985.