

PREDIÇÃO DA PRODUTIVIDADE DE MILHO IRRIGADO COM AUXÍLIO DE IMAGENS DE SATÉLITE

Natalia de Oliveira Bertolin¹, Roberto Filgueiras²,
Luan Peroni Venancio², Everardo Chartuni Mantovani³

RESUMO

O milho (*Zea mays* L.) é uma das principais culturas do Brasil, o que faz da estimativa de produtividade dessa cultura uma necessidade. Os procedimentos convencionais de previsão de safra são realizados por meio de amostragens em campo, que por vezes se mostram onerosas, pouco precisas e exigentes em mão-de-obra, fazendo com que se busque técnicas alternativas a essa. Nesse sentido tem-se o sensoriamento remoto, o qual apresenta potencial para diversos usos no meio agrícola. Dessa forma, o objetivo deste trabalho foi modelar uma equação empírica, utilizando a relação de índices de vegetação (IV), obtidos via sensoriamento remoto, com a produtividade do milho e ser capaz de prever a produtividade das safras seguintes. Para essa análise testou-se os seguintes IV: NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*), NDWI (*Normalized Difference Water Index*), SAVI (*Soil Adjusted Vegetation Index*) e o GVI (*Green Vegetation Index*). As imagens utilizadas foram do satélite Landsat-8 para as safras 2013, 2014 e 2015, e com o intuito de validação do modelo de regressão linear adotado, a equação gerada foi testada para a safra de 2016. O NDVI foi único IV a apresentar boa correlação com a produtividade. O valor do coeficiente de determinação (R^2) para o NDVI, foi 0,81, demonstrando sua potencialidade para estimar a produtividade, para a cultura do milho. A produtividade estimada, com base no NDVI, apresentou uma subestimativa média de 11,95 sacas/hectare, subestimando o valor da produtividade observada em 6,32%. Essa diferença percentual foi considerada satisfatória em se tratando de estimativa de produtividade.

Palavras-chave: sensoriamento remoto; índices de vegetação; NDVI; Landsat 8.

PREDICTION OF THE PRODUCTIVITY OF CORN IRRIGATED WITH AID OF SATELLITE IMAGES

ABSTRACT

Corn (*Zea mays* L.) is one of the main crops in Brazil, it is occupying the second place in planted area and volume of production, it makes the estimate of productivity of this crop, as well of other crops, a necessity in order to measure transport and storage of agricultural crops at farm level and at national level. The usually harvest forecasting procedures are making by field sampling,

¹ Agrônoma, UFV, e-mail: nataliaobertolin@gmail.com

² Doutorando em Engenharia Agrícola, UFV, e-mail: betofilgueiras@gmail.com; lpagronomo1990@gmail.com

³ Professor Doutor de Engenharia Agrícola, UFV, e-mail: everardo@ufv.br

which is sometimes expensive, inaccurate and labor-intensive, what makes alternative techniques a good option. In this sense remote sensing have been showing techniques with potential for use in agriculture. Thus, the objective of this work was to estimate corn productivity under central pivot irrigation using remote sensing techniques associated with vegetation indices (VI). Images from Landsat-8 of 2013, 2014 and 2015 harvests were used to make the validation of the linear regression model useful and confiable for the 2016 harvest. For the four VI analyzed (NDVI - Index of Vegetation by Normalized Difference, NDWI - Water Index, SAVI - Index of Vegetation Adjusted to Soil and GVI - Index of Green Vegetation), NDVI was only VI to show good correlation with productivity. The coefficient of determination (R^2) for NDVI was 0.81, demonstrating its potential to estimate productivity. Thus, the productivity for the 2016 crop was calculated through the NDVI. The estimated productivity showed an average negative difference of 11.95 bu/hectare, underestimating the productivity value observed at 6.32%. This percentage difference was considered satisfactory when it comes to productivity estimation.

Keywords: remote sensing; vegetation indices; NDVI; Landsat 8.

INTRODUÇÃO

O milho (*Zea mays* L.) é uma das principais culturas do Brasil, sendo cultivada em todas as Regiões do País. Dessa forma, estipular parâmetros de produção, anterior a colheita, permite que sejam tomadas decisões prévias com maior possibilidade de acertos tanto no que se refere à gestão territorial, quanto no que se relaciona a administração de empresas rurais (MELO et al., 2008; RODRIGUES et al., 2005). Logo, a estimativa de produtividade se faz necessária para que o suprimento da demanda nacional e a capacidade de transporte e armazenamento dos produtos agrícolas não sejam comprometidos, além de possibilitar a comercialização de safras anterior à colheita e a predição dos preços no mercado nacional e internacional.

No Brasil, as estimativas oficiais de produtividades são realizadas pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística-IBGE (ROSA et al., 2010) e Companhia Nacional de Abastecimento-CONAB. Para a consecução desses serviços, os órgãos oficiais utilizam métodos que envolvem modelos estatísticos, pacotes tecnológicos modais das principais culturas em diversos locais de produção, acompanhamentos agrometeorológicos, pesquisa subjetiva de campo como entrevistas com produtores, informações de vendas de insumos agrícolas

e as análises de safras anteriores (CONAB, 2016). Essa estatística de produção está sujeita a dados de entrada incorretos, pois não se tem como inferir o erro embutido de uma entrevista com um produtor, por exemplo (MELO et al., 2008; RIZZI et al., 2007).

Em nível de propriedade rural, os procedimentos convencionais de previsão de safra são realizados por meio de amostragens em campo (RODRIGUES et al., 2005), que por vezes se mostram onerosas e lentas, além de demandarem mão-de-obra. Outro ponto é que geralmente as amostragens de campo são realizadas nos dias da colheita, não possibilitando a antecipação de ações que visem o planejamento administrativo para as propriedades.

Com o surgimento do sensoriamento remoto, iniciou-se o uso de diversas técnicas e metodologias capazes de perceber as mudanças e variações na cobertura da superfície, por meio de informações adquiridas por sensores orbitais. Tais resultados têm se mostrado altamente eficientes para estudos relacionados à dinâmica da vegetação (RAMOS, 2013).

Por meio de técnicas de sensoriamento remoto, as quais apresentam um elevado potencial para ser utilizado no meio agrícola, é possível, através da radiação refletida que é coletada pelos sistemas sensores adquirir

**PREDIÇÃO DA PRODUTIVIDADE DE MILHO IRRIGADO
COM AUXÍLIO DE IMAGENS DE SATÉLITE**

informações que podem estar relacionadas com o tipo de cultura plantada, suas condições fenológicas ou nutricionais e, conseqüentemente, com a produtividade, possibilitando estimar a produção da cultura agrícola (RUDORFF; MOREIRA, 2002).

Diversas abordagens têm sido propostas no sentido da estimativa de produtividade por meio do sensoriamento remoto. Dentre estas, podem-se destacar as que fazem uso de relações diretas entre índices de vegetação (IV) ou reflectância na região do infravermelho próximo e a produtividade medida no campo (VARELLA et al., 2011).

As combinações da reflectância de alvos da superfície em dois ou mais comprimentos de onda, especialmente na região do visível e infravermelho, geram medidas radiométricas adimensionais chamadas de índices de vegetação. O objetivo dos IV é destacar uma propriedade particular da vegetação como, por exemplo, o índice de área foliar (IAF), a porcentagem de cobertura verde, o teor de clorofila, a biomassa verde e a radiação fotossinteticamente ativa absorvida (JENSEN, 2009).

Dessa forma, tendo em vista a importância de se estimar a produtividade e o potencial de utilização de técnicas de sensoriamento remoto e índices de vegetação, objetivou-se com este trabalho modelar uma equação empírica, utilizando a relação de índices de vegetação (IV), obtidos via sensoriamento remoto, com

a produtividade do milho e ser capaz de prever a produtividade das safras seguintes para a mesma região.

MATERIAL E MÉTODOS

A área de estudo está localizada no Oeste do Estado da Bahia no município de São Desidério, o qual está inserido na região de fronteira agrícola conhecida como Matopiba. Essa área pertence a Fazenda Triflora (Figura 1) situada nas seguintes coordenadas geográficas 12°27'14" S e 45°41'16" O, sistema de referência coordenadas: Datum SIRGAS 2000.

A fazenda é monitorada pela empresa IRRIGER – Gerenciamento e Engenharia de Irrigação, empresa parceira da pesquisa, a qual foi responsável pelo fornecimento dos dados de campo: dia de plantio, cultivar plantada por pivô, dia da colheita e produtividade por pivô central. A produtividade média do pivô foi mensurada posterior a colheita.

Anterior ao processamento dos IV, foi realizado um estudo prévio para a região do trabalho. Esse procedimento foi necessário para que se pudesse extrair informações da área de estudo, como o tamanho de cada pivô central e a quantidade de imagens livres de nuvens que havia para a área. Caso fosse constatado imagens com nuvens na propriedade rural, essas eram imediatamente descartadas da análise, esse fato poderia inviabilizar o processamento

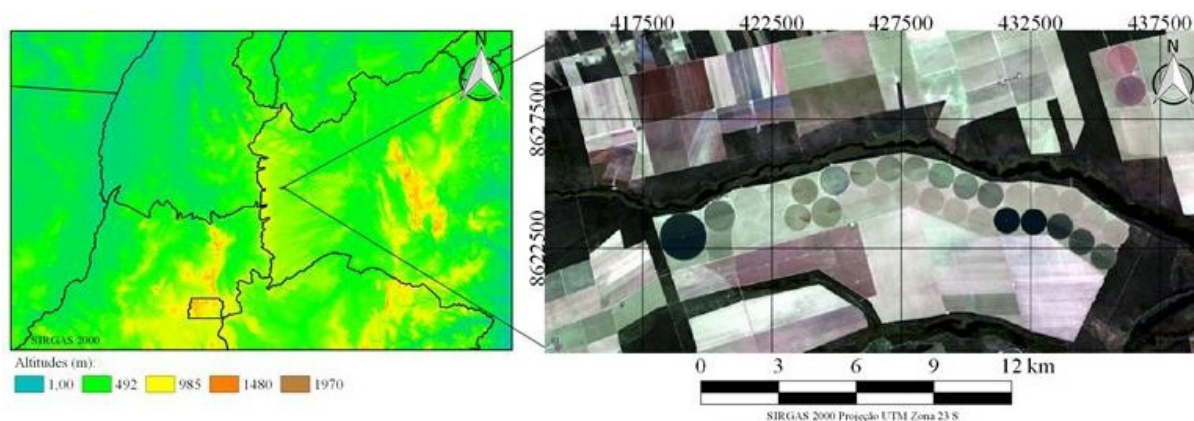


Figura 1. Localização da área de estudo.

das imagens e a modelagem da equação de produtividade.

Foram utilizados dados de doze pivôs centrais para as safras 2013 e 2014 e de 17 pivôs centrais para a safra 2015. A denominação e a disposição dos pivôs na fazenda está apresentada na Figura 2. Cada pivô possui uma nomenclatura “A” e “B” devido ao manejo adotado na fazenda de pivôs rebocáveis. Dessa forma, planta-se uma safra nos pivôs denominados de “B” e a safra seguinte nos pivôs denominados de “A” e assim, sucessivamente. É importante destacar que essa nomenclatura é fixa da propriedade independentemente da cultura plantada.

Foram utilizadas imagens multiespectrais do sensor *Operational Land Imager* – OLI, embarcado no satélite Landsat-8, com resolução espacial de 30 metros e resolução temporal de 16 dias. As imagens foram adquiridas de forma gratuita através do site do *Earth Explorer*, o qual é uma parceria da NASA (*National Aeronautics and Space Administration*) e USGS (*United States Geological Survey*), disponível no endereço eletrônico <http://earthexplorer.usgs.gov>. (USGS, 2016).

As imagens referentes à área de estudo estão referenciadas na órbita 220, ponto 69 e se encontram no formato “Geotiff”. As datas selecionadas das imagens, as quais foram extraídos os IV, se relacionam à época próxima ao máximo estágio vegetativo do milho. O máximo estágio vegetativo da cultura do milho, coincide com a entrada da cultura em fase reprodutiva. Essa fase pode ser facilmente identificada devido

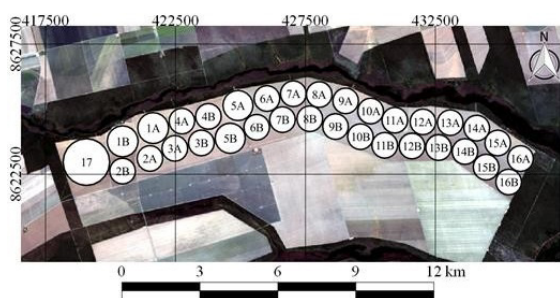


Figura 2. Denominação e disposição dos pivôs na área de estudo.

ao aparecimento dos pendões (fase de pendoamento), estrutura masculina da planta.

O programa QGIS (2.8.9-Wien) foi utilizado no pré-processamento e processamento das imagens. O pré-processamento se caracteriza pela conversão radiométrica e correção atmosférica das imagens e o processamento em um conjunto de etapas realizadas visando obter os índices de vegetação.

A metodologia de correção atmosférica adotada foi o DOS (*Dark Object Subtraction*) proposto por Chavez (1988). O método de correção atmosférica DOS é um método de correção do espalhamento atmosférico no qual a interferência atmosférica é estimada diretamente a partir dos números digitais da imagem de satélite, sendo ignorada a absorção atmosférica. Para a aplicação desta técnica não há necessidade de se obter dados sobre as condições atmosféricas na data de obtenção das imagens (SANCHES et al., 2011).

Posteriormente ao pré-processamento foram realizadas as operações algébricas entre as bandas para obtenção dos índices de vegetação (NDVI, SAVI, NDWI e GVI), conforme as seguintes equações:

$$NDVI = \frac{\rho_5 - \rho_4}{\rho_5 + \rho_4} \quad (1)$$

$$SAVI = \frac{(1 + L)(\rho_5 - \rho_4)}{\rho_5 + \rho_4 + L} \quad (2)$$

$$NDWI = \frac{\rho_5 - \rho_6}{\rho_5 + \rho_6} \quad (3)$$

$$GVI = -(0,2941 \cdot \rho_2) - (0,243 \cdot \rho_3) - (0,5424 \cdot \rho_4) + (0,7276 \cdot \rho_5) + (0,0713 \cdot \rho_6) - (0,1608 \cdot \rho_7) \quad (4)$$

em que: NDVI é o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada; SAVI é o Índice de Vegetação Ajustado ao Solo; NDWI é o Índice de Umidade por Diferença Normalizada; GVI é o Índice de Vegetação Verde; $\rho_{(1, 2, 3, 4, 5, 6, 7)}$ são as reflectâncias das superfícies, para as bandas utilizadas do

**PREDIÇÃO DA PRODUTIVIDADE DE MILHO IRRIGADO
COM AUXÍLIO DE IMAGENS DE SATÉLITE**

satélite Landsat-8 e L é o fator de ajuste para minimizar os efeitos que o solo pode acarretar no sinal da vegetação. Para esse estudo considerou-se o L igual a 0,5.

O NDVI foi desenvolvido por Rouse et al. (1974), sendo amplamente utilizado para estimar parâmetros biofísicos da vegetação (CAMPOS et. al., 2016; FILGUEIRAS et. al., 2016; TOUREIRO et. al., 2016). O SAVI foi proposto por Huete (1998) como uma modificação do NDVI por acrescentar o fator L de correção. O NDWI, baseado nas bandas do infravermelho próximo e do infravermelho médio, foi inserido no meio científico com o propósito de monitorar o estresse hídrico de plantas, visto que o mesmo é altamente correlacionado ao conteúdo de água do dossel vegetal (GAO, 1996; JENSEN, 2009). Já o GVI é um índice de vegetação composto pela equação matemática das respostas dos canais 2, 3, 4, 5, 6 e 7 do sensor OLI/Landsat-8 (BAIG et al., 2014).

Como o objetivo foi extrair apenas os dados referentes às médias que representassem as respostas para cada pivô, foi feita a vetorização das áreas considerando apenas os pixels que se encontravam dentro dos pivôs, evitando-se, assim, a estimativa dos valores influenciados pela mistura espectral ocasionados pelo efeito de borda. Caracteriza-se como efeito de borda o computo ou extração de informações de bordaduras de talhões e pivôs que são geralmente não uniformes e representativas em relação a toda a área.

Após a vetorização, cada pixel é transformado em um ponto e cada ponto possui um valor para o IV aplicado. O cálculo do IV médio por pivô foi feito pela média dos valores de cada pixel inserido no interior dos pivôs. Os números de pontos extraídos por pivô de acordo com a área se encontram na Tabela 1.

A regressão linear foi a última etapa da metodologia, essa foi executada a partir da relação da variável dependente (produtividade) com as variáveis independentes, representadas pelas respostas dos índices avaliados no estudo.

Tabela 1. Número de pontos extraídos por pivô para cálculo das médias dos Índices de Vegetação.

Parcela	Área (ha)	Nº de pontos
Pivô 1	115	1279
Pivô 2, 3, 4 e 6 a 16	80	853
Pivô 5	109	1149
Pivô 17	260	2785

Para verificar se os modelo propostos foram adequados para descrever a produtividade, analisou-se o r^2 , seguido dos pressupostos da análise de regressão, ou seja, a significância dos coeficientes e a normalidade dos resíduos. Os procedimentos estatísticos foram averiguados no programa R (R CORE TEAM, 2016).

Assim como no trabalho realizado por Ramos (2013) com base em Benvenuti (2005), os dados de produtividade da cultura obtidos em campo (sc/ha) e o valor médio da resposta dos índices por pivô foram submetidos a análises de regressão linear simples. Considerou-se a produtividade como variável dependente e os valores obtidos por meio dos índices, como variável independente.

O resultado de tal análise permitiu então a determinação de qual das imagens índices, geradas no processamento, teve sua variação explicando melhor a variação dos dados de produtividade, ou seja, para qual delas foi obtido o maior coeficiente de determinação (r^2).

O modelo gerado foi aplicado em uma imagem da safra de 2016 (antes da colheita), para o índice com o melhor desempenho. Dessa forma, a equação correspondente ao respectivo IV foi testada para a estimativa de produtividade da safra 2016. Posteriormente calculou-se o RMSE - Raiz do Erro Quadrático Médio (BOLTON & FRIEDL, 2013; SCHUT, 2009), mostrado na equação (05), para a safra 2016.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - Y_i)^2} \quad (5)$$

em que: n - número de pivôs amostrados para a safra 2016; \hat{Y}_i - produtividade

observada por pivô; e, Y_i - produtividade estimada por pivô.

RESULTADOS E DISCUSSÃO

Está apresentado na Figura 3 a estatística descritiva dos valores médios dos índices de vegetação extraídos de cada pivô ao longo de três safras, por meio do gráfico bloxplot.

Pela Figura 3 (A e B) é possível verificar que o NDVI e o NDWI apresentaram maior variabilidade frente aos demais índices. Apresentando valores mínimos e máximos de 0,831 e 0,913 para o NDVI e 0,455 e 0,571 para o NDWI, respectivamente. Isso mostra que esses índices foram mais sensíveis às mudanças da vegetação.

Está apresentada na Figura 4 a relação entre o valor médio dos IV extraídos por pivô e a produtividade média por pivô obtida para as safras 2013, 2014 e 2015.

Pode-se observar, por meio do coeficiente de determinação, que o NDVI foi a variável independente que melhor explicou a produtividade da fazenda (variável dependente). Os índices NDWI, SAVI e GVI de forma geral apresentaram baixo coeficiente de determinação.

Analisando-se as Figuras 3 e 4, é possível constatar que, mesmo o NDWI sendo sensível as mudanças espectrais da vegetação, observado pela variabilidade de seus valores, o mesmo não foi capaz de explicar a produtividade com a mesma eficiência que o NDVI.

O IV que apresentou menor coeficiente de determinação para a cultura do milho na área de estudo foi o GVI. O que difere do que foi observado por Ramos (2013) para a cana-de-açúcar, também sob pivô central, em trabalho realizado no Projeto Jaíba em Minas Gerais. Esse autor analisou oito IV em 5 pivôs e encontrou o maior coeficiente

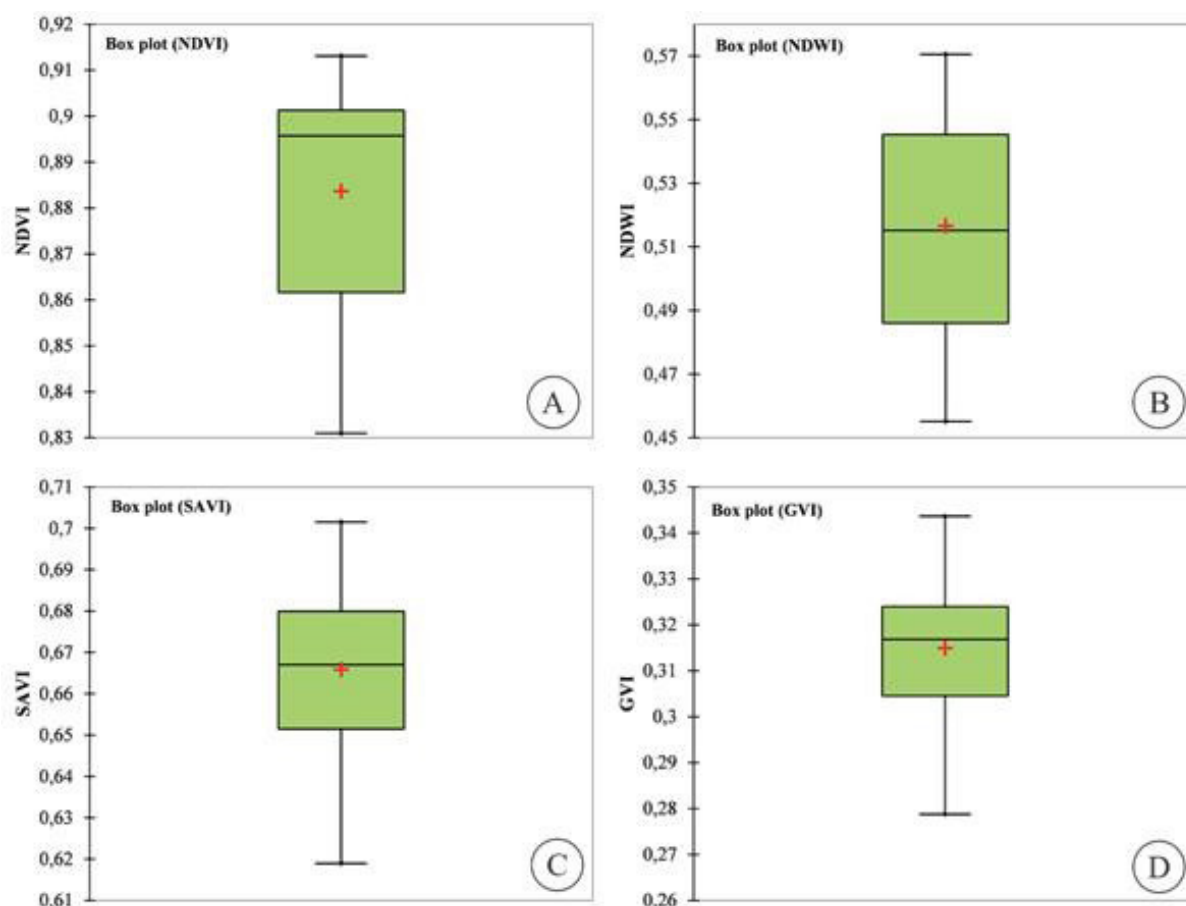


Figura 3. Estatística descritiva (Boxplot) dos valores médios de NDVI (A), NDWI (B), SAVI (C) e GVI (D).

PREDIÇÃO DA PRODUTIVIDADE DE MILHO IRRIGADO
COM AUXÍLIO DE IMAGENS DE SATÉLITE

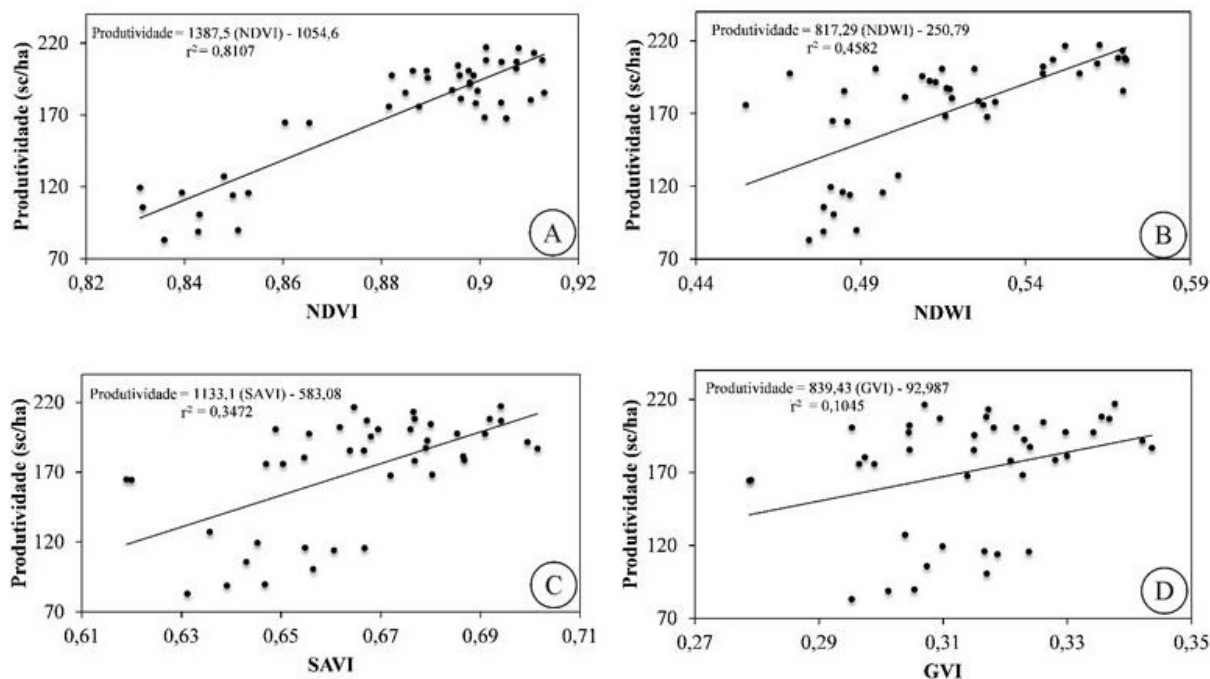


Figura 4. Regressão linear entre os valores médios de NDVI (A), NDWI (B), SAVI (C), GVI (D) e produtividade (sc/ha).

de determinação em modelo linear para o GVI ($r^2 = 0,66$). Acredita-se que diferenças na arquitetura das plantas, no estágio fenológico, no espaçamento das plantas no campo, entre outras características inerentes às plantas ou ao manejo sejam a causa de tamanha diferença entre os coeficientes de determinação do GVI para o milho e cana-de-açúcar.

Dessa forma, constatou-se que o único IV com potencial para estimar a produtividade de milho para a área em estudo, dos índices testados, foi o NDVI com $r^2 = 0,81$. Vale ressaltar que a um nível de significância de 0,05 o p-valor da análise de variância do modelo linear, para o NDVI, foi de 0, sendo o F calculado de 264,62, o que mostra que o teste foi significativo a 1 % de probabilidade. Além disso, os resíduos foram considerados normais, pelo teste de uniformidade dos resíduos (Shapiro-Wilk) a 5% de significância. Assim, está apresentado na Figura 6 as imagens de NDVI utilizadas para a modelagem da equação de produtividade.

Foram utilizadas duas imagens por safra para que os pivôs fossem segregados de acordo com as datas de plantio, de modo

que a imagem utilizada se aproximasse ao máximo da 8ª semana após o plantio do pivô e, coincidissem assim, com o máximo estágio vegetativo do milho.

É válido apontar a ocorrência de um evento esporádico na safra de 2013, em que a presença de um fungo de solo (*Pythium* spp.) causou o tombamento do milho e refletiu na queda da produtividade para esse ano, que foi inferior a 100 sc ha^{-1} para alguns pivôs. Pela imagem de 07/08/2013 (Figura 5) observa-se a ocorrência do evento (tombamento do milho) nos pivôs 5A e 3A pelo clareamento do verde na bordadura do pivô.

A partir da equação da produtividade, equação (6), baseada nas safras de 2013, 2014 e 2015, utilizou-se a imagem de NDVI do dia 14/07/2016 (Figura 6) para estimar a produtividade da safra de 2016.

$$\text{Produtividade} = 1387,5(\text{NDVI}) - 1054,6 \quad (6)$$

Ressalta-se que para cálculo do NDVI para a safra 2016, utilizou-se uma única imagem do satélite Landsat-8, referente a data de 14 de julho, devido à indisponibilidade de imagens em outras

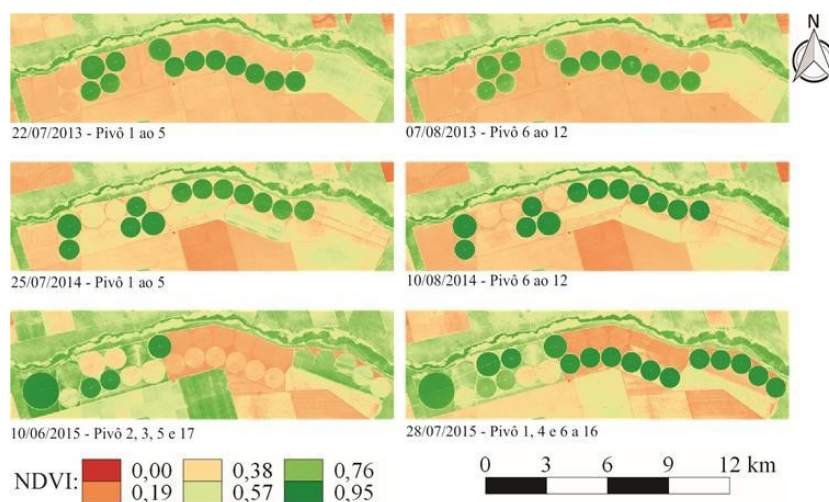


Figura 5. Imagens de NDVI, das diferentes datas utilizadas para cada pivô da área de estudo, para gerar a regressão linear.

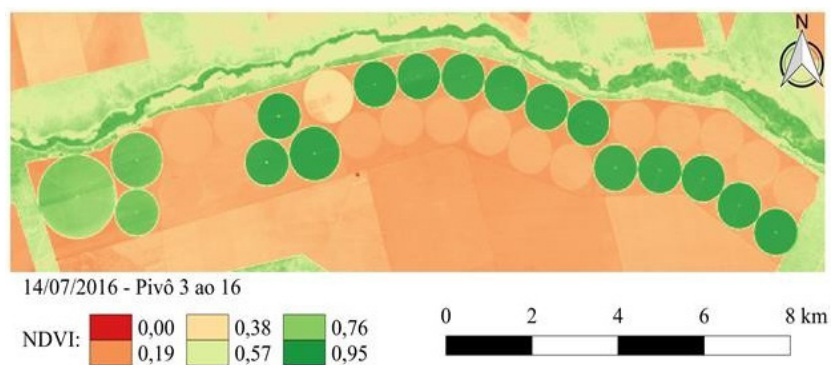


Figura 6. Imagem de NDVI utilizada para a estimativa de produtividade da safra 2016.

datas, ocasionadas por presença de nuvens. Para que fosse feita a sincronização entre data da imagem e o máximo estágio vegetativo do milho em 2016, seriam necessárias duas imagens do mês de junho. Uma imagem referente à primeira quinzena, que atenderia os pivôs plantados na primeira quinzena de abril e outra para a segunda quinzena, que atenderia os pivôs plantados na segunda quinzena de abril.

Está apresentado na Tabela 2 o valor de NDVI por pivô e a comparação entre as produtividades estimadas e observadas. A menor diferença foi encontrada para o pivô 4 e a maior para o pivô 9. O RMSE calculado entre a produtividade estimada e a observada para a safra de 2016 foi de 15,8% e envolveu 14 pontos amostrais (14 pivôs). O RMSE é resultado da falta de precisão de uma medida e quanto menor é o seu valor, melhor é a habilidade do modelo em fazer previsões. Assim, um

valor de 15,8% pode ser considerado como satisfatório em se tratando de estimativa de produtividade.

Conforme observado por Jensen (2009) o NDVI pode saturar quando aplicado em vegetações muito densas e de elevada biomassa, não se pode afirmar a ocorrência desse fato no presente estudo. Porém, apesar de não estar constatado no gráfico de dispersão, pode ter ocorrido uma leve saturação dos valores, visto que as imagens captam a resposta da vegetação e não a dos grãos, caso do milho. Essa tendência do NDVI pode ter ocasionado a subestimativa da produtividade, uma vez que usou-se a imagem que mais se aproximava do máximo estágio vegetativo do milho. No entanto, escolheu-se esta imagem devido à alta correlação com a produtividade, o que está de acordo com o que foi relatado por Araújo et al. (2005), Ramos (2013), Bolton e Friedl (2013) e Leda (2016).

PREDIÇÃO DA PRODUTIVIDADE DE MILHO IRRIGADO
COM AUXÍLIO DE IMAGENS DE SATÉLITE

Tabela 2. Valores de produtividade obtida pela fazenda e de produtividade estimada pelo modelo linear para a Safra 2016.

Pivô	Data de plantio	NDVI médio pivô ⁻¹	Produtividade observada	Produtividade estimada (sc ha ⁻¹)	Diferença	Percentual da diferença
3	06/05/16	0,8812	188,39	168,06	-20,33	-10,79
4	04/05/16	0,8975	191,38	190,71	-0,67	-0,35
5	02/05/16	0,9013	198,89	195,95	-2,94	-1,48
6	01/05/16	0,8991	185,77	193,04	7,27	3,91
7	29/04/16	0,8855	188,49	174,08	-14,41	-7,64
8	27/04/16	0,8776	185,09	163,12	-21,97	-11,87
9	25/04/16	0,8809	191,84	167,6	-24,24	-12,64
10	22/04/16	0,8824	188,76	169,68	-19,08	-10,11
11	20/04/16	0,8892	195,64	179,23	-16,41	-8,39
12	04/04/16	0,8757	180,13	160,39	-19,74	-10,96
13	06/04/16	0,8846	187,91	172,75	-15,16	-8,07
14	12/04/16	0,8893	186,98	179,28	-7,7	-4,12
15	14/04/16	0,8914	195,63	182,17	-13,46	-6,88
16	18/04/16	0,8973	188,85	190,42	1,57	0,83
Média		0,8881	189,55	177,61	-11,95	-6,32

Araújo et al. (2005) estimaram a produtividade de trigo e soja por meio de NDVI e alcançaram coeficientes de correlação de 0,85 e 0,65, respectivamente. Ressalta-se que estes autores avaliaram as variáveis (NDVI e produtividade) pixel-a-pixel e concluíram que o uso de imagens multiespectrais pode gerar relações significativas com as produtividades de grãos, além de proporcionarem informações importantes no delineamento de zonas de manejo em áreas que apresentam uma nítida variabilidade espacial.

Em estudos com três IV (EVI2 - Enhanced Vegetation Index, NDVI e NDWI) na região central dos EUA, Bolton e Friedl (2013) obtiveram relevantes resultados para a estimativa de produtividade de soja e milho usando modelos lineares simples. Estes autores concluíram que para o milho o EVI2, que se trata de uma modificação do NDVI, é mais efetivo para estimativa de produtividade que o próprio NDVI, mas que para soja eles não se diferem. Assim, os autores recomendam que se use um modelo linear simples para estimativa de produtividade em milho usando EVI2 e para soja usando tanto NDVI ou EVI2.

Corroborando com os resultados de Bolton e Friedl (2013), Albuquerque et al. (2010) trabalhando com gramíneas, solo exposto e floresta no estado do Rio de Janeiro, concluíram que o EVI2 deverá ser investigado com maior profundidade dada a sua aparente capacidade de não sofrer os efeitos da saturação, aos quais está sujeito o NDVI, o que faria desse índice sensível na distinção de formações vegetais com elevada biomassa.

Araújo (2016), estimando a produtividade através de um modelo multiespectral penalizado pelo índice de vegetação NDVI para a mesma região do presente estudo, encontrou para a correlação entre a produtividade observada e a produtividade estimada um coeficiente de determinação de 0,90, encontrando uma diferença negativa de 28 sc/ha frente as 24,24 sc/ha (Tabela 3) da atual pesquisa. Ressalta-se que o modelo utilizado por esse autor depende do número de imagens analisadas, ou seja, quanto maior a disponibilidade de imagens no ciclo da cultura, melhor será a correlação do modelo com a produtividade observada. Além da maior necessidade de imagens para melhorar a predição

do modelo, esse também requer dados meteorológicos como variável de entrada.

Observa-se pela Tabela 2 que a metodologia utilizada apresenta sensibilidade para estimar a produtividade de milho irrigado na área em estudo, comprovando o potencial da utilização de produtos do sensoriamento remoto para estimativas de produtividade. A estimativa de produtividade para a safra 2016 foi calculada ao final da primeira quinzena de julho, data da imagem de satélite utilizada, e a colheita se iniciou na fazenda na primeira semana de setembro, o que enfatiza a aplicabilidade do modelo a campo, que foi capaz de estimar a produtividade para a safra 2016 quarenta e cinco dias antes da colheita se iniciar na fazenda, dando margem de planejamento às operações de transporte e armazenamento.

A simplicidade apresentada pelo modelo de regressão linear possibilita que esse seja facilmente elaborado para outras áreas que possuam disponibilidade de imagens de satélite, pois a equação obtida neste trabalho é aplicável somente para a área estudada. A equação para a estimativa de produtividade pode ser ajustada safra a safra, após a obtenção dos dados de campo, tornando-se assim mais robusta e precisa.

CONCLUSÃO

O modelo linear apresentou-se satisfatório na modelagem da produtividade do milho irrigado, tendo como maior vantagem a simplicidade de incorporar mais dados ao mesmo e torná-lo mais sensível à predição da produtividade.

Fato relevante é exequibilidade do modelo na prática, ou seja, passível de processamento em tempo quase que real, como foi o caso do presente trabalho.

O NDVI mostrou-se uma variável independente eficaz e sensível para a estimativa da produtividade do milho irrigado na área em estudo.

Deve-se ressaltar que a disponibilidade de imagens sincronizadas com o máximo estágio vegetativo da cultura possivelmente resultariam em uma estimativa de produtividade mais precisa.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALBUQUERQUE, C. K.; CRUZ, C. B. M.; BARROS, R. S. Comparação do Comportamento do NDVI e do EVI2- Um Novo Índice de Vegetação. In: III Simpósio Brasileiro de Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação, 3., 2010, Recife. **Anais...** Recife: Decart, 2010. p. 001 - 004.

ARAÚJO, G. L. **Estimativa da Produtividade e Evapotranspiração do Milho Irrigado Utilizando um Modelo Multiespectral e Imagens do Satélite Landsat 8**. 2016. 84 p. Tese (Doutorado) - Curso de Engenharia Agrícola, Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, 2016.

ARAÚJO, J. C.; VETTORAZZI, C. A.; MOLIN, J. P. Estimativa da produtividade e determinação de zonas de manejo, em culturas de grãos, por meio de videografia aérea multiespectral. **Acta Scientiarum. Agronomy**. v. 27. p. 437-447. 2005.

BAIG, M. H. A.; ZHANG, L.; TONGA, Qi. Derivation of a tasselled cap transformation based on Landsat 8 at- satellite reflectance. **Remote Sensing Letters**. v.5. p. 423-431. 2014.

BENVENUTI, F. A. **Relação de índices espectrais de vegetação com a produtividade da cana-de-açúcar e atributos edáficos**. 2005. 103 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola e Planejamento e Desenvolvimento Rural Sustentável) – Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Agrícola, Campinas, 2005.

**PREDIÇÃO DA PRODUTIVIDADE DE MILHO IRRIGADO
COM AUXÍLIO DE IMAGENS DE SATÉLITE**

- BOLTON, D. K.; FRIEDL, M. A. Forecasting crop yield using remotely sensed vegetation indices and crop phenology metrics. **Agricultural and Forest Meteorology**. v. 173. p. 74-84. 2013.
- CAMPOS, I.; GONZÁLEZ-PIQUERAS, J.; CARRARA, A.; VILLODRE, J.; CALERA, A. Estimation of total available water in the soil layer by integrating actual evapotranspiration data in a remote sensing-driven soil water balance. **Journal of Hydrology** 534 (2016): 427-439.
- CHAVEZ JÚNIOR, P. S. An improved dark-object subtraction technique for atmospheric scattering correction of multispectral data. **Remote Sensing of Environment**. v. 24. p. 459-479. 1988.
- CONAB - Companhia Nacional de Abastecimento. **Acompanhamento de safra brasileira: Grãos – Safra 2016/2017, Primeiro levantamento Outubro/2016** - Companhia Nacional de Abastecimento. - Brasília: Conab Brasília, v. 4. p. 1-164.
- FILGUEIRAS, R.; NICOLETE, D. A. P.; CARVALHO, T. M.; CUNHA, A. R.; ZIMBACK, C. R. L. Predição da temperatura do ar por meio de sensoriamento remoto orbital. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 68, n. 8, 2016.
- JENSEN, J. R. **Sensoriamento remoto do ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres**. Tradução: EPIHANIO, J. C. N. (coord.)... [et. al]. São José dos Campos, Parêntese, 2009.
- LEDA, V. C. **Modelagem da Produtividade de Cana-de-açúcar Utilizando Índices de Vegetação**. 2016. 70 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Agronomia, Universidade Estadual Paulista, Botucatu, 2016.
- MELO, R. W.; FONTANA, D. C.; BERLATO, M. A.; DUCATI, J. R. An agrometeorological–spectral model to estimate soybean yield, applied to southern Brazil. **International Journal Of Remote Sensing**. v. 29. n. 14. p.4013-4028. 2008.
- RAMOS, M. C. A. **Estimativa de Produtividade de cana-de-açúcar por meio de imagens do satélite Landsat-5/TM em áreas de pivôs centrais na região de Jaíba - MG**. 2013. 59 p. TCC (Graduação) - Curso de Engenharia Agrícola e Ambiental, Universidade Federal de Minas Gerais, Montes Claros, 2013.
- R Core Team (2016). **R: A language and environment for statistical computing**. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. URL <https://www.R-project.org/>.
- RIZZI, R.; RUDORFF, B. F. T. Imagens do sensor MODIS associadas a um modelo agrônomo para estimar a produtividade de soja. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**. v. 42. n. 1. p.73-80. 2007.
- RODRIGUES, V. N.; von PINHO, R. G.; PAGLIS, C. M.; BUENO FILHO, J. S. de S.; BRITO, A. H. de. Comparação entre métodos para estimar a produtividade de grãos de milho. **Ciência e Agrotecnologia**. v. 29. n. 1. p.34-42. 2005.
- ROSA, V. G. C. da; MOREIRA, M. A.; RUDOFF, B. F. T.; ADAMI, M. Estimativa da produtividade de café com base em um modelo agrometeorológico-espectral. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v. 24, n. 12, p.1478-1488, dez. 2010.
- RUDORFF, B. F. T.; MOREIRA, M. A. **Sensoriamento Remoto Aplicado a Agricultura, Capítulo 9**. 2002, INPE, São José dos Campos. INPE-8984-PUD/62.
- SANCHES, I. D. ANDRADE, R. G.; QUARTAROLI, C. F.; RODRIGUES, C. A. G. Análise comparativa de três métodos de

correção atmosférica de imagens Landsat 5 – TM para obtenção de reflectância de superfície e NDVI. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO - SBSR, 2011, Curitiba. **Anais**. Curitiba: Inpe, 2011. p. 7564 - 7571.

SCHUT, A. G. T.; STEPHENS, D. J.; STOVOLD, R. G. H.; ADAMS, M.; CRAIG, R. L. Improved wheat yield and production forecasting with a moisture stress index, AVHRR and MODIS data. **Crop and Pasture Science**. p. 60-70. 2009.

USGS – United States Geological Survey. **Landsat 8**. 2016.

TOUREIRO, C.; SERRALHEIRO, R.; SHAHIDIAN, S.; SOUSA, A. Irrigation management with remote sensing: Evaluating irrigation requirement for maize under Mediterranean climate condition. **Agricultural Water Management**, v.184, p.211-220, 2016.

VARELLA, C. A. A.; MEDEIROS, R.; GLERIANI, J. M. Agricultura de Precisão e Sensoriamento Remoto. In: SANTOS, F.; BORÉM, A.; CALDAS, C. **Cana-de-açúcar: bioenergia, açúcar e etanol: 58 tecnologias e perspectivas**. 2ed.rev e ampl. Viçosa, MG: Os editores, 2011. Cap. 9, p. 258.