

UNIVERSIDADE FEDERAL DE VIÇOSA

NATALIA DE OLIVEIRA BERTOLIN

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

VIÇOSA – MINAS GERAIS

2016

NATALIA DE OLIVEIRA BERTOLIN

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

**Trabalho de conclusão de curso apresentado à
Universidade Federal de Viçosa como parte das
exigências para a obtenção do título de
Engenheiro Agrônomo. Modalidade: trabalho
científico.**

Orientador: Everardo Chartuni Mantovani

Coorientadores: Roberto Filgueiras

Vinicius de Oliveira Rodrigues

VIÇOSA – MINAS GERAIS

2016

NATALIA DE OLIVEIRA BERTOLIN

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

**Trabalho de conclusão de curso apresentado à
Universidade Federal de Viçosa como parte das
exigências para a obtenção do título de
Engenheiro Agrônomo. Modalidade: trabalho
científico.**

APROVADO: 21 de novembro de 2016.

Prof. Everardo Chartuni Mantovani
(orientador)
(UFV)

AGRADECIMENTOS

A Deus, pela vida que me deu, pela saúde e força que me concede a cada dia e pelas pessoas que colocou em meu caminho.

Aos meus pais, Alfredo e Núcia, alicerce de amor, incentivo e dedicação, que abdicam todos os dias de suas vidas para viverem as de seus filhos.

À Universidade Federal de Viçosa e ao Grupo de Estudos e Soluções para Agricultura Irrigada (GESAI), pelos ensinamentos e pela disponibilização de infraestrutura e espaço para a realização deste trabalho.

Ao professor Everardo Chartuni Mantovani, por ter aberto as portas do GESAI para mim, me recebendo com apoio, conselhos e palavras de incentivo.

Ao amigo Roberto, pelas muitas horas de dedicação, pelos ensinamentos e pela disponibilidade em ajudar na construção desse trabalho.

À minha família, que não deixou de me apoiar e se fez presente mesmo distante. Ao meu namorado Rodolfo, pela confiança, companheirismo e aprendizado. Aos amigos de Viçosa que compartilharam das dificuldades e alegrias.

A todos que contribuíram de alguma forma para a realização desse trabalho.

RESUMO

O milho (*Zea mays* L.) é uma das principais culturas do Brasil, ocupando o segundo lugar em área plantada e volume de produção, o que faz da estimativa de produtividade dessa cultura uma necessidade para que se dimensionem o transporte e armazenamento de produtos agrícolas em nível de propriedade rural e em nível nacional. 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 busquem técnicas alternativas a essa. Nesse sentido tem-se o sensoriamento remoto, o qual apresenta técnicas com potencial para uso no meio agrícola. Dessa forma, o objetivo deste trabalho foi estimar a produtividade do milho sob pivô central por meio de técnicas de sensoriamento remoto associadas a índices de vegetação (IV), fazendo uso de imagens do satélite Landsat 8, na região do Oeste da Bahia. Foram utilizadas imagens das safras 2013, 2014 e 2015, e a validação do modelo de regressão linear adotado foi realizada para a safra de 2016. Para os quatro IV analisados (NDVI - Índice de Vegetação por Diferença Normalizada, NDWI - Índice de Água, SAVI - Índice de Vegetação Ajustado ao Solo e GVI - Índice de Vegetação Verde), 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. Assim, calculou-se a produtividade para a safra 2016 por meio do NDVI. A produtividade estimada apresentou diferença negativa 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. O NDVI mostrou-se sensível para a estimativa da produção de milho irrigado para a área em estudo, o que confirma a eficácia de técnicas de sensoriamento remoto para estudos relacionados à dinâmica da vegetação.

Palavras-chave: Sensoriamento remoto, Índices de vegetação, NDVI, Landsat 8.

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, 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), through images from the Landsat 8 satellite, in the West region of Bahia. Images from the 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. The NDVI was sensitive for estimating irrigated corn production for the field area, which makes efficient the use of remote sensing techniques for studies related to vegetation dynamics.

Key words: Remote Sensing, Vegetation Indices, NDVI, Landsat 8.

Sumário

1 Introdução	8
2 Material e Métodos	11
3 Resultados e discussão	18
4 Conclusão	24
REFERÊNCIAS.....	25

1 INTRODUÇÃO

O milho (*Zea mays* L.) é uma das principais culturas do Brasil, sendo cultivada em todas as Regiões do País. Em relação ao clima, embora o milho responda à interação dos diversos fatores climáticos, radiação solar, precipitação e temperatura são os de maior influência. Estes fatores atuam nas atividades fisiológicas da cultura, interferindo diretamente na produção de grãos e de matéria seca (EMBRAPA, 2010).

Com estimativa de área plantada para safra 16/17 de 15,9 milhões de hectares, o milho deve ficar em patamares acima de 80 milhões de toneladas, distribuídos entre primeira e segunda safra (CONAB, 2016).

Dessa forma, estipular parâmetros de produção, anterior da 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 seja comprometida, além de possibilitar a comercialização de safras anterior à colheita e a predição dos preços no mercado nacional e internacional.

Outro fator que tem ganhado cada vez mais destaque no meio rural são os seguros agrícolas, que requerem que a estimativa de produtividade seja precisa para a elaboração e estipulação de seus valores contratuais, fazendo mais uma vez necessário o cálculo de produção anterior à colheita.

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., 2004), 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).

O sensoriamento remoto foi definido por Nishida (1998) como a forma pela qual, dados sobre determinado objeto, área ou fenômeno são obtidos por meio de dispositivos, denominados sensores, posicionados em satélites ou aeronaves. Por outra definição mais direta, é uma forma de aquisição de informações a respeito de algum objeto, sem estar em contato físico com o mesmo (MORAN et al., 1997 apud COELHO, 2005).

Por meio de técnicas do 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 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 refletância na região do infravermelho próximo e a produtividade medida no campo (VARELLA et al., 2011).

As combinações da refletância 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 índices de vegetação 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).

O NDVI - Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (*Normalized Difference Vegetation Index*), proposto por Rouse et al. (1974), faz referência a uma composição entre duas bandas. 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. Com o aumento da cobertura vegetal, a reflectância na região do vermelho tende a diminuir, enquanto que 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 e corpos de água, valores próximos de zero representam solo nu ou sem vegetação, e valores maiores que zero demonstram presença de vegetação. Assume-se que a vegetação está em pleno vigor de crescimento e por consequência, mais densa, quanto maiores forem os valores deste índice (LIU, 2006 apud LEDA, 2016).

Outro índice de relativa importância é o SAVI - Índice de Vegetação Ajustado ao Solo (*Soil Adjusted Vegetation Index*), proposto por Huete (1988), que foi adaptado do NDVI para minimizar efeitos do solo, incorporando uma constante L. Variando entre 0 e 1, para coberturas vegetais mais densas e menos densas respectivamente, o valor padrão utilizado para a constante L na maioria das aplicações é de 0,5, pois corresponde à densidade vegetal intermediária (OLIVEIRA et al., 2007).

Por apresentar boa correlação com o conteúdo de água do dossel vegetal e ser capaz de acompanhar mudanças na biomassa e nos estresses de umidade das plantas, como observado por Hadisky et al. (1983) e Gao (1996) apud Clarck (2009) o NDWI - Índice de Umidade por Diferença Normalizada ou Índice de Água (*Normalized Difference Water Index*) é uma opção relevante quando em áreas irrigadas.

De acordo com Baig (2014), o GVI - Índice de Vegetação Verde (*Green Vegetatin Index*) 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, de forma que quanto maior a biomassa vegetal, mais brilhante é o valor do pixel. Benvenuti (2005) classifica o GVI como índice ortogonal, diferindo desse modo do NDVI pela diferente forma de cálculo, pois este último é, como já visto, uma razão normalizada entre apenas duas bandas.

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 o presente trabalho estimar a produtividade do milho por meio de técnicas de sensoriamento remoto associadas a índices de vegetação, usando-se imagens do satélite Landsat 8, em áreas irrigadas por pivô central, na região do Oeste da Bahia.

2 MATERIAL E MÉTODOS

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

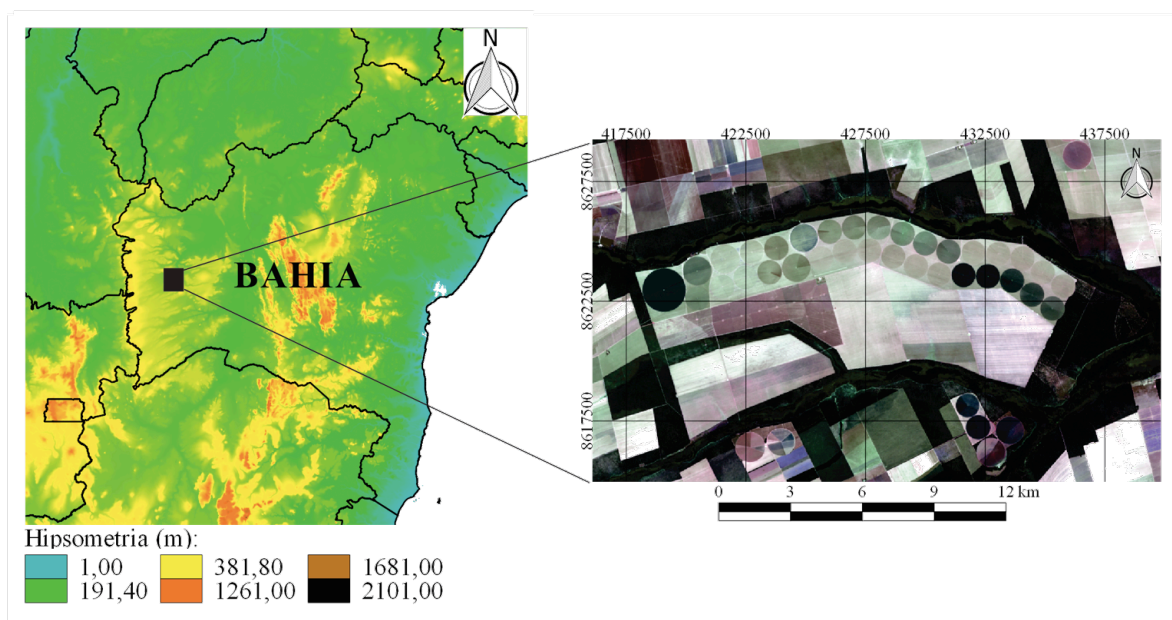


Figura 1. Localização da área de estudo

A fazenda é monitorada pela empresa IRRIGER – Gerenciamento e Engenharia de Irrigação, empresa parceira da pesquisa, que forneceu todos os dados de campo necessários ao estudo, e também gerencia toda a parte de manejo da irrigação da fazenda. A área foi pré-analisada, onde foi avaliado o tamanho dos pivôs e a incidência de nuvens, o que poderia inviabilizar o processamento das imagens.

Foram utilizados dados de doze pivôs centrais para as safras 2013 e 2014 e de 17 pivôs centrais para a safra 2015. A disposição dos pivôs na fazenda é mostrada na Figura 2. Cada pivô possui nomenclatura “A” e “B” devido ao manejo adotado na fazenda de pivôs rebocáveis.

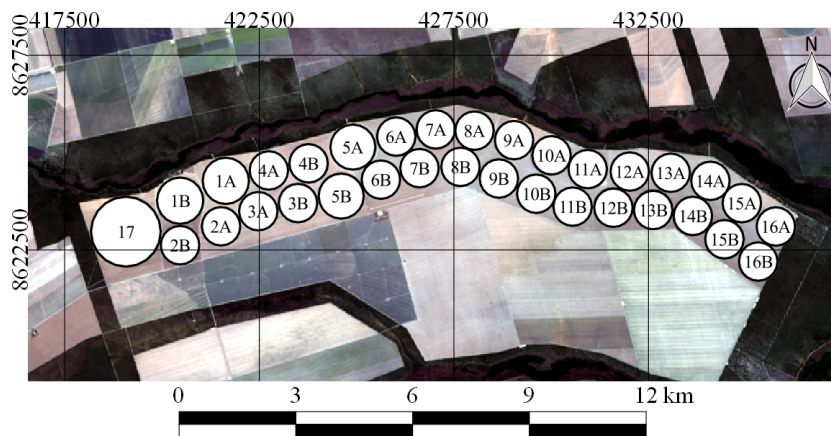


Figura 2. Disposição dos pivôs na fazenda.

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>. As informações detalhadas de cada banda estão descritas na Tabela 1 (USGS, 2016).

As imagens referentes à área de estudo estão referenciadas na órbita 220 e ponto 69 e se encontram no formato “Geotiff”. As datas selecionadas das imagens, as quais foram extraídos os índices de vegetação, 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 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).

Tabela 1. Descrição das bandas dos sensores OLI e TIRS do satélite Landsat 8, com os correspondentes intervalos de comprimento de onda e resolução espacial

Sensor	Bandas	Comprimento de onda (μm)	Resolução Espacial (m)
OLI	1 - Costal aerossol	(0,43 – 0,45)	30
	2 - Azul	(0,45 – 0,51)	30
	3 - Visível verde	(0,53 – 0,59)	30
	4 - Visível vermelho	(0,64 – 0,67)	30
	5 - Infravermelho próximo	(0,85 – 0,88)	30
	6 - Infravermelho médio/SWIR	(1,57 – 1,65)	30
	7 - Infravermelho médio/SWIR	(2,11 – 2,29)	30
	8 - Pancromática (PAN)	(0,50 – 0,68)	15
	9 - Cirrus	(1,36 – 1,38)	30
TIRS	10 - Infravermelho Termal (TIRS) 1	(10,60 – 11,19)	100
	11 - Infravermelho Termal (TIRS) 2	(11,50 – 12,51)	100

Fonte: Adaptado de USGS (2016).

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

$$NDVI = \frac{\rho_{nir} - \rho_{red}}{\rho_{nir} + \rho_{red}} \quad (01)$$

em que,

NDVI - Índice de Vegetação por Diferença Normalizada

ρ_{nir} = refletância no infravermelho próximo

ρ_{red} = refletância no visível vermelho

Desenvolvido por Rouse et al. (1974) o NDVI - Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (Normalized Difference Vegetation Index) - é um dos índices mais antigos e conhecidos.

$$SAVI = \frac{(1+L)(\rho_{nir} - \rho_{red})}{\rho_{nir} + \rho_{red} + L} \quad (02)$$

em que,

SAVI - Índice de Vegetação Ajustado ao Solo

ρ_{nir} = refletância no infravermelho próximo

ρ_{red} = refletância no visível vermelho

$L = 0,5$

Soil Adjusted Vegetation Index (SAVI - Índice de Vegetação Ajustado ao Solo) foi proposto por Huete (1998) como uma modificação do NDVI por acrescentar o fator L de correção.

$$NDWI = \frac{NIR_{OLI5} - MidIR_{OLI6}}{NIR_{OLI5} + MidIR_{OLI6}} \quad (03)$$

em que,

NDWI = Índice de Umidade por Diferença Normalizada

NIR_{OLI5} = refletância no infravermelho próximo

$MidIR_{OLI6}$ = refletância no infravermelho médio

Proposto por Hadisky et al. (1983) apoud Clark (2009) o Índice de Umidade por Diferença Normalizada - NDWI é baseado nas bandas do infravermelho próximo e do infravermelho médio.

$$GVI = -(0.2941 * Band2) - (0.243 * Band3) - (0.5424 * Band4) + (0.7276 * Band5) + (0.0713 * Band6) - (0.1608 * Band7) \quad (04)$$

em que,

GVI = Índice de Vegetação Verde

Band 2 = refletância no visível azul

Band 3 = refletância no visível verde

Band 4 = refletância no visível vermelho

Band 5 = refletância no infravermelho próximo

Band 6 = refletância no infravermelho médio

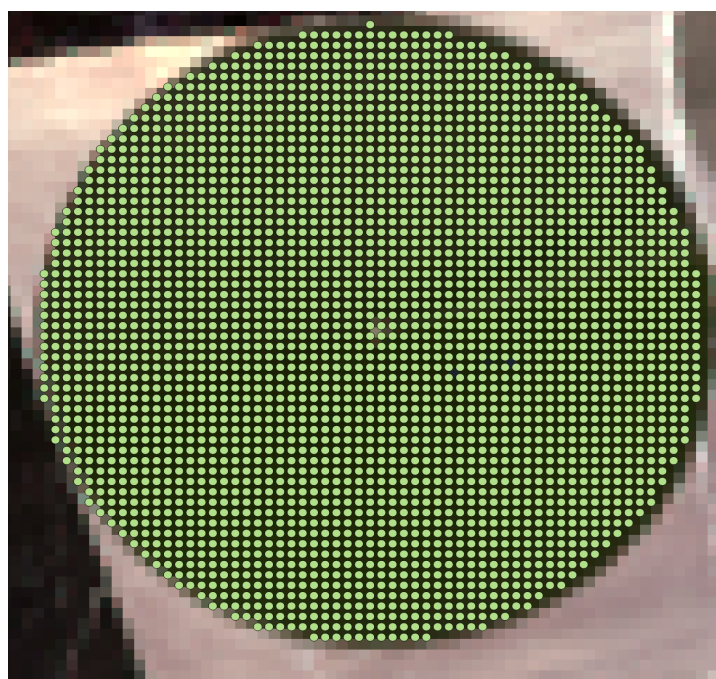
Band 7 = refletância no infravermelho médio

O GVI (Green Vegetatin Index) 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 (Figura 2), evitando-se, assim, o computo 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, conforme exemplifica a Figura 3. O número de pontos extraídos por pivô de acordo com a área se encontram na Tabela 2.



● Pontos Extraídos

Figura 3. Exemplo da distribuição dos pontos amostrados no pivô 17.

Tabela 2. Número de pontos extraídos por pivô para cálculo das médias dos Índices de Vegetação

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

A correlação final foi a última etapa da metodologia e concebeu-se pelo coeficiente de determinação (R^2) resultante do método de regressão aplicado entre a produtividade e sua resposta espectral representada pelas respostas dos índices avaliados no estudo.

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 espectral 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, bem como as das bandas espectrais, 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).

Para fins de validação, uma imagem da safra atual de 2016 foi manipulada para extração do índice de vegetação que apresentou melhor correlação com os valores de produtividade, ou seja elevado valor de R^2 . 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.

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

(05)

em que,

n = número de pivôs amostrados para a safra 2016

\hat{Y}_i = produtividade observada por pivô

Y_i = produtividade estimada por pivô.

3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

A Figura 4 apresenta a estatística descritiva dos valores médios dos índices de vegetação extraídos de cada pivô ao longo de três safras, por meio do gráfico bloxplot. Os valores do eixo Y são distintos pois os índices possuem amplitudes diferentes. A variabilidade dos valores é representada pela diferença entre o limite inferior e superior das caixas. Estes valores referem-se respectivamente, ao primeiro e ao terceiro quartil. A mediana é representada pela barra inscrita às caixas e os valores das médias pela cruzeta em vermelho. A haste superior e inferior representam os valores de máximo e mínimo, respectivamente.

Pela Figura 4 (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.

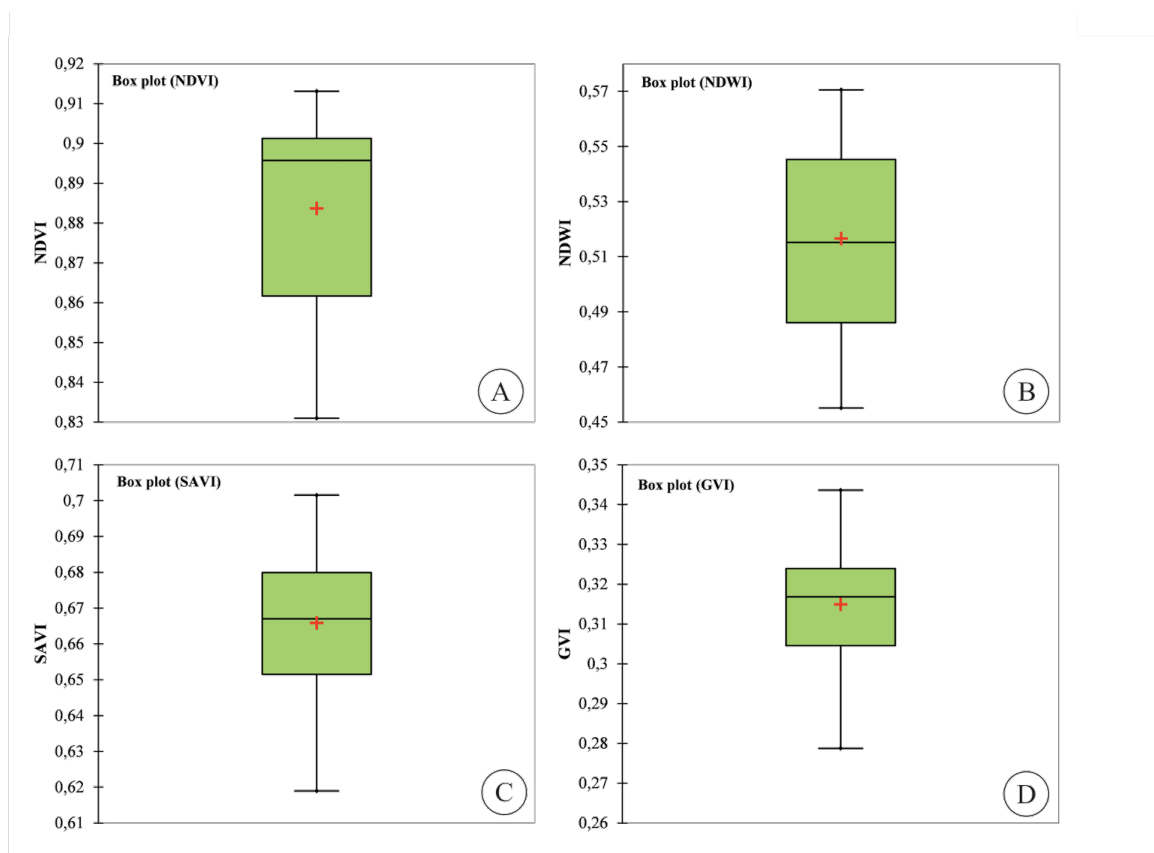


Figura 4. Estatística descritiva dos valores médios dos índices de vegetação

Está apresentada na Figura 5 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. O coeficiente de determinação varia entre 0 e 1, indicando, em porcentagem, o quanto o modelo consegue explicar os valores observados.

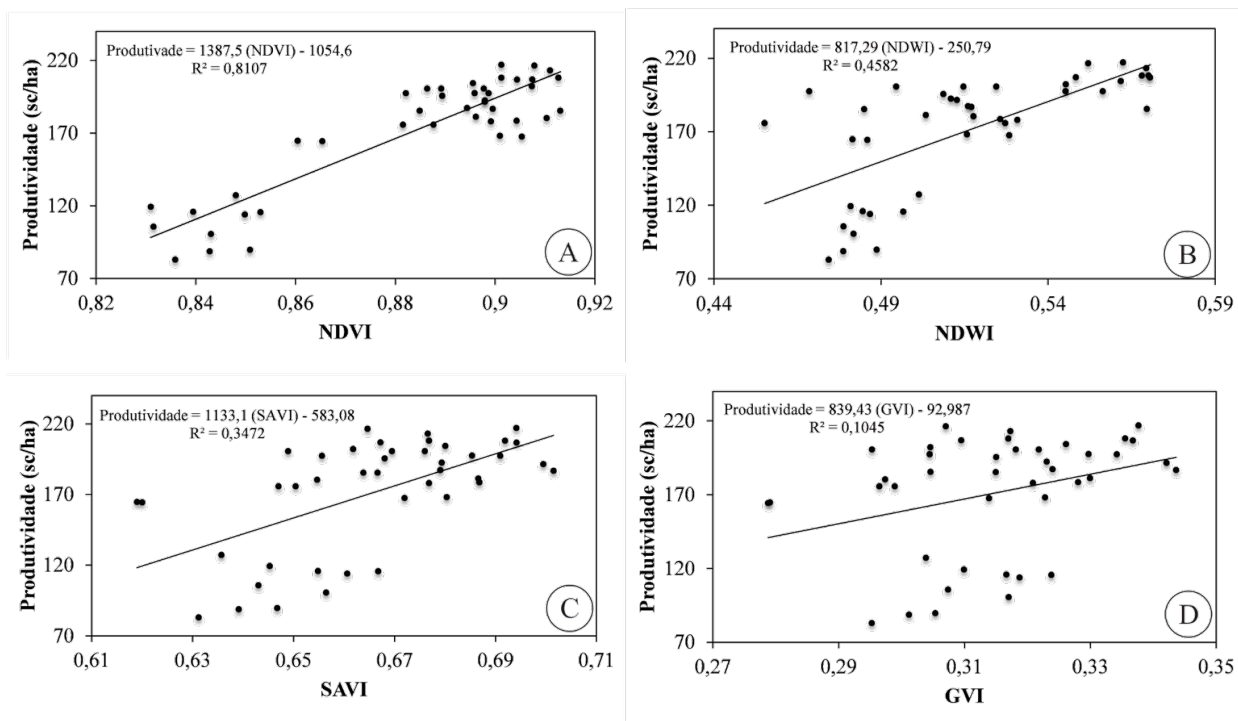


Figura 5. Relação entre os valores médios dos IV e produtividade (sc/ha).

Analisando-se as Figuras 4 e 5, 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 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 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 foi o NDVI com R^2 de 0,81. Assim, está apresentado na Figura 4 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 para alguns pivôs. Pela imagem de 07/08/2013 (Figura 4) observa-se a ocorrência do evento (tombamento do milho) nos pivôs 5A e 3A pelo clareamento do verde na bordadura do pivô.

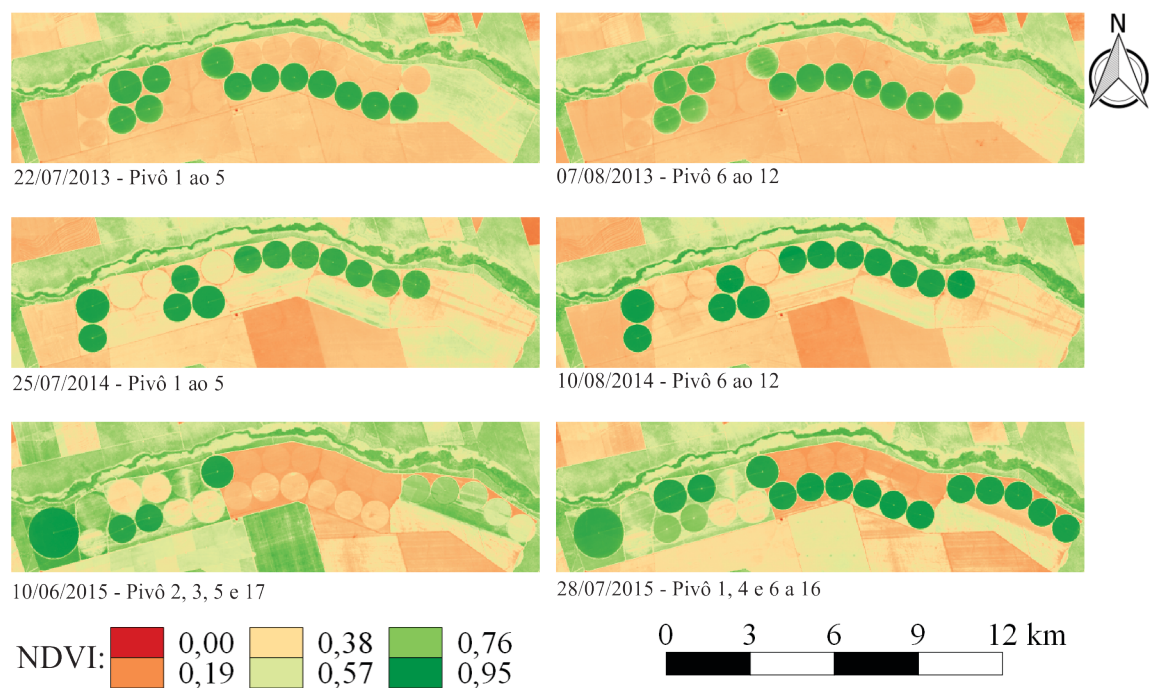


Figura 4. Imagens de NDVI utilizadas para a modelagem da equação de produtividade.

A partir da equação da produtividade, equação (6), baseada nas safras de 2013, 2014 e 2015, utilizou-se a imagem de NDVI abaixo (Figura 5) para estimar a produtividade da safra de 2016.

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

(6)

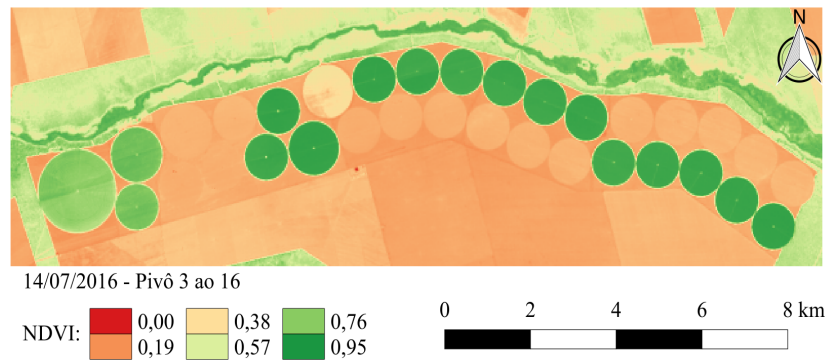


Figura 5. Imagem de NDVI utilizada para a estimativa de produtividade da safra 2016

Ressalta-se que para cálculo do NDVI para a safra 2016, utilizou-se uma única imagem do satélite Landsat 8, de 14 de julho, devido à indisponibilidade de imagens em outras datas 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 à segunda quinzena, que atenderia os pivôs plantados na segunda quinzena de abril.

A Tabela 3 apresenta 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 Didan (2002) apud Jensen (2009) o NDVI pode saturar quando aplicado em vegetações muito densas e de elevada biomassa, o que pode explicar a diferença negativa da produtividade estimada em relação a produtividade observada, 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).

Tabela 3. Valores de produtividade obtida pela fazenda e de produtividade estimada pelo modelo linear para a Safra 2016

Pivô	Data de plantio	NDVI médio/pivô	Produtividade observada (sc/ha)	Produtividade estimada (sc/ha)	Diferença (sc/ha)	Percentual da diferença
3	06/05/16	0,881197	188,39	168,06	-20,33	-10,79
4	04/05/16	0,897520	191,38	190,71	-0,67	-0,35
5	02/05/16	0,901297	198,89	195,95	-2,94	-1,48
6	01/05/16	0,899199	185,77	193,04	7,27	3,91
7	29/04/16	0,885538	188,49	174,08	-14,41	-7,64
8	27/04/16	0,877639	185,09	163,12	-21,97	-11,87
9	25/04/16	0,880862	191,84	167,6	-24,24	-12,64
10	22/04/16	0,882366	188,76	169,68	-19,08	-10,11
11	20/04/16	0,889247	195,64	179,23	-16,41	-8,39
12	04/04/16	0,875666	180,13	160,39	-19,74	-10,96
13	06/04/16	0,884575	187,91	172,75	-15,16	-8,07
14	12/04/16	0,889282	186,98	179,28	-7,7	-4,12
15	14/04/16	0,891364	195,63	182,17	-13,46	-6,88
16	18/04/16	0,897310	188,85	190,42	1,57	0,83
Média		0,888076	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 3 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.

4 CONCLUSÃO

O NDVI mostrou-se eficaz para a estimativa da produtividade do milho irrigado para a área em estudo e a disponibilidade de imagens sincronizadas com o máximo estágio vegetativo da cultura possivelmente resultariam em uma estimativa de produtividade mais precisa.

REFERÊNCIAS

- 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.
- ARAUJO, 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 tasseled 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.
- 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.
- 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.
- EMBRAPA - Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária. **Cultivo do Milho**.
- 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.

- LIU, W. T. H. **Aplicações de sensoriamento remoto**. Campo Grande: UNIDERP. 1. ed., 2006 *apud* 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.
- MORAN, M. S.; INOUE, Y.; BARNES, E. M. Opportunities and limitations for image-based remote sensing in precision crop management. **Remote Sensing of Environment**. v. 61, p. 319-346, 1997. *apud* COELHO, A. M. **Agricultura de Precisão: manejo da variabilidade espacial e temporal dos solos e culturas**. Sete Lagoas: Embrapa Milho e Sorgo, 2005. 60 p.
- NISHIDA, W. **Uma rede neural artificial para classificação de imagens multiespectrais de sensoriamento remoto**. 1998. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) – Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 1998.
- OLIVEIRA, L. G. L.; PEREIRA, L. M.; PEREIRA, G. MORAES, E. C., MAEDA, E. E. Estudo da variabilidade de índices de vegetação através de imagens do ETM+/LANDSAT 7. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 8, 2007, Florianópolis. Anais... Florianópolis: INPE, 2007. p. 5995-6002.
- 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.
- RIZZI, R.; RUDORFF, B. F. T. Imagens do sensor MODIS associadas a um modelo agrônômico 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, Não use números Romanos ou letras, use somente números Arábicos., 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.

SOUZA, E. G.; ROCHA, T.; URIBE-OPAZO, M. A.; NÓBREGA, L. H. P. Índices de vegetação no milho em função da hora do dia e da taxa de nitrogênio aplicada. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**. v. 13, supl. p. 865-872. 2009.

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