



ISSN:1984-2295

Revista Brasileira de Geografia Física

Homepage: <https://periodicos.ufpe.br/revistas/rbgfe>



Estimativa de produtividade de soja com uso de perfis temporais de índices de vegetação do sensor MODIS em Sapezal, Mato Grosso

Matheus Luís Caron ¹, Rosandro Boligon Minuzzi ²

¹ Engenheiro agrônomo, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, SC, Brasil E-mail: matheuscaron@outlook.com

² Professor, Departamento de Engenharia Rural, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, SC, Brasil. E-mail: rbminuzzi@hotmail.com

Artigo recebido em 07/10/2021 e aceito em 26/03/2022

RESUMO

A disponibilidade de perfis temporais de Índices de Vegetação (IVs) como o *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI) e o *Enhanced Vegetation Index* (EVI) permitem realizar diferentes tipos de análises da condição da cobertura vegetal de uma determinada área. Entre os sensores utilizados para esse fim, o MODIS se destaca devido a combinação de resolução espacial e temporal. O objetivo deste trabalho foi estimar a produtividade de soja com uso de perfis temporais de índices de vegetação do sensor MODIS, em Sapezal, Mato Grosso. Foram utilizados dados de produtividade observadas das safras de 2003/04 a 2013/14 de uma fazenda comercial. Os perfis temporais de NDVI e EVI foram coletados na plataforma SATVeg da Embrapa. A validação da estimativa de produtividade feita pelos IVs foi realizada por meio do erro quadrático médio, erro médio, coeficiente de determinação e de correlação, índice de concordância e confiança (c). Apesar do maior número de correlações significativas usando o EVI, que explicou de 39% a 77% da variação na produtividade de soja em alguns talhões, os modelos para estimativa de produtividade usando o referido índice de vegetação, tiveram um 'péssimo' desempenho ($c \leq 0,10$). O modelo com melhor desempenho teve como variável de entrada os dados absolutos do máximo valor de EVI registrado durante o ciclo de desenvolvimento da cultura, apresentando uma variação média de 6,02 sacas/ha e uma tendência em subestimar a produtividade em 1,49 sacas/ha. Palavras-chave: EVI, *Glycine max*, NDVI, SATVeg, Sensoriamento Remoto

Soybean yield estimate using temporal profiles of vegetation indices from the MODIS sensor in Sapezal, Mato Grosso

ABSTRACT

The availability of temporal profiles of Vegetation Index (VIs) such as the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) and the Enhanced Vegetation Index (EVI) allow different types of analyzes of the vegetation cover condition of a given area to be carried out. Among the sensors used for this purpose, MODIS stands out due to the combination of spatial and temporal resolution. The objective of this work was to estimate soybean yield using temporal profiles of vegetation indices from the MODIS sensor, in Sapezal, Mato Grosso. Observed yield data from the 2003/04 to 2013/14 crops of a commercial farm were used. The NDVI and EVI temporal profiles were collected on Embrapa's SATVeg platform. The validation of the productivity estimate made by the IVs was performed using the mean square error, mean error, coefficient of determination and correlation, index of agreement and confidence (c). Despite the greater number of significant correlations using the EVI, which explained 39% to 77% of the variation in soybean yields in some fields, the models for yield estimation using the referred vegetation index had a 'poor' performance ($c \leq 0.40$). The model with the best performance had as input variable the absolute data of the maximum EVI value recorded during the crop development cycle, showing an average variation of 6.02 bags/ha and a tendency to underestimate yield by 1.49 bags/ha.

Keywords: EVI, *Glycine max*, NDVI, Remote Sensing, SATVeg

Introdução

A soja (*Glycine max*) é uma cultura de extrema importância econômica na agricultura brasileira, sua produção atingiu 135.911,7 milhões de toneladas em uma área de 38.507,6 milhões de hectares (ha) na safra 2020/21, conferindo ao país a liderança mundial na produção do grão. O Mato Grosso é o maior produtor brasileiro da oleaginosa,

em 17.714,8 milhões de hectares cultivados, foram produzidas 73.436,3 milhões de toneladas do grão, obtendo uma produtividade média de 4.145,0 kg/ha na safra 2020/21 (Conab, 2021).

Com o avanço da sojicultura em todo território nacional e às extensas áreas utilizadas para a produção do grão, especialmente na região Centro-Oeste, intensificou-se a busca por dados

eficazes de mapeamento, extensão, monitoramento e estimativa de produtividade da cultura. Assim, o Sensoriamento Remoto (SR) revela-se como uma poderosa ferramenta para a obtenção de tais informações (Chaves et al., 2017; Formaggio e Sanches, 2017; Silva et al., 2019).

Atzberger (2013) especificou que as atividades agrícolas favorecem o uso do SR em relação a outros métodos de obtenção de informações, pois são influenciadas por variáveis altamente mutáveis no espaço e no tempo como padrões sazonais dos ciclos das culturas e variação de produtividade em curtos períodos, devido a condições desfavoráveis.

Na agricultura, as técnicas de SR possuem várias aplicações como estimar a biomassa e a produtividade da cultura; área cultivada; monitoramento de distúrbios e estresses; identificação de datas de plantio/semeadura; desenvolvimento fenológico, identificação de áreas com lacunas de produtividade e determinação de zonas de manejo (Atzberger, 2013). Andrade et al. (2014) revelaram que comparar dados coletados *in loco*, com dados orbitais ou aéreos, auxiliam na compreensão das sazonalidades dos ciclos fenológicos e contribuem com o acompanhamento dos fatores abióticos e bióticos, podendo distinguir áreas de vegetação sadia de anormais.

Nesse quesito, os índices de vegetação (IVs) possuem vasto potencial para mensurar a quantidade e as condições das plantas no campo, de forma rápida e abrangendo extensas áreas, como no demonstrado no estudo de Silva et al. (2019a) em áreas com cana-de-açúcar, citrus, mata e reflorestamento com eucaliptos, onde o uso de IV se mostrou útil para caracterizar os diferentes períodos de plantio e colheita, bem como, o vigor da vegetação das áreas agrícolas. Os IVs apresentam a relação entre a radiação solar e os tecidos fotossinteticamente ativos das plantas buscando realçar as informações sobre a fitomassa verde, contida na radiação refletida pelos dosséis da vegetação, por meio da combinação de bandas espectrais da faixa do visível e infravermelho próximo (Formaggio e Sanches, 2017).

Entre os principais IVs utilizados no SR, destacam-se o *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI), sensível à presença de clorofila e pigmentos absorvedores da radiação solar na faixa do vermelho, e o *Enhanced Vegetation Index* (EVI) índice que detecta a sensibilidade da variação da estrutura e arquitetura do dossel, incluindo o índice de área foliar e a fisionomia da planta, além de reduzir os efeitos da influência do solo e da atmosfera na vegetação (Huete et al., 2002).

Ampla gama de sensores orbitais são utilizados para identificar e monitorar a vegetação, entre eles, o *Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer* (MODIS), a bordo dos satélites Terra e Aqua, da *National Aeronautics and Space Administration* (NASA). A larga utilização desse sensor é fruto da combinação de alta resolução temporal e moderada resolução espacial (Huete et al., 2002; Formaggio e Sanches, 2017).

Estudos com o produto MOD13 (NDVI e EVI) da coleção do MODIS, demonstraram os índices com potencial promissor na elaboração de modelos de estimativa de produtividade de culturas como da soja (Gusso, 2011; Chaves et al., 2017; Shammi e Meng, 2020) e do milho (Bolton e Friedl, 2013).

Chaves et al. (2017) encontraram relação direta entre o comportamento espectro-temporal de soja obtidos por dados filtrados de 20 composições de imagens EVI e a produtividade ao final da safra, demonstrando que, nos talhões cujo perfil espectro-temporal apresentou dinâmica plena de ciclo fenológico, com maiores valores de pico vegetativo e amplitude, a produtividade foi maior.

Em estudo feito no Rio Grande do Sul, Gusso (2011) encontrou um desempenho satisfatório em nível estadual e municipal do MPDM (MODIS Productivity Detection Model) em estimar a produtividade de soja. O MPDM está fundamentado na identificação das componentes físicas predominantes da vegetação, durante o ciclo de desenvolvimento da cultura, que melhor podem ser representadas por imagens de índice de vegetação.

Séries históricas de NDVI e EVI do sensor MODIS podem ser observadas e analisadas pelo Sistema de Análise Temporal da Vegetação (SATVeg), sistema web desenvolvido pela Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária (EMBRAPA) que permite monitorar o comportamento da vegetação em toda América Latina de forma rápida e gratuita (Embrapa, 2015), como no estudo de Silva et al. (2019b) feito em áreas de silvicultura no Rio Grande do Sul, em que, as informações providas do SATVeg se mostraram eficientes para a caracterização temporal deste tipo de ecossistema.

Apesar de haver diversos modelos de previsão de safra agrícola como o de Abraham et al. (2019) que utilizaram redes neurais artificiais e de Alves et al. (2021) que usaram índices agrometeorológicos, poucos levam em consideração variáveis espectrais na equação. Assim, modelos oriundos da relação direta entre IVs e a produtividade, podem se tornar uma metodologia vantajosa, de fácil e rápida aplicação,

aliada à maior assertividade na estimativa de produtividade das culturas. No entanto, Welter et al. (2020) ao comparar NDVI obtidos a partir de dados não calibrados e reflectâncias de superfície (com correção) a fim de verificar o impacto da utilização dos dados brutos, chamam a atenção que dados oriundos de SR quando não tratados adequadamente, fatalmente levarão o usuário a equívocos e análises incorretas.

Assim, percebe-se que a utilização de produtos do SR pode auxiliar na elaboração de modelos de previsão da produtividade, ou só, ou em conjunto com dados oriundos de outras fontes.

O objetivo deste trabalho foi avaliar a estimativa de produtividade de soja com uso de perfis temporais de índices de vegetação do sensor

MODIS entre as safras 2003/04 a 2013/14, no município de Sapezal, Mato Grosso.

Material e métodos

Foram utilizados dados observados de produtividade de soja de 24 talhões cultivados das safras 2003/04 a 2013/14, pertencentes a uma fazenda comercial, localizada no município de Sapezal (Coordenadas: 8504196,78 m S, 329920,11 m E e altitude de 550 m), estado do Mato Grosso (Figura 1). De acordo com a classificação climática de Köppen, o clima atuante na região é do tipo Aw, com elevadas temperaturas, estações bem definidas (inverno seco e verão chuvoso) e alta precipitação anual.

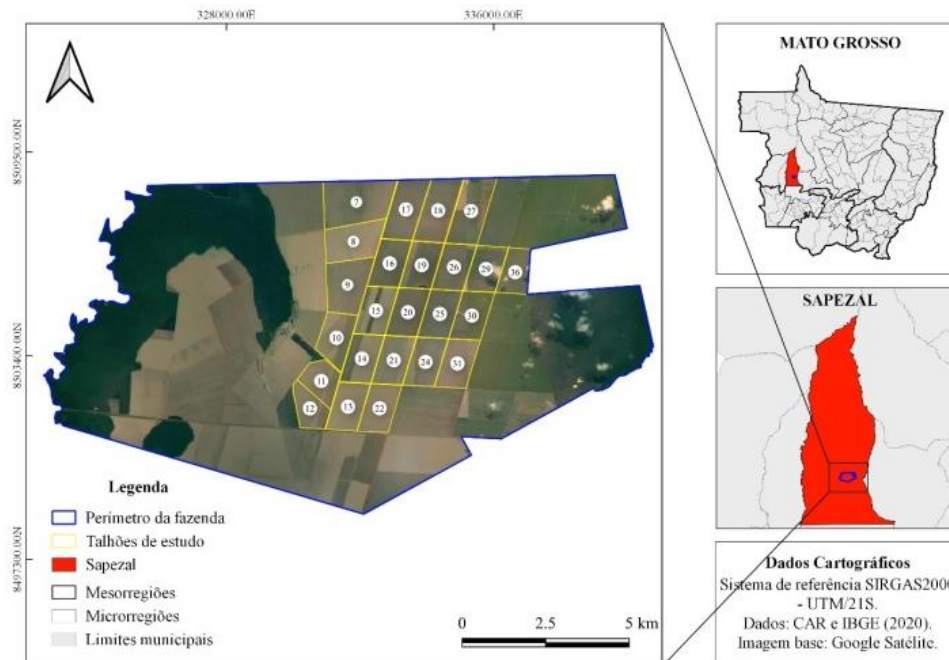


Figura 1. Localização dos talhões utilizados no estudo na área da fazenda, município de Sapezal, microrregião e mesorregião do estado do Mato Grosso.

Juntos, os talhões de estudo somaram uma área de aproximadamente 3.575,0 ha. O solo presente na fazenda segundo o SiBCS (2018) é o Latossolo Vermelho, com textura argilosa. O sistema de plantio direto na palhada foi adotado em grande parte da área, com espaçamento entre linhas de 0,45 m. A época de semeadura foi de setembro a novembro, sendo a soja cultivada como safra (cultivo principal).

Os dados de NDVI e EVI foram coletados pelo SATVeg, consistindo nos produtos MOD13Q1 e MYD13Q1, respectivamente, com valores variando de -1 a 1. As imagens foram processadas pela plataforma SATVeg a partir das bandas 1, 2 e 3, que correspondem às reflectâncias

na faixa do visível e (1 e 3) infravermelho próximo (Huete et al., 2002). O NDVI é calculado conforme a Equação 1 (Rouse et al., 1973), enquanto o EVI (Huete et al., 1997) é obtido por meio da Equação 2:

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

$$EVI = G * \left[\frac{NIR - Red}{NIR + C_1 (Red - C_2 (Blue + L))} \right] \quad (2)$$

onde, NIR, é a reflectância no infravermelho próximo; Red, reflectância no vermelho; G, fator de ganho; Blue, reflectância no azul; C_1 =

coeficiente de ajuste para o efeito de aerossóis da atmosfera na banda do vermelho (6); C_2 = coeficiente de ajuste para o efeito de aerossóis da atmosfera na banda do azul (7,5) e L , é o fator de ajuste para o solo (1).

O sensor MODIS possui uma resolução espacial de 250 m e temporal de 2 a 3 dias, quando combinado o uso dos dados do sensor a bordo dos satélites Terra e Aqua, os índices podem ser obtidos a cada 8 dias (Embrapa, 2018). Apesar da diferença de horário e idade das plataformas, a combinação permite maior detalhamento do desenvolvimento das plantas ao longo do ciclo (Formaggio e Sanches, 2017).

As áreas que compreendem os talhões foram importadas no SATVeg em arquivo vetorial do tipo *shapefile* (shp), no formato de polígono, disposto na janela meus arquivos (Figura 2). Posteriormente, para cada talhão foi calculado o perfil médio dos pixels do NDVI e EVI ao longo

do ciclo, com uso de pré-filtragem (NoData e Nuvem) e sem (Dados absolutos). Por fim, realizado o download dos dados, contendo os valores de NDVI médios, desvios padrão e datas das imagens no formato ‘.xls’, em seguida, manipulados em planilhas do software Microsoft Excel, versão 2017.

De acordo com a Embrapa (2015), a pré-filtragem da série temporal tem como finalidade corrigir as inconsistências causadas pela presença de nuvens (Nuvem) na imagem e/ou ausência de valores válidos (NoData), levando em consideração as informações de confiabilidade do pixel. A presença de pixels ruidosos ou com presença de nuvem nas imagens podem comprometer a qualidade dos dados, inviabilizar o uso e mascarar o valor absoluto (Silva et al., 2017).



Figura 2. Interface da plataforma SATVeg, composta pelo menu mapa (a), menu gráfico (b); menu de arquivos (c); área do gráfico (d) e download dos dados (e).

No decorrer do ciclo fenológico da cultura há uma variação na quantidade de material vegetal presente no dossel, que interage com a radiação eletromagnética (REM) e é captado pelo sensor. Assim, pode-se subdividir uma cultura de ciclo curto (ex. soja e milho) em três fases fenologicamente distintas, relacionadas com os principais componentes que influenciam na resposta espectral do dossel (Formaggio e Sanches, 2017).

Na primeira fase, que vai da semeadura até o desenvolvimento inicial, ocorre o domínio da refletância do solo. Na segunda fase, período do fechamento da entrelinha até a formação dos grãos, ocorre o domínio do dossel da lavoura na interação com a REM. A última fase é marcada pela maturação e senescência das plantas e há um

domínio do “plano de fundo” (Formaggio e Sanches, 2017).

Fehr e Caviness (1977) dividiram a fenologia da soja em duas grandes fases: Vegetativa (V) e reprodutiva (R). Entre as escalas mais usuais para o acompanhamento dos estádios de desenvolvimento da soja, está a escala DAS (dias após semeadura). Levando em consideração as fases descritas por Fehr e Caviness (1977) e Formaggio e Sanches (2017) aliado às datas de semeadura de cada talhão e ano agrícola, os valores médios de NDVI e EVI foram determinados nas faixas de DAS: 0-120 (todo o ciclo), 0-40 ($V_6 - V_6$), 40-80 ($V_6 - R_5$) e 80-120 ($R_5 - R_8$). Ademais, também foram considerados nas análises o máximo valor do IV encontrado ao longo do ciclo (Máx. ciclo) e a média obtida entre o valor que precede e

sucede ao máximo (inclusive) valor dos IVs (Méd. pico). Para a análise utilizou-se os seis talhões com maior variabilidade na produtividade observada durante o período de estudo.

Os IVs (variáveis independentes) foram correlacionados com a produtividade observada (variável dependente) usando o método da regressão linear simples ou polinomial de 2ª ordem, sendo definido aquele com melhor ajuste em função do menor valor-p simultaneamente com o maior coeficiente de determinação (R^2).

A validação da estimativa de produtividade foi realizada por meio do erro quadrático médio (EQM); erro médio (EM); coeficiente de determinação (R^2) e de correlação (r), índice de concordância (d) e índice de confiança (c), para as equações estatisticamente significativas nas respectivas faixas de cada IV.

O Índice de concordância (d) (Equação 3) descrito por Willmott (1981), oscila de 0 a 1, onde, a concordância perfeita é representada por valores iguais a 1. O índice indicou o quanto os valores de produtividade estimados pelo NDVI e EVI se ajustam aos valores observados de produtividade nos talhões.

$$d = 1 - \left[\frac{\sum_{i=1}^N (Y_i - X_i)^2}{\sum_{i=1}^N (|Y_i - \bar{Y}| + |X_i - \bar{X}|)^2} \right] \quad (3)$$

onde, X_i = são valores de produtividade estimados pelos IVs; $\bar{X}$ = são médias de produtividade estimadas pelos IVs; Y_i = são valores observados de produtividade e N = é o número de safra.

Com intuito de analisar a confiabilidade da produtividade estimada pelos IVs, calculou-se o Índice de confiança (c) descrito por Camargo e Sentelhas (1997), na equação 4.

$$c = r.d \quad (4)$$

onde, r = é o coeficiente de correlação e d = é o índice de Willmott.

Os resultados do Índice de confiança foram interpretados de acordo com a Tabela 1.

Tabela 1. Interpretação do Índice de confiança de Camargo e Sentelhas (1997).

Índice de confiança (c)	Desempenho
>0,85	Ótimo
0,76 a 0,85	Muito Bom
0,66 a 0,75	Bom
0,61 a 0,65	Mediano

0,51 a 0,60	Sofrível
0,41 a 0,60	Mau
≤0,40	Péssimo

O erro quadrático médio da estimativa (EQM) descrito por Allen (1986), foi calculado conforme a equação 5, considerando a soma da diferença das produtividades estimadas e observadas, onde N , representa o número de safras.

$$EQM = \left(\frac{\sum_{i=1}^N (Y_i - X_i)^2}{N-1} \right)^{1/2} \quad (5)$$

O erro médio (EM) representa a diferença entre as médias de produtividade, estimado pelos IVs e as produtividades observadas, indicando uma tendência dos índices em subestimar ($EM < 0$) e superestimar ($EM > 0$) os dados de produtividade, conforme a equação 6.

$$EM = \sum_{i=1}^N (Y_i - X_i) \quad (6)$$

Para verificar a significância estatística ao nível de 5% entre as médias das produtividades estimadas e observadas, utilizou-se o teste t-Student.

Resultados e discussão

A Figura 3 apresenta quatro séries temporais de NDVI e de EVI obtidas pelas médias de 6 talhões com as menores e maiores produtividades, sendo possível visualizar um comportamento típico de perfil espectral durante o ciclo da cultura da soja. Para ambas as classes de produtividade, o incremento dos IVs ao longo do desenvolvimento das plantas foi semelhante. Na fase inicial do ciclo da soja, os valores de NDVI e EVI foram baixos, sendo de 0,3 e 0,2, respectivamente. À medida que as plantas se desenvolvem, ganham biomassa e os valores aumentam até atingir o pico de desenvolvimento (aproximadamente de 60 a 70 DAS), seguido de estabilização e posteriormente o decréscimo em virtude da senescência e à perda de vigor da planta.

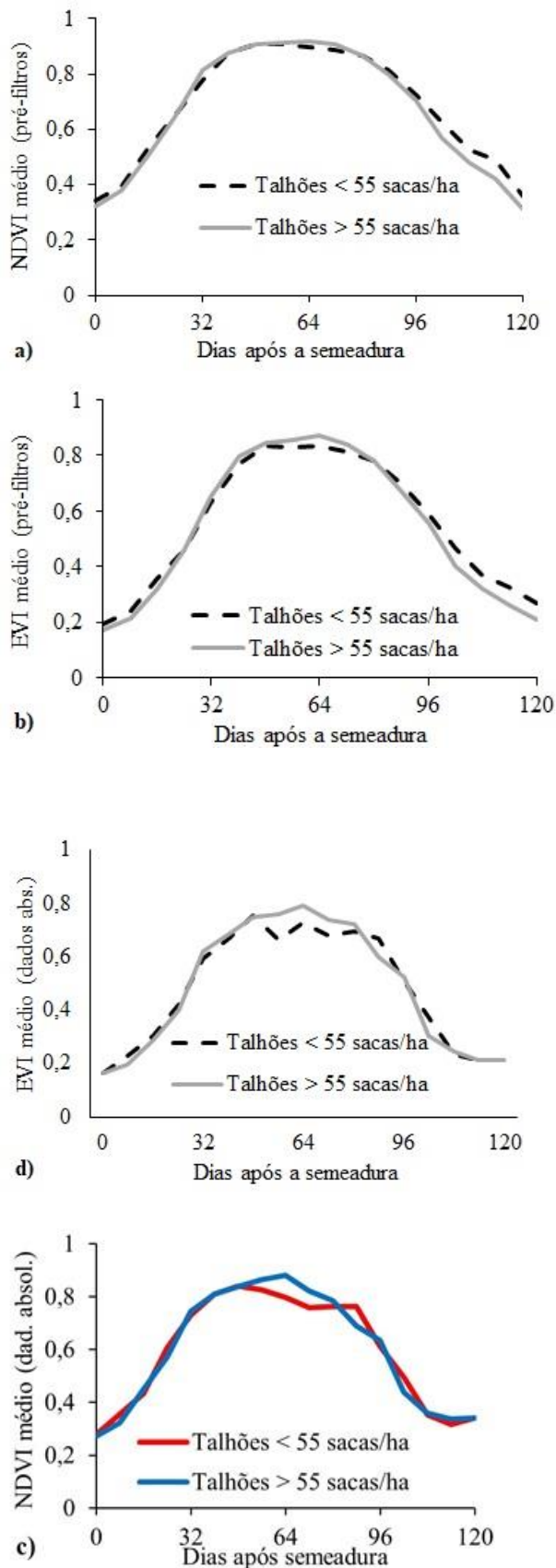


Figura 3. Séries temporais pré-filtradas (a e b) e absolutas (c e d) de NDVI e EVI para os seis (6) talhões com as maiores (>55 sacas/ha) e menores (<55 sacas/ha) produtividades.

Perfis espectrais semelhantes de NDVI e EVI são descritos por Oldoni et al. (2013) e Trindade et al. (2017), que atribuem valores mais baixos dos índices à solo exposto ou palhada, na medida que a planta se desenvolve, os índices aumentam até alcançar o ápice entre o final da fase vegetativa (V_n) e início da reprodutiva (R_1 - R_2), mantendo-se constante até R_5 e posteriormente os valores decaem com o amarelecimento das folhas na fase de senescência (R_5 - R_8).

Na tabela 2 estão presentes os coeficientes e as equações de regressão estatisticamente significativas ($p < 0,05$) entre a produtividade observada e as faixas de NDVI pré-filtradas e absolutas. Foram poucas regressões significativas, mas chama a atenção à obtida no talhão 18, em que, a polinomial de 1ª ordem foi a equação de melhor ajuste, explicando 79% da variação da produtividade no talhão.

Estas correlações predominantemente sem significância estatística contrariam ao encontrado em outros estudos como de Amaral et al. (2018) e Trindade et al. (2019). Ao correlacionar a produtividade da soja com o índice NDVI em estágio vegetativo avançado da soja, Amaral et al. (2018) obtiveram $R^2 = 1,0$, apontando que os maiores valores do IV na área estudada são preditores de maiores potenciais produtivos da cultura. No estudo de Trindade et al. (2019) a correlação do NDVI coletado no estágio R_2 (50 dias antes da colheita) com a produtividade foi de $R^2 = 0,44$. Porém, estes estudos utilizaram dados de produtividade de apenas uma safra que podem estar associadas às condições ideais de cultivo. Já no presente trabalho, o amplo período de safras utilizado para elaboração de modelos, revela a importância de se trabalhar com séries históricas de dados, permitindo gerar modelos de previsão mais assertivos.

Tabela 2. Coeficientes e equações de regressão nas correlações estatisticamente significativas ($p < 0,05$) entre as faixas de NDVI com dados absolutos (a) e pré-filtrados (b) e a produtividade dos talhões com maior variabilidade de produtividade entre as safras de 2003/03 a 2013/14.

Áreas	Dados absolutos (a)			Dados pré-filtrados (b)		
Talhão 09	r	R ²	Equação ajuste	r	R ²	Equação ajuste
Máx. (ciclo)		ns			ns	
Méd. (pico)	0,67	0,45**	$Y = 61,75x + 0,863239$		ns	
0 -120 DAS		ns			ns	
0-40 DAS		ns			ns	
40-80 DAS		ns			ns	
80-120 DAS		ns			ns	
Talhão 10						
Máx. (ciclo)		ns			ns	
Méd. (pico)		ns			ns	
0 -120 DAS		ns			ns	
0-40 DAS		ns			ns	
40-80 DAS		ns			ns	
80-120 DAS		ns			ns	
Talhão 14						
Máx. (ciclo)		ns			ns	
Méd. (pico)		ns			ns	
0 -120 DAS		ns		0,61	0,38*	$Y = -82,6x + 22,86$
0-40 DAS		ns			ns	
40-80 DAS	0,65	0,42*	$Y = 68,99x + 0,171$		ns	
80-120 DAS		ns			ns	
Talhão 18						
Máx. (ciclo)		ns			ns	
Méd. (pico)		ns			ns	
0 -120 DAS		ns			ns	
0-40 DAS		ns			ns	
40-80 DAS	0,79	0,63**	$Y = 54,33x + 12,83$		ns	
80-120 DAS		ns			ns	
Talhão 19						
Máx. (ciclo)		ns			ns	
Méd. (pico)		ns			ns	
0 -120 DAS		ns			ns	
0-40 DAS		ns			ns	
40-80 DAS		ns			ns	
80-120 DAS		ns			ns	
Talhão 25						
Máx. (ciclo)		ns				
Méd. (pico)		ns			ns	
0 -120 DAS		ns			ns	
0-40 DAS		ns			ns	
40-80 DAS		ns		0,74	0,54*	$Y = -7709x^2 + 1,361E04x - 5945$
80-120 DAS		ns			ns	

DAS= Dias após semeadura; ns= não significativo ao nível de 5% ($p > 0,05$); *significativo ao nível de 5% ($p < 0,05$);

**significativo ao nível de 1% ($p < 0,01$).

Os gráficos de dispersão para a faixa de $NDVI_{40-80DAS}$ nos talhões 18 e 25 mostraram ajustes diferentes da equação. A inclinação linear na Figura 4a indicou o aumento da produtividade observada da soja até em torno de 0,86 $NDVI_{40-80DAS}$, já na polinomial de 2ª ordem (4b), após o aumento desse valor (0,86) na faixa, associou-se a diminuição da produtividade.

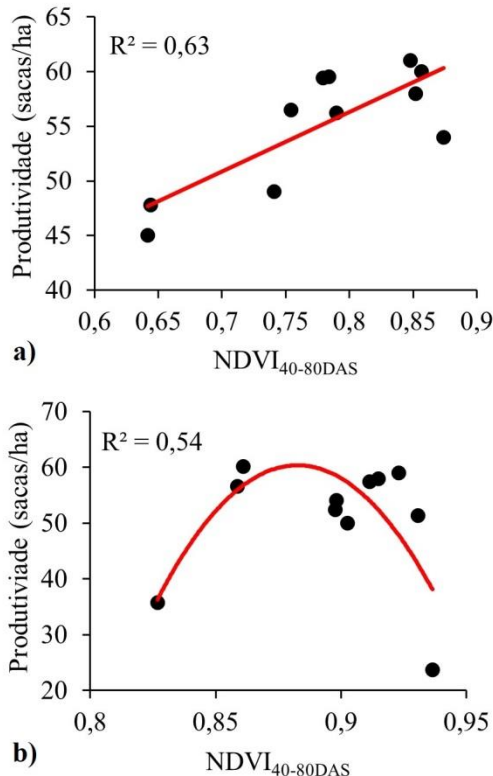


Figura 4. Gráficos de dispersão e equação de ajuste entre a faixa de $NDVI_{40-80DAS}$ sem filtragem (a) e pré-filtrados (b) com a produtividade observada nos talhões 18 e 25, respectivamente.

Efeitos similares foram notados nas faixas de $NDVI_{0-120DAS}$ e $NDVI_{Méd.pico}$. O aumento da média de $NDVI$ durante todo o ciclo (0-120) também foi associado ao aumento da produtividade observada, entretanto, os valores não ultrapassam 0,70, fato relacionado a influência do domínio da refletância por outros componentes no início e término do ciclo da cultura.

Os resultados para o EVI foram mais satisfatórios em termos de quantidade de correlações significativas (Tabela 3). O uso da pré-filtragem do EVI na série histórica, acarretou maior número de correlações significativas quando comparada ao perfil com dados absolutos. Desempenho análogo é descrito por Trindade et al. (2019) com a adoção da filtragem parcial da série histórica de IVs oriundos do sensor MODIS, onde ela propiciou resultados efetivos com a produtividade da soja em Campo Verde – MT.

A faixa $EVI_{0-40DAS}$ não se correlacionou com a produtividade em nenhuma situação, assim como as variáveis do talhão 18 (Tabela 3). As melhores respostas das faixas de EVI com a produtividade observada foram verificadas no máximo valor do índice registrado durante o ciclo ($Máx.ciclo$) e no período intermediário do ciclo (40-80 DAS), este por sua vez, explicou 91% da produtividade no talhão 25.

A Figura 5 representa os gráficos de dispersão das faixas de EVI pré-filtradas x produtividade observada, sendo majoritariamente as equações polinomiais de 2ª ordem com melhor ajuste, e que representam comportamento similar das correlações quando utilizados dados absolutos do índice.

Na Figura 5a, o aumento dos valores de $EVI_{Máx.ciclo}$ estão associados ao incremento na produtividade, enquanto o inverso é observado na faixa $EVI_{Méd.pico}$, com a curva descendente (Figura 5b). Já na Figura 5c, a regressão adquiriu o formato de curva côncava, onde nota-se que a aproximação aos limiares inferior e superior do EVI, a produtividade tende a diminuir.

Para os estádios de maturação e senescência da cultura ($EVI_{80-120DAS}$), os valores começam a decrescer devido a diminuição da atividade fotossintética e amarelecimento das folhas (Figura 5d). A correlação com a produtividade nessa faixa, pode estar associada a capacidade do EVI corrigir a influência do “plano fundo” na refletância do dossel.

Em suma, o EVI teve maior correlação com a produtividade observada do que o $NDVI$. Isso pode estar relacionado a menor influência dos efeitos atmosféricos e do solo e mais sensível em áreas com grande quantidade de biomassa vegetal, consequentemente, apresentando menor saturação (Huete et al., 2002). Fato distinto foi apontado por Bredemeier et al. (2013), que atribuem a superioridade do $NDVI$ em relação ao EVI, pela robustez da banda do infravermelho próximo em estimar o acúmulo de biomassa e do estágio fenológico da cultura, renderizando seu potencial produtivo.

Os dados estimados pelo $NDVI$, sem exceção, tiveram um péssimo desempenho pela classificação do índice de confiança, resultado corroborado pelo índice de concordância de Willmott com valores próximos a zero, ou seja, para essas áreas, as equações de $NDVI$ não estimaram as produtividades com valores mais próximos aos observados (Tabela 4). Com exceção do talhão 18, as faixas de $NDVI$ nas demais equações estatisticamente significativas não explicaram nem metade da variação de

produtividade, isto significa que o péssimo desempenho na estimativa pode ser explicado por fatores que não foram incluídos, total ou

parcialmente, nos anos utilizados para validar as equações.

Tabela 3. Coeficientes e equações de regressão nas correlações estatisticamente significativas ($p < 0,05$) entre as faixas de EVI com dados absolutos (a) e pré-filtrados (b) e a produtividade dos talhões com maior variabilidade de produtividade entre as safras de 2003/03 a 2013/14.

Áreas	Dados absolutos (a)			Dados pré-filtrados (b)		
Talhão 09	r	R ²	Equação ajuste	r	R ²	Equação ajuste
Máx. (ciclo)	0,75	0,56**	$Y = 73,38x - 10$	0,64	0,41*	$Y = 62,06x - 0,703$
Méd. (pico)		ns		0,70	0,49*	$Y = 68,2x - 3,6$
0 -120 DAS		ns		0,70	0,49*	$Y = 104x - 7,315$
0-40 DAS		ns			ns	
40-80 DAS	0,75	0,56**	$Y = 65,43x + 7,032$	0,61	0,38*	$Y = 62,52x + 1,92$
80-120 DAS		ns		0,62	0,38*	$Y = 39,83x + 30,41$
Talhão 10						
Máx. (ciclo)	0,75	0,56*	$Y = -2039x^2 + 3676x - 1595$	0,82	0,67*	$Y = -2024x^2 + 3672x - 1604$
Méd. (pico)		ns			ns	
0 -120 DAS		ns			ns	
0-40 DAS		ns			ns	
40-80 DAS		ns			ns	
80-120 DAS		ns			ns	
Talhão 14						
Máx. (ciclo)		ns			ns	
Méd. (pico)		ns		0,74	0,55*	$Y = -1147x^2 + 1936x - 755,5$
0 -120 DAS		ns		0,62	0,39*	$Y = -78,34x + 103,6$
0-40 DAS		ns			ns	
40-80 DAS		ns			ns	
80-120 DAS		ns		0,64	0,41*	$Y = -38,84x + 77,73$
Talhão 18						
Máx. (ciclo)		ns			ns	
Méd. (pico)		ns			ns	
0 -120 DAS		ns			ns	
0-40 DAS		ns			ns	
40-80 DAS		ns			ns	
80-120 DAS		ns			ns	
Talhão 19						
Máx. (ciclo)		ns			ns	
Méd. (pico)		ns			ns	
0 -120 DAS	0,64	0,41*	$Y = 73,55x + 22,86$		ns	
0-40 DAS		ns			ns	
40-80 DAS	0,63	0,39*	$Y = 29,6x + 38,18$		ns	
80-120 DAS		ns			ns	
Talhão 25						
Máx. (ciclo)	0,88	0,77**	$Y = -4016x^2 + 7218x - 3181$	0,88	0,77**	$Y = -4022x^2 + 7233x - 3190$
Méd. (pico)		ns		0,88	0,77**	$Y = -2292x^2 + 3768x - 1490$
0 -120 DAS		ns			ns	
0-40 DAS		ns			ns	
40-80 DAS		ns		0,91	0,83**	$Y = -2214x^2 + 3509x - 1330$
80-120 DAS		ns			ns	

DAS= Dias após semeadura; ns= não significativo ao nível de 5% ($p > 0,05$); *significativo ao nível de 5% ($p < 0,05$); **significativo ao nível de 1% ($p < 0,01$).

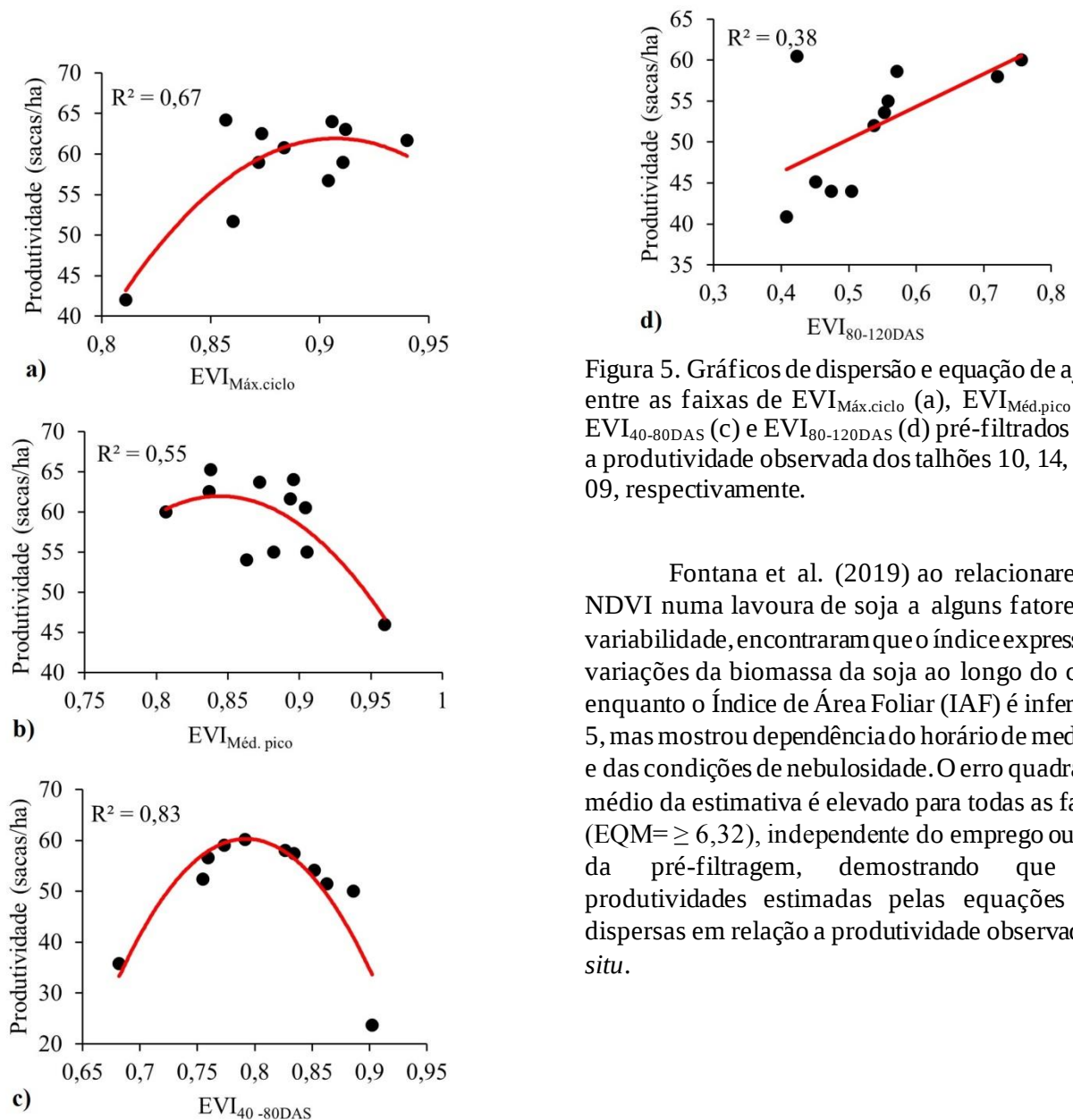


Figura 5. Gráficos de dispersão e equação de ajuste entre as faixas de EVI_{Máx.ciclo} (a), EVI_{Méd.pico} (b), EVI_{40-80DAS} (c) e EVI_{80-120DAS} (d) pré-filtrados com a produtividade observada dos talhões 10, 14, 25 e 09, respectivamente.

Fontana et al. (2019) ao relacionarem o NDVI numa lavoura de soja a alguns fatores de variabilidade, encontraram que o índice expressa as variações da biomassa da soja ao longo do ciclo enquanto o Índice de Área Foliar (IAF) é inferior a 5, mas mostrou dependência do horário de medição e das condições de nebulosidade. O erro quadrático médio da estimativa é elevado para todas as faixas ($EQM \geq 6,32$), independente do emprego ou não da pré-filtragem, demonstrando que as produtividades estimadas pelas equações são dispersas em relação a produtividade observada *in situ*.

Tabela 4. Indicadores de avaliação da produtividade estimada pelas equações estatisticamente significativas das faixas de NDVI entre as safras de 2003/04 a 2013/14 das áreas de produção da soja na fazenda.

Faixa de NDVI	Talhão	EQM	d	EM	r	c	R ²	valor-p
Méd. (pico)								
Dados absolutos	09	8,88	0,37	-5,23*	0,06	0,02	0,004	0,38
40-80 DAS								
Dados absolutos	14	6,83	0,38	-0,64 ^{ns}	0,03	0,01	0,001	0,69
	18	7,83	0,37	-1,57*	0,03	0,01	0,001	0,69
40-80 – DAS								
Pré-filtrados	25	54,46	0,03	-11,2*	0,00	0,00	0,00	0,96
0-120 DAS								
Pré-filtrados	14	6,32	0,39	1,68 ^{ns}	0,06	0,023	0,003	0,41

DAS= dias após semeadura; EQM= erro quadrático médio; d= índice de concordância; EM= erro médio; r=coeficiente de correlação; c= índice de confiança; R^2 = coeficiente de determinação; ^{ns}= não significativo e *significativo a 5% pelo teste t-Student.

Igualmente, os coeficientes oriundos da regressão tiveram valores extremamente baixos, demonstrando que as equações de NDVI não conseguiram explicar de forma congruente a variação da produtividade observada. Apesar de terem recorridos a apenas duas safras, Felix et al. (2019) mostraram que a integração de dados de período de semeadura, total pluviométrico, perfil temporal de NDVI e produtividade, permitiram uma melhor representação da variabilidade de produção de soja entre diferentes anos-safras. Francisco et al. (2020) mostraram que o cálculo feito com bandas corrigidas atmosféricamente, ou seja, com valores de refletância, resultou em uma imagem-índice que permitiu uma melhora na discriminação de maior número de classes e uso e cobertura de terra, melhorando o cálculo de índices de vegetação na resposta espectral dos alvos. Assim, há diferentes formas de usar índices de vegetação isoladamente ou em conjunto com outras variáveis, visando uma melhor eficiência na estimativa de características agrônômicas das culturas.

Analisando o erro médio, os talhões 9, 18 e 25 apresentaram diferenças significativas ($p < 0,05$) entre as médias observadas e estimadas, isto é, a produtividade estimada pelo NDVI difere produtividade média observada à campo.

A baixa performance do índice NDVI pode ser explicada pela natureza assintótica da relação de IAF x NDVI, conhecida como saturação do NDVI. Formaggio e Sanches (2017) revelam que o aumento da refletância ocorre conforme o número de camadas foliares, assim com a emissão de novas folhas da primeira para a segunda camada, observa-se aumentos significativos de refletância. À medida que novas camadas se desenvolvem, os aumentos da refletância vão sendo cada vez menores, ou seja, ocorrem mudanças sutis na radiação refletida pelo dossel das plantas mesmo com o aumento do IAF, caracterizando o comportamento de refletância infinita (R_{∞}).

De acordo com Formaggio e Sanches (2017), o NDVI quando plotado com ocasiões de

grande biomassa verde apresenta uma tendência assintótica em vez de linear. Tal afirmativa pode explicar por que o índice, apesar de ter correlação com a produtividade observada, não foi eficiente na estimativa da produção da soja para os demais talhões. Exemplificando, áreas com alta e média produtividade podem ter atingido distintos patamares de NDVI, entretanto essa diferença pode não ter sido diferenciada pelo sensor devido a saturação do índice após determinado valor de refletância.

Assim como o NDVI, o desempenho de todas as faixas de EVI com ambos os tipos de dados (pré-filtrados ou não) tiveram um péssimo desempenho de acordo com o índice de confiança. Os coeficientes de correlação e determinação obtiveram resultados baixos, representando que os dados de entrada do EVI não foram eficientes na compreensão da variação da produtividade da soja na fazenda, com exceção da faixa $EVI_{Máx.ciclo}$ do Talhão 09 (dados absolutos), que apresentou a melhor correlação ($r = 0,22$) e segundo menor EQM, destacando-se das demais.

Em geral, o EQM foi alto e o EM significativo ($p < 0,05$), confirmando as informações dos coeficientes oriundos da regressão, sobre a baixa eficiência do EVI em estimar de forma mais aproximada a produtividade da observada à campo. É de se esperar que períodos específicos ($EVI_{80-120DAS}$) e abrangentes ($EVI_{0-120DAS}$), tenham baixo desempenho, pois são faixas com dominância da refletância de componentes como solo, resíduos vegetais e folhas em amarelecimento, consequentemente apresentam expressiva variação de ano para ano, pois são influenciadas pelo tipo de cobertura morta ou resto vegetal (gramínea/leguminosa) e manejos do solo por exemplo. Cientes desta problemática, Coelho et al. (2019) usaram NDVI em conjunto com técnicas de processamento digital de imagens para melhorar a eficiência na identificação das variações durante o ciclo da soja e, assim, obtendo uma melhor estimativa da produtividade da cultura.

Tabela 5. Indicadores de avaliação da produtividade estimada pelas equações estatisticamente significativas das faixas de EVI entre as safras de 2003/04 a 2013/14 das áreas de produção da soja na fazenda.

Faixa de EVI	Talhão	EQM	d	EM	r	c	R ²	valor-p
Máx. (ciclo) Dados absolutos	09	6,02	0,48	-1,49*	0,22	0,10	0,05	0,002
	10	20,41	0,11	-1,68 ^{ns}	0,00	0,00	0,00	0,946
	25	39,03	0,05	-7,40*	-0,01	0,00	0,00	0,865
Máx. (ciclo) Pré-filtrados	09	5,98	0,42	-1,82*	0,16	0,07	0,02	0,029
	10	20,92	0,10	-1,67 ^{ns}	0,00	0,00	0,00	0,965
	25	38,94	0,05	-7,13*	-0,02	0,00	0,00	0,805
Méd. (pico) Pré-filtrados	09	6,63	0,42	-2,59*	0,11	0,05	0,01	0,114
	14	11,03	0,23	0,66*	0,02	0,00	0,00	0,790
	25	19,71	0,14	-7,68*	-0,02	0,00	0,00	0,824
0-120 DAS Dados absolutos	19	6,71	0,38	2,32*	-0,01	0,00	0,00	0,877
0-120 DAS Pré-filtrados	09	7,11	0,35	2,01*	-0,04	-0,01	0,00	0,790
40-80 DAS Dados absolutos	09	9,35	0,35	-3,82*	-0,01	0,00	0,00	0,026
	19	6,34	0,39	2,07*	-0,01	0,00	0,00	0,940
40-80 DAS Pré-filtrados	09	7,44	0,41	-3,76*	0,11	0,05	0,01	0,107
	25	27,17	0,09	-9,64*	-0,02	0,00	0,00	0,812
80-120 DAS Pré-filtrados	09	9,91	0,39	-6,54 ^{ns}	0,08	0,03	0,00	0,237
	14	7,08	0,32	0,61*	-0,08	-0,03	0,00	0,237

DAS= dias após semeadura; EQM= erro quadrático médio; d= índice de concordância; EM= erro médio; r= coeficiente de correlação; c= índice de confiança; R²= coeficiente de determinação; ^{ns}= não significativo e *significativo a 5% pelo teste t-Student.

No estado do Mississippi – EUA, Shammi e Meng (2020) usaram séries temporais de IVs do MODIS aplicadas na elaboração de modelos de crescimento e rendimento da soja em diferentes estádios de desenvolvimento (VGM) dias após emergência e obtiveram ajustes de até 95% para ambos os índices, no período VGMmáx, VGM70, VGM85 e VGM98. Esses resultados corroboram parcialmente com os do presente trabalho, já que o EQM encontrado pelas autoras foi de 0,034 para o NDVI VGM85 e 0,033 para o EVI VGMmáx, valores inferiores aos encontrados para a área de estudo em Sapezal.

Ainda nos EUA, Bolton e Friedl (2013) obtiveram modelos lineares capazes de prever a produtividade de milho e soja utilizando os índices espectrais provenientes do MODIS. Os índices foram combinados com as métricas de fenologia das culturas, obtendo as correlações mais altas entre os IVs e a produtividade aos 80 dias após a emergência para a soja.

O gráfico de dispersão 1:1 (Figura 6) indica que predominantemente há uma tendência do modelo (equação) $EVI_{Máx.ciclo}$ (melhor desempenho) em subestimar a produtividade, ou seja, estimar valores abaixo ao observado. Porém,

para produtividades observadas abaixo de 50 sacas/ha o modelo tende a superestimar.

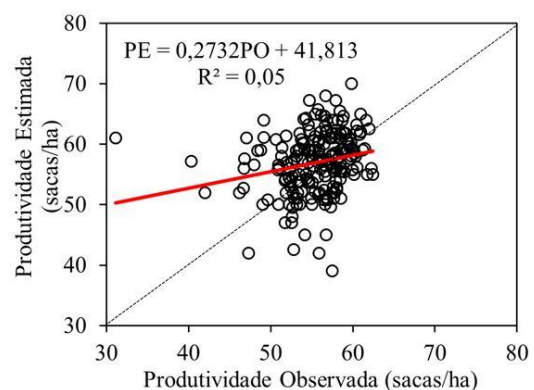


Figura 6. Gráfico de dispersão e reta linearizada entre a produtividade estimada pela equação $EVI_{Máx.ciclo}$ e os dados de produtividade observadas em 18 talhões, durante as 11 safras estudadas. PE= Produtividade estimada e PO= Produtividade observada.

Trindade et al. (2019) relataram que os IVs derivados das imagens do sensor MODIS não apresentaram considerável poder preditivo de produtividade, apesar de haver uma tendência na curva de regressão. Isso vem ao encontro dos

resultados do presente trabalho, mesmo com correlações elevadas para determinadas faixas, ao estimar a produtividade usando as equações com dados das áreas imediatamente vizinhas, o NDVI e o EVI não obtiveram satisfatórias estimativas de produtividade.

Para Chaves et al. (2017), há uma relação direta entre o comportamento espectro-temporal do EVI e a produtividade final, cujos talhões com maiores valores de picos vegetativos e amplitude obtiveram maior produtividade. Entretanto, os autores não quantificam tal variabilidade produtiva, apenas mencionam a estreita relação do máximo vigor vegetativo com a produção.

Assim como no trabalho de Chaves et al. (2017), o cenário pode ser verificado no presente estudo. Apesar do comportamento espectral ser análogo para os talhões com menores e maiores produtividades, notou-se estreita superioridade dos valores de EVI e NDVI no período de máximo vigor das plantas, nas áreas mais produtivas para as 11 safras analisadas utilizando os dados pré-filtrados. Já na série histórica com dados absolutos, foi possível notar que a amplitude do pico e valores na faixa de máximo vigor vegetativo foi maior para os talhões mais produtivos em relação aos menos produtivos.

A baixa acurácia e precisão da produtividade estimada pelos IVs neste estudo, provavelmente deve-se as diferentes cultivares semeadas, que possuem grupos relativos de maturação distintos, além dos diferentes sistemas de manejo do solo, teor de argila, matéria orgânica, adubação, controle de pragas e doenças empregados durante o ciclo de cultivo e época de colheita, fato comprovado pela variação de 5 sacas/ha na produtividade observada *in situ* presente nos dados da fazenda.

Outro ponto imprescindível é relacionar as informações extraídas dos IVs com dados observados *in situ*. Ao analisar as informações coletadas dos talhões, é preciso chamar a atenção quanto a utilização isolada do NDVI e do EVI como variáveis predictoras de produtividade. Essa situação pode ser observada no talhão 25 na safra 2013/14, com associação de alto valor de IV (0,86 NDVI e 0,79 EVI) com a menor produtividade (23,9 sacas/ha). No referido ano agrícola houve a redução de 50% de produtividade no talhão devido a presença de “grãos ardidos”, característica que não é levada em consideração pelos modelos do IVs.

É relevante salientar que nem sempre grande biomassa vegetal e condições adequadas de saúde da cobertura vegetal são indicadores de maiores produtividade, circunstância que pode ser

exemplificada com o abortamento de vagens em resposta da planta a condições adversas de ambiente, como o observado no Paraná. Na ocasião, isso aconteceu em decorrência da precipitação acima da média e ausência adequada da insolação em função da nebulosidade, como relatado em nota técnica emitida pelo IDR (2021) e pela Embrapa (2018) nas safras 2020/21 e 2017/18, respectivamente.

A situação explanada anteriormente revela que mesmo os IVs prevendo de forma aproximada a produtividade dentro de uma faixa (ex. 40-80DAS), fatores abióticos e bióticos podem acometer a lavoura após a quantificação da produção e reduzir significativamente o rendimento da área, podendo induzir ao erro da previsão de produtividade feita apenas pelos IVs.

Além disso, a moderada resolução espacial do sensor MODIS pode não ter quantificado de forma detalhada a variação da condição da vegetação na área compreendida pelo pixel (6,25 hectares). Nesse sentido, outros sensores como o *Operational Land Imager* (OLI), *Enhanced Thematic Mapper* (ETM), *Thematic Mapper* (TM) e *Enhanced Thematic Mapper Plus* (ETM+) a bordo da constelação Landsat, é uma boa alternativa de dados gratuitos para o estudo de perfis temporais de IVs com maior nível de detalhamento, já que a resolução espacial é de 30 m, como demonstrado no estudo de Roy e Yan (2020). Porém, os autores recorreram a modelos harmônicos para ajustar séries temporais de IVs oriundos de sensores TM e ETM+ para o monitoramento de algumas culturas agrícolas nos Estados Unidos, onde o uso desses modelos foi recomendado, dependendo do número de observações por pixel.

Conforme descrito pela Embrapa (2015), quando optado pela aplicação da pré-filtragem na plataforma SATVeg para a eliminação de valores não válidos, os dados são submetidos ao método de interpolação bi-linear. Esse processo pode ter acentuado a extrapolação do limiar superior referente a saturação dos IVs, e consequentemente diminuindo a confiabilidade do valor real do pixel, principalmente quando há presença de nuvens.

O SATVeg ainda dispõe de outras opções para minimizar os efeitos da influência atmosféricas e da geometria de aquisição das imagens e que podem ser alternativas para gerar novos ensaios e avaliar a correlação com a produtividade observada. São três opções de filtros: FlatBottom, Wavelet Coiflet4 e Savitzky-Golay (SG), que buscam eliminar variações bruscas nos valores espectrais dos IVs e facilitar a

compreensão da dinâmica temporal da vegetação (Embrapa, 2015).

Como o comportamento espectral da soja se apresentou de forma semelhante em talhões com alta e baixa produtividade, é relevante levar em consideração e agregar outras variáveis na elaboração de modelos de estimativa de produtividade como feito por Rizzi e Rudorff (2007), aliando dados meteorológicos e espectrais em um modelo agrônomo-espectral para previsão da produtividade de soja.

Conclusões

Para um extenso período de safras os IVs (NDVI e EVI) não obtiveram bons desempenhos na estimativa de produtividade na área de estudo.

A produtividade de soja na fazenda está relativamente mais atrelada ao EVI do que ao NDVI. O modelo (equação) com melhor estimativa de produtividade da soja teve como variável de entrada os dados absolutos do máximo valor de EVI ($EVI_{Máx.ciclo}$) registrado durante o ciclo de desenvolvimento da cultura.

Referências

- Abraham, E.R., Reis, J.G.M. dos, Tolo, R.C., Souza, A.E. de, Colossetti, A.P., 2019. Estimativa da produção da soja brasileira utilizando redes neurais artificiais. *Revista Agrarian* [online] 12. Disponível: <<https://ojs.ufgd.edu.br/index.php/agrarian/article/view/9209>>. Acesso: 12 fev. 2022.
- Allen, R.G.A., 1986. Penman for all seasons. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering* 112, 348-386.
- Alves, M.P., Minuzzi, R.B., Caron, M.L., 2021. Identificação de estiagens e estimativas de produtividade de milho para o município de Campos Novos, Santa Catarina. *Revista Brasileira de Climatologia* [online] 28. Disponível: <<https://revistas.ufpr.br/revistaabclima/article/view/75917/43015>>. Acesso: 16 fev. 2022.
- Amaral, K.F.S., Obuti, R.B., Rosa, H.A., 2018. Relação entre índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI) e mapa de produtividade na cultura de soja. Trabalho de Conclusão de Curso – Graduação em Fertilidade do Solo na Agricultura. 08/12/2018. Cascavel – PR.
- Andrade, R.G., Vicente, L.E., Teixeira, A.H.C., Leivas, J.F., Victoria, D.C., Roggia, S., Franchini, J.C., 2014. Uso do sensoriamento remoto na obtenção de parâmetros biofísicos em plantios de soja. In: Bernardi, A. C. C. et al. *Agricultura de precisão: resultados de um novo olhar*. Embrapa Instrumentação.
- Atzberger, C., 2013. Advances in Remote Sensing of Agriculture: Context Description, Existing Operational Monitoring Systems and Major Information Needs. *Remote Sensing* 5, 949-981.
- Bolton, D.K., Friedl, M.A., 2013. Forecasting crop yield using remotely sensed vegetation indices and crop phenology metrics. *Agricultural and Forest Meteorology* 173, 74-84.
- Bredemeier, C., Variani, C., Almeida, D., Rosa, A.T., 2013. Estimativa do potencial produtivo em trigo utilizando sensor óptico ativo para adubação nitrogenada em taxa variável. *Revista Ciência Rural* 43, 1147-1154.
- Camargo, A.P., Sentelhas, P.C., 1997. Avaliação do desempenho de diferentes métodos de estimativa da evapotranspiração potencial no Estado de São Paulo. *Revista Brasileira de Agrometeorologia* 5, 89-97.
- Chaves, M.E.D., Alves, M. de C., Rodrigues, J.D.P., Trindade, F.S., 2017. Perfis temporais EVI/MODIS e sua relação com a produtividade de cultivares de soja no Estado do Mato Grosso. In: *Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto*, 18, 2017, Santos, SP. Anais ... Brasília: INPE. p. 5968-5975.
- CONAB. Companhia Nacional de Abastecimento, 2021. Acompanhamento da Safra Brasileira de Grãos, Brasília-DF, v. 8, n. 10.
- EMBRAPA. Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária, 2015. Sistema de Análise Temporal da Vegetação. Disponível: <<http://www.satveg.cnptia.embrapa.br>>. Acesso: 01 jun. 2021.
- EMBRAPA. Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária, 2018. Satélites de Monitoramento. Campinas, SP. Disponível: <<https://www.embrapa.br/satelites-de-monitoramento>>. Acesso: 10 jun. 2021.
- EMBRAPA. Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária, 2018. Abortamento de vagens e enchimento deficiente de grãos em soja na safra 2017/18. Nota Técnica. Londrina, PR.
- Felix, L.D., Fontana, D.C., Schirmbeck, J., 2019. Integração de dados para caracterizar e compreender a variabilidade na produção de soja. In: *Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR)*, 19, Santos. Anais... São José dos Campos: INPE, 2019.
- Fehr, W.R., Caviness, C.E., 1977. Stages of soybean development. Ames, Iowa: Iowa State University of Science and Technology, 1673

- Cooperative Extension Service. 11 p. (Special Report, n. 80).
- Formaggio, A.R.; Sanches, I.D., 2017. Sensoriamento Remoto em agricultura. São Paulo, Oficina de Textos. 235p.
- Fontana, D.C., Santos, L.N. dos, Dalmago, G.A., Schirmbeck, J., Schirmbeck, L., 2019. NDVI e alguns fatores de variabilidade. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR), 19, Santos. Anais... São José dos Campos: INPE, 2019.
- Francisco, C.N., Ruiz, P.R.S., Almeida, C.M., Gruber, N.C.; Anjos, C.S., 2020. Análise do impacto da correção atmosférica no cálculo do Índice de Vegetação por Diferença Normalizada a partir da imagem Landsat 8/OLI. Revista Brasileira de Geografia Física 13, 76-86.
- Gusso, A., 2011. Produtividade da cultura da soja no Rio Grande do Sul com dados EVI/MODIS. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR), 15, Curitiba. Anais... São José dos Campos: INPE, 2011.
- Huete, A.R., Liu, H.Q., Batchily, K., Van Leeuwen, W., 1997. A comparison of vegetation indices global set of TM images for EOS-MODIS. Remote Sensing of Environment 59, 440-451.
- Huete, A., Didan, K., Miura, T., Rodriguez, E.P., Gao, X., Ferreira, L.G., 2002. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. Remote Sensing of Environment 83, 195-213.
- IDR-Paraná. Instituto de Desenvolvimento Rural do Paraná, 2021. Condições climáticas e abortamento de vagens na cultura da soja no estado do Paraná na safra de 2020/2021. Nota Técnica. Curitiba, PR.
- IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística, 2020. Geociências. Disponível: <<https://www.ibge.gov.br/geociencias/downloads-geociencias.html>>. Acesso em: 05 jul. 2021.
- Oldoni, L., Prudente, V.H.R., Mercante, E., Lima, P.H.P de, 2013. Acompanhamento da cultura da soja através do índice 292 de vegetação NDVI para 35 municípios localizados no oeste do Paraná. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 16, Foz do Iguaçu, PR, Anais ... Brasília: INPE, 2013. p. 460-467.
- Rizzi, R., Rudorff, B.F.T., 2007. Imagens do sensor MODIS associadas a um modelo agrônomo para estimar a produtividade de soja. Pesquisa Agropecuária Brasileira 42, 73-80.
- Rouse, J.W., Haas, R.H., Schell, J.A., Deering, D.W., 1973. Monitoring vegetation systems in the great plains with EARTS. In: Earth Resources Technology Satellite-1 Symposium, 3, 1973, Washington, EUA, Anais... Nasa, p.309-317.
- Shammi, S.A., Meng, Q., 2020. Use time series NDVI and EVI to develop dynamic crop growth metrics for yield modeling. Ecological Indicators 02-12.
- Roy, D.P., Yan, L., 2020. Robust Landsat-based crop time series model. Remote Sensing of Environment 238, 110810.
- Silva, F.S., Vaz, C.M.P., Speranza, E.A., Galbieri, R., Esquerdo, J.C.D.M., Villela, J.M., Crestana, S., 2019. Correlações da produtividade do algodoeiro com índices de vegetação obtidos por séries temporais de imagens de satélite. In: Simpósio Nacional de Instrumentação Agropecuária, 1, 2019, São Carlos, SP. Anais... São Carlos: EMBRAPA. p.170-174.
- Silva, R.G. da., Souza, K.B. de, Juvanhol, R.S., Peluzio, T.M. de O., Santos, A.R. dos, 2017. Análise da confiabilidade dos dados MODIS para estudo da vegetação em séries temporais. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 18, Santos, SP. Anais ... Brasília: INPE, 2017. p. 539-545.
- Silva, I.D.C., Silva, Y. de F. da, Romero, S.W.S., Garçom, E.A.M., Rocha, J.V., Araújo, G.K.D. de, 2019a. Avaliação de perfis temporais de NDVI em pixels puros provenientes do sensor MODIS. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 19, 2019, Santos, SP. Anais... São José dos Campos: INPE, Disponível em: <https://proceedings.science/proceedings/100063/_papers/97551/download/abstract_file1>. Acesso em: 20 mar. 2022.
- Silva, C.Y. de O., Trentin, A.B., Mendes, I.S., Fernandes, D.M., Silva, M.B. da, Freitas, A.A. da, 2019b. Avaliação temporal de dados NDVI e EVI em áreas de silvicultura utilizando a plataforma SATVeg. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 19, 2019, Santos, SP. Anais... São José dos Campos: INPE, Disponível em: <<https://proceedings.science/sbsr-2019/papers/avaliacao-temporal-de-dados-ndvi-e-evi-em-areas-de-silvicultura>>

utilizando-a-plataforma-satveg>. Acesso em: 02 mar. 2022.

- Trindade, F.S., Alves, M. de C., Noetzold, R., 2017. Análise de perfis espectrotemporais de NDVI e EVI no ciclo fenológico da cultura de soja e sua aplicação em sojicultura de precisão. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 18, 2017, Santos, SP. Anais ... Brasília: INPE, p.3878-3885.
- Trindade, F.S., Alves, M.C., Noetzold, R., Andrade, I.C., Pozz, A.A.A., 2019. Relação espectro-temporal de índices de vegetação com atributos do solo e produtividade da soja. Revista Ciências Agrárias 62, 1-11.
- Welter, A., Statella, T., Lima, G.M. de, 2020. Distorções causadas pela falta de calibração radiométrica e efeitos atmosféricos na análise de dados de sensoriamento remoto orbital. Geografia 45, 361-383.
- Willmott, C.J., 1981. On the validation of models. Physical Geography 2, 184-194.