

## ESTIMATIVA DO ÍNDICE DE ÁREA FOLIAR E DA FRAÇÃO DE COBERTURA DO SOLO NAS CULTURAS DE MILHO E SOJA USANDO NDVI<sup>1</sup>

**LEORNAROD CHECHI<sup>2</sup>; MIRTA TERESINHA PETRY<sup>3</sup>; ZANANDRA BOFF DE OLIVEIRA<sup>4</sup>; MAX KLEBER LAURENTINO DANTAS<sup>5</sup>; CLARISSA MORAES DA SILVA<sup>6</sup> E ANDRESSA FUZER GONÇALVES<sup>7</sup>**

<sup>1</sup> Parte do trabalho de dissertação de Mestrado do primeiro autor - Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola – UFSM

<sup>2</sup> Eng. Agrônomo, Mestre em Engenharia Agrícola, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola, UFSM, Avenida Roraima, nº1000, Bairro Camobi, Santa Maria, RS, Brasil, CEP: 97195-000, [leonardo.chechi@gmail.com](mailto:leonardo.chechi@gmail.com)

<sup>3</sup> Eng. Agrônoma, Doutora, Professora do Departamento de Engenharia Rural, UFSM, Avenida Roraima, nº1000, Bairro Camobi, Santa Maria, RS, Brasil, CEP: 97195-000, [mirta.petry@gmail.com](mailto:mirta.petry@gmail.com)

<sup>4</sup> Eng. Agrícola, Doutora, Coordenadora acadêmica Curso de Engenharia Agrícola, Campus da UFSM de Cachoeira do Sul. Rod. Taufik Germano, n.3013, Bairro Passo D'Areia, Cachoeira do Sul, RS, Brasil, CEP: 96503-205, [zanandraboff@gmail.com](mailto:zanandraboff@gmail.com).

<sup>5</sup> Eng. Agrônomo, Doutor em Ciência do Solo, UFSM, Avenida Roraima, nº1000, Bairro Camobi, Santa Maria, RS, Brasil, CEP: 97195-000, [maxdantas22@gmail.com](mailto:maxdantas22@gmail.com).

<sup>6</sup> Eng. Agrícola, Aluna de Mestrado do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola, UFSM, Avenida Roraima, nº1000, Bairro Camobi, Santa Maria, RS, Brasil, CEP: 97195-000, [clarissamoraes37@outlook.com](mailto:clarissamoraes37@outlook.com).

<sup>7</sup> Acadêmica Curso de Agronomia, UFSM, Avenida Roraima, nº1000, Bairro Camobi, Santa Maria, RS, Brasil, CEP: 97195-000, [dessa.fuzer@gmail.com](mailto:dessa.fuzer@gmail.com).

### 1 RESUMO

Técnicas de sensoriamento remoto são utilizadas para avaliar mudanças na paisagem, como a fenologia, índice de área foliar (IAF), altura de plantas e fração de cobertura do solo ( $f_c$ ). Os índices de vegetação (VI) têm sido relacionados às características biofísicas das culturas, como o IAF e a  $f_c$ . Assim, o NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*) tem sido utilizado para verificar a dinâmica da vegetação durante o ciclo de cultivo. Nesse estudo, o NDVI foi usado para estimar a  $f_c$  e o IAF das culturas soja e milho, visando monitorar o estado atual da vegetação para avaliações das necessidades hídricas das culturas. Observações à campo do IAF e  $f_c$  foram realizadas em intervalos de aproximadamente 8 dias. O NDVI foi derivado de imagens do satélite Sentinel (sensores 2A e 2B) e processado na biblioteca *open-source* do *Google Earth Engine*. Observou-se elevado ajuste entre os valores observados e simulados, com valores de  $b_0$  próximos a 1,00,  $R^2 > 0,99$  e RMSE variando de 0,02 a 0,05 para a  $f_c$  e de 0,29 a 0,61 para o IAF, indicando que os modelos propostos foram eficientes no monitoramento dessas variáveis biofísicas.

**Palavras-chave:** Sentinel, Google Engine, índices de vegetação, IAF.

**CHECHI, L., PETRY, M.T., OLIVEIRA, Z. B., DANTAS, M. K. L., SILVA, C. M.; GONÇALVES, A. F.**

**ESTIMATION OF LEAF AREA INDEX AND FRACTON OF GROUND COVER OF CORN AND SOYBEAN CROPS USING NDVI**

## 2 ABSTRACT

Remote sensing techniques are used to assess changes in the landscape, such as phenology, leaf area index (LAI), plant height, and the fraction of ground cover ( $f_c$ ). Vegetation indices (VI) have been related to biophysical characteristics of crops, such as LAI and  $f_c$ . Thus, the NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) has been used to monitor vegetation dynamics throughout the crop development cycle. In this study, the NDVI was used to estimate the  $f_c$  and LAI of soybeans and corn crops, aiming to monitor the actual condition of the vegetation for crop water requirement assessments. Field observations of the LAI and  $f_c$  were carried out at intervals of approximately eight days. The NDVI used to estimate the  $f_c$  and LAI were derived from images of the Sentinel satellite (sensors 2A and 2B) and processed in the open-source Google Earth Engine library. A excellent fit between the observed and simulated values was observed, with values of  $b_0$  close to 1.00,  $R^2 > 0.99$ , and RMSE ranging from 0.02 to 0.05 for  $f_c$  and from 0.29 to 0.61 for LAI, indicating that the proposed models were efficient in the monitoring of these biophysical variables.

**Keywords:** Sentinel, Google Engine, vegetation indices, LAI.

## 3 INTRODUÇÃO

As características biofísicas das culturas variam espacialmente e temporalmente com o crescimento da vegetação, sendo importantes para avaliar os estádios fenológicos das culturas agrícolas, calendarizar práticas de manejo, como a aplicação de fertilizantes e o manejo da irrigação. O sensoriamento remoto (SR), através de índices de vegetação como o Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI), oferece vários indicadores das características de crescimento de culturas agrícolas, como o índice de área foliar (IAF) (YAO *et al.*, 2015), a fração de solo coberta pelo dossel ( $f_c$ ) (ASADI *et al.*, 2019) e o acúmulo de biomassa (GAO *et al.*, 2018), que são importantes parâmetros para estimar a produção de biomassa/grãos em escala regional ou em nível de propriedade agrícola. O uso do NDVI para se obter variáveis biofísicas do dossel, é possível, pois esse índice utiliza valores de refletância da superfície, obtidos nas faixas do vermelho e infravermelho próximo, que são uma função do teor de clorofila presente nas folhas (LÓPEZ-URREA *et al.*, 2020) e da

estrutura e estádio de desenvolvimento do dossel (PÔÇAS *et al.*, 2020).

A  $f_c$  e o IAF estão associados à dinâmica da vegetação, sendo úteis para o mapeamento de estágios fenológicos, provendo informações sobre práticas de manejo e a avaliação da produtividade (SAKAMOTO *et al.*, 2010). Para culturas como a soja e o milho, são os parâmetros biofísicos que descrevem o seu crescimento e desenvolvimento (DE LA CASA *et al.*, 2018). O conhecimento do aumento do IAF e a evolução da  $f_c$  nas diferentes fases do ciclo, permite particionar a evapotranspiração das culturas em transpiração das plantas e evaporação da água do solo (PAREDES *et al.*, 2017; 2018), determinar os coeficientes de cultura (ALLEN; PEREIRA, 2009), estimar a fração de radiação solar fotossinteticamente ativa interceptada pelo dossel das plantas (PURCELL *et al.*, 2002) e estimar a matéria seca das culturas (LI *et al.*, 2010). Consequentemente, a  $f_c$  e o IAF são comumente utilizadas como variáveis obrigatórias em modelos agrícolas como o AquaCrop (FOSTER *et al.*, 2017), o SIMDualKc (PAREDES *et al.*, 2017; 2018),

o CSM-CROPGRO (RICHETTI *et al.*, 2019), entre outros.

A  $f_c$  representa a densidade vertical e horizontal da vegetação, variando de 0% (solos nus ou sem vegetação) até 100%, quando o dossel é completo ou sombreia completamente o solo (RITCHIE *et al.*, 2010). Apresenta-se como uma excelente variável para estimar o IAF e a biomassa, que são parâmetros utilizados em modelos de predição do rendimento (BARKER *et al.*, 2018). Devido à heterogeneidade da vegetação em escala regional, a obtenção desses parâmetros em nível de superfície é difícil, restringindo ou impossibilitando o uso de modelos baseados em processos (YAO *et al.*, 2015). Assim, uma alternativa possível, visando alimentar modelos e reproduzir a situação atual de lavouras, é associar o SR para extrair parâmetros biofísicos da vegetação, como a  $f_c$  e o IAF (CAMPOS *et al.*, 2018). A utilização de índices de vegetação derivados do SR tem se tornado uma ferramenta de grande importância para a calibração e validação de modelos agrícolas (RICHETTI *et al.*, 2019; CAMPOS *et al.*, 2017; 2018; POÇAS *et al.*, 2015; NEALE *et al.*, 2012) devido à relação existente entre os índices de vegetação (IVs) e as características morfofisiológicas das culturas (IAF, a  $f_c$ , matéria verde da planta) e outros processos fisiológicos que dependem da absorção de radiação pelo dossel, incluindo a evapotranspiração da cultura ( $ET_c$ ) (POÇAS *et al.*, 2020; NEALE *et al.*, 2012).

O momento de ocorrência de um estádio fenológico específico de culturas

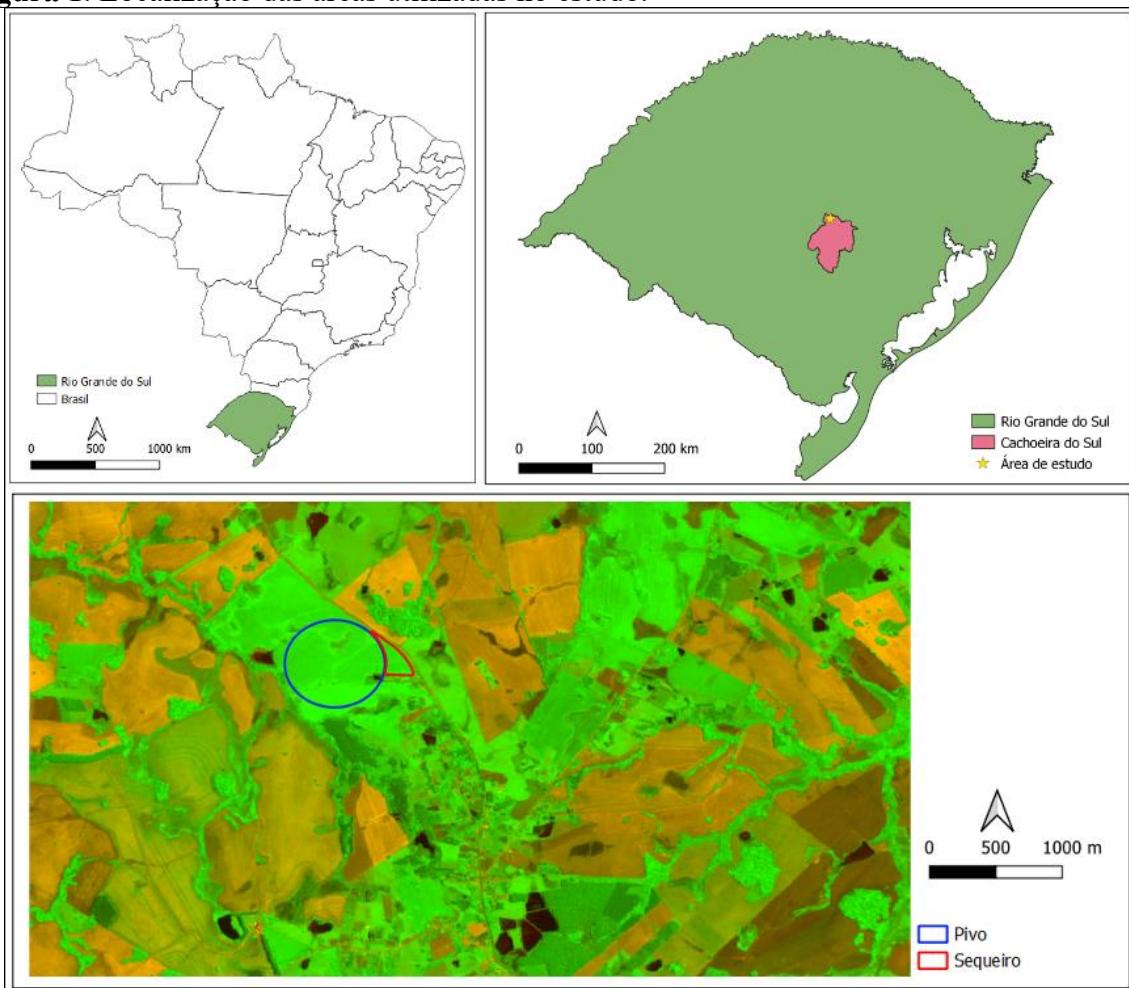
como a soja e o milho pode variar em diferentes locais e anos devido a fatores como época de plantio, umidade do solo, temperatura do ar e práticas de manejo (SAKAMOTO *et al.*, 2010). Desse modo, a observação *in situ* de datas de ocorrência e valores dessas variáveis limitam o uso de muitos modelos, pois as observações requerem tempo e recursos para serem realizadas. Consequentemente, resultados obtidos mediante observações de superfície continuadas do IAF, altura de planta e  $f_c$  são apropriados para serem integrados em escalas espaciais e temporais de interesse, em áreas maiores. Assim, o principal objetivo deste trabalho foi estimar a  $f_c$  e o IAF da soja e do milho, em condições irrigadas e de sequeiro, utilizando o índice de vegetação NDVI.

## 4 MATERIAL E MÉTODOS

### 4.1 Caracterização do local e observações das plantas

O estudo foi constituído de experimentos de campo, realizados em área irrigada por pivô central (44 ha) e de sequeiro (3 ha), no ano agrícola de 2018/19, na Depressão Central do Rio Grande do Sul (Figura 1), com as culturas do milho (safra) e soja (safrinha), irrigado e de sequeiro. Ambas as áreas apresentavam características de solo e relevo semelhantes, cultivadas com os mesmos híbridos de milho e cultivares de soja.

**Figura 1.** Localização das áreas utilizadas no estudo.



**Fonte:** Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) (2020) e Sentinel 2 – novembro de 2018.

O manejo das culturas foi feito de acordo com as recomendações técnicas e nível tecnológico do produtor. Em cada uma das áreas foram delineadas três parcelas experimentais de 4 x 4 metros para as determinações do IAF e da  $f_c$ . As observações feitas nas parcelas foram utilizadas como sendo representativas da área total irrigada (44 ha) e de sequeiro (3 ha), para fins de obtenção do NDVI. O híbrido de milho BG7318YH foi semeado sobre palhada de aveia, em 08 de agosto de 2018, com população de 78 mil plantas  $ha^{-1}$ ; a colheita ocorreu em 14 de janeiro de 2019. A cultivar de soja TMG 7062 foi semeada em sucessão ao milho, em 24 de janeiro, utilizando população de 444 mil plantas  $ha^{-1}$ ; a colheita ocorreu em 17 de maio de 2019.

Ambas às culturas foram semeadas em espaçamento de 0.45 m entre linhas.

Observações do IAF e dos principais estádios fenológicos foram realizadas em intervalos de aproximadamente 8 dias, em duas plantas previamente demarcadas, em cada parcela experimental. A determinação da área foliar do milho foi realizada de forma não destrutiva, medindo-se a maior largura e comprimento das folhas completamente desenvolvidas e estimando-se a área de cada folha individual usando a metodologia de Stickler, Wearden, Pauli (1961). Na soja, mediu-se a máxima largura e o comprimento do folíolo central do trifólio, ajustando-se a área do trifólio e da planta conforme a metodologia descrita por Richter *et al.* (2014). O IAF foi determinado pela razão

entre a área foliar da planta ( $\text{cm}^2$ ) pela superfície ocupada por essa planta ( $\text{cm}^2$ ).

A  $f_c$  foi determinada a partir de fotografias, as quais foram obtidas do centro de cada parcela, utilizando uma câmera digital modelo Sony (W800 20.1MP), de lente circular Sony, com Zoom Óptico de 29MB (Sony Brasil, Inc.). A câmera foi instalada sobre um tripé, a 1,20 m acima do dossel, inclinada em 70° graus em relação a horizontal, de forma a alcançar a máxima visualização possível dentro da parcela e minimizar os efeitos externos à área de plotagem. O campo de visão tinha 1,00 m de largura e 1,20 m de comprimento, abrangendo duas linhas de semeadura. Entre as linhas da cultura, adicionou-se uma marcação no solo de 0,20 m para a determinação da escala. O tamanho da imagem era de 576 x 1152 pixels, em formato de arquivo JPEG (*Joint Photographic Experts Group*), com tamanho de 132 Kb cada imagem. As imagens foram registradas entre 14h00min e 16h00min a fim de evitar influências da sombra do dossel da cultura.

Depois de registradas, as fotos foram transferidas para um computador para análise individual, utilizando o *software* ImageJ® (desenvolvido pelo *National Institute of Health*, EUA). O *software* tem opção de seleção para definir matiz e saturação. Definições de matiz de 25 a 130, combinada com valores de saturação de 10 a 75, correspondem a folhas verdes (XIONG *et al.*, 2019). Dessa forma, a partir da escala colocada em cada imagem, calculou-se a área total da imagem e a área correspondente ao dossel da cultura e a superfície do solo. Dividindo-se a área correspondente ao dossel da cultura pela área total da imagem, determinou-se a  $f_c$ .

## 4.2 Manejo da irrigação

O manejo da irrigação foi realizado pelo Sistema Irriga®, um serviço de manejo e monitoramento de irrigação que utiliza um

fator de depleção da água no solo de 0,40, ou seja, a irrigação é recomendada sempre que a disponibilidade de água no solo baixar 40% do total de água disponível (TAW). O sistema considera a profundidade do sistema radicular de forma crescente, variando de 0 a 0,70 m, sendo 0 no dia da semeadura e 0,70 quando a cultura atingir o máximo de crescimento. A evapotranspiração da cultura ( $ET_c$ ) foi calculada a partir da evapotranspiração de referência ( $ET_0$ ) e do coeficiente de cultura simples ( $K_c$ ), ajustado ao sistema de cultivo, cultura e solo, conforme proposto por Allen *et al.* (1998). A lâmina total irrigada durante o ciclo foi de 119 e 44 mm para o milho e a soja, respectivamente.

## 4.3 Imagens de satélite e NDVI

A  $f_c$  e o IAF para a soja e o milho foram estimados utilizando-se o NDVI derivado de imagens de satélite. As imagens em âmbito espacial foram obtidas pelo satélite Sentinel (sensores 2A e 2B). Ambos os sensores foram utilizados de forma complementar, com a intercalação das visitas, para cobrir a maior frequência temporal possível e evitar cobertura de nuvens.

Para o cálculo do NDVI, utilizou-se as bandas do vermelho e do infravermelho próximo, sendo respectivamente as bandas de número 4 e 8. Essas bandas têm 665 nm e 842 nm de centro de banda para o vermelho e o infravermelho próximo, respectivamente, com espessura de 20 nm para a banda do vermelho e 115 nm para a do infravermelho próximo. A resolução espacial foi de 10 m e a frequência de revisita de cada satélite foi de 10 dias, sendo a constelação combinada (2A e 2B) de 5 dias (EUROPE SPACE AGENCY, 2015).

O NDVI foi processado usando-se a biblioteca *open-source* do *Google Earth Engine* (GORELICK *et al.*, 2017) (<https://earthengine.google.com/>). Todas as imagens que apresentavam alguma

cobertura de nuvens foram descartadas. Utilizou-se a média de NDVI da área total irrigada (44 ha) e de 3 das ha da área de sequeiro.

#### 4.4 Estimativa da $f_c$ NDVI e do IAF<sub>NDVI</sub>

A partir dos valores de NDVI derivados das imagens do satélite, estimou-se a  $f_c$  e o IAF, aqui denominados de  $f_c$  NDVI e IAF<sub>NDVI</sub>. Para a estimativa da  $f_c$  NDVI adotou-se a metodologia proposta por Pôças *et al.* (2015), descrita na Equação 1.

$$f_c \text{ NDVI} = \beta_1 \left( \frac{\text{NDVI}_i - \text{NDVI}_{\min}}{\text{NDVI}_{\max} - \text{NDVI}_{\min}} \right) + \beta_2 \quad (1)$$

Em que,  $\beta_1$  é um coeficiente empírico (0 a 1), o qual depende do valor máximo do NDVI em cada estádio de desenvolvimento da cultura; NDVI<sub>i</sub> corresponde ao NDVI para uma data específica, e NDVI<sub>max</sub> e NDVI<sub>min</sub> são os NDVIs para o máximo e mínimo de cobertura vegetal, respectivamente; e  $\beta_2$  corresponde a um coeficiente de ajustamento associado com a senescência da cultura e amarelecimento das folhas.

O NDVI é sensível à senescência das folhas, resultando em valores menores no final do ciclo da cultura. Assim,  $\beta_2$  compensa a diminuição do índice de vegetação em função da senescência, que depende da  $f_c$  (PÔÇAS *et al.*, 2015). Os parâmetros da Equação 1 foram calibrados com o conjunto de dados das áreas irrigadas e validados com as áreas de sequeiro, para o milho e soja, respectivamente. Na calibração dos coeficientes NDVI<sub>max</sub>, NDVI<sub>min</sub>,  $\beta_1$  e  $\beta_2$ , empregou-se o procedimento de tentativa e erro, buscando minimizar os desvios entre os valores observados e estimados. As áreas irrigadas foram utilizadas para a calibração e as áreas de sequeiro na validação, pois as áreas de sequeiro resultaram nos melhores índices estatísticos.

Para a estimativa do IAF<sub>NDVI</sub>, calibrou-se uma regressão linear, relacionando os dados do índice de área foliar observado (IAF<sub>obs</sub>) com os valores de NDVI dos cultivos irrigados. Posteriormente, buscou-se validar essa regressão a partir da estimativa do IAF<sub>NDVI</sub> para as áreas de sequeiro, comparando-as com o IAF<sub>obs</sub> dos cultivos de sequeiro.

#### 4.5 Indicadores estatísticos

Um conjunto de indicadores estatísticos foi utilizado para a calibração e validação da estimativa da  $f_c$  NDVI e do IAF<sub>NDVI</sub>, comparando-se os dados estimados com os dados observados ( $f_c$  <sub>obs</sub> e IAF<sub>obs</sub>). Os indicadores incluíram: coeficiente linear de regressão ( $b_0$ ), coeficiente de determinação ( $R^2$ ), raiz quadrada do quadrado médio do erro (RMSE) e porcentagem de viés (P-bias). O  $b_0$  foi obtido através de regressão linear forçada à origem, sendo utilizado para verificar a sub ou superestimação dos dados pelo modelo. O  $R^2$  indica o grau de linearidade existente entre os dados observados e estimados, enquanto o RMSE é o erro propriamente dito, o qual objetiva-se um valor mais próximo de zero (MORIASI *et al.*, 2007). O P-bias mede se a tendência média dos dados simulados é maior ou menor do que os valores observados, isto é, a razão entre o somatório da diferença entre os dados observados e preditos ( $O_i$  e  $P_i$ ) e o somatório das observações ( $O_i$ ). O valor ideal do P-bias é 0, ou seja, valores de baixa magnitude indicam que a simulação de modelo foi precisa, enquanto valores positivos indicam tendência de superestimação do modelo e valores negativos de subestimação do modelo (MORIASI *et al.*, 2007).

## 5 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Nas Tabelas 1 e 2 são apresentados os valores observados de IAF,  $f_c$  e os estádios

fenológicos na data de observação para o milho e a soja, em condição irrigada e de sequeiro.

**Tabela 1.** Datas das observações do índice de área foliar (IAF), fração de cobertura ( $f_c$ ) e os estádios fenológicos do milho irrigado e de sequeiro, no ano agrícola 2018/19.

Datas	Irrigado			Sequeiro		
	IAF	$f_c$	Estádios <sup>2</sup>	IAF	$f_c$	Estádios <sup>2</sup>
05/09/2018	0,02	0,03	V2	0,02	0,04	V2
12/09/2018	0,02	0,05	V3	0,05	0,05	V4
19/09/2018	0,09	0,12	V4	0,10	0,12	V4
26/09/2018	0,32	0,21	V6	0,26	0,21	V6
03/10/2018	1,34	0,51	V8	1,15	0,46	V7
10/10/2018	1,74	0,65	V9	1,36	0,64	V8
18/10/2018	3,26	0,75	V10	3,31	0,74	V9
30/10/2018	5,46	0,91	V15	4,87	0,91	V13
13/11/2018	6,09	1,00	R1	6,00	1,00	V17
21/11/2018	6,08	1,00	R2	5,97	0,99	R1
28/11/2018	6,04	0,97	R3	5,88	0,96	R2
04/12/2018	6,00	0,95	R4	5,83	0,92	R4
10/12/2018	5,98	0,93	R4	5,76	0,89	R4
03/01/2019	3,17	0,84	R6	2,96	0,76	R6

<sup>2</sup>V são os estádios vegetativos, onde cada número caracteriza uma folha, Vt é a floração e R são os estádios reprodutivos, conforme Ritchie *et al.* (1993).

**Tabela 2.** Datas das observações do índice de área foliar (IAF), fração de cobertura ( $f_c$ ) e os estádios fenológicos da soja irrigada e de sequeiro, no ano agrícola 2018/19.

Datas	Irrigado			Sequeiro		
	IAF	$f_c$	Estádio <sup>1</sup>	IAF	$f_c$	Estádio <sup>1</sup>
12/02/2019	1,62	0,10	V3	1,49	0,12	V4
19/02/2019	2,57	0,17	V5	2,36	0,15	V5
28/02/2019	3,79	0,33	V8	3,48	0,46	V8
04/03/2019	4,33	0,45	V10	3,98	0,57	V9
13/03/2019	5,55	0,84	R1	5,10	0,82	R1
23/03/2019	5,99	0,98	R3	5,60	0,97	R3
27/03/2019	6,17	1,00	R3	5,80	1,00	R3
03/04/2019	6,27	1,00	R4	5,41	1,00	R4
10/04/2019	6,36	1,00	R4	5,02	1,00	R4

<sup>1</sup>V são os estádios vegetativos, onde V3 corresponde ao terceiro nó na haste principal, após o nó cotiledonar, com trifólio completamente desenvolvido e R são os estádios reprodutivos, onde R1 corresponde a uma flor aberta em qualquer nós da haste principal, segundo Fehr e Caviness (1977).

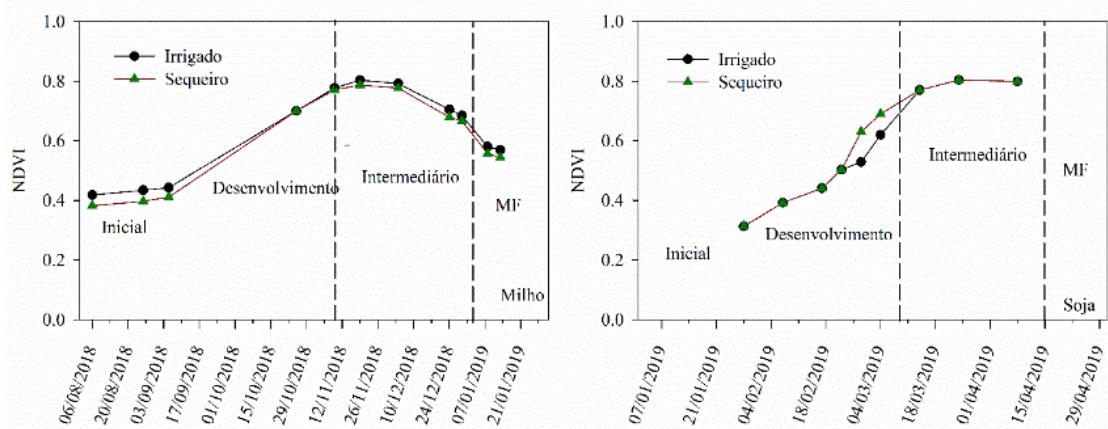
Na Figura 2 é apresentada a variação temporal do NDVI para os diferentes estádios de desenvolvimento do milho e da soja, irrigados e de sequeiro. Observa-se que o NDVI incrementou rapidamente no milho, a partir dos 30 dias após a semeadura,

alcançando o pico no estádio da floração, em meados de novembro, permanecendo com valores acima de 0,6 até o final do estádio reprodutivo. Não se observou diferenças nos valores do NDVI entre o milho irrigado e de sequeiro, o que pode ser explicado pela

ausência de estresse, uma vez que os IVs não detectam estresses leves segundo Pôças *et al.* (2015). Para a soja, o NDVI inicial foi maior que o do milho, por essa ser uma cultura de safrinha, sujeita a maiores temperaturas diárias, o que incrementa o rápido desenvolvimento em área foliar e altura. Um incremento exponencial foi observado no NDVI da soja irrigada e de sequeiro, a partir da metade do período vegetativo, devido ao

aumento significativo do IAF e da altura de plantas. O platô do NDVI foi observado durante o período reprodutivo. A ausência de observações de campo de IAF e  $f_c$  na fase de maturação fisiológica e senescência deve-se às condições meteorológicas adversas (chuvas e dias nublados), fato que também impossibilitou a obtenção do NDVI para essas fases do ciclo.

**Figura 2.** Variação temporal do índice de vegetação da diferença normalizada (NDVI) por estádio de desenvolvimento, a partir de imagens do Sentinel para as culturas do milho e da soja, irrigados e de sequeiro, no ano agrícola 2018/19, onde MF equivale à maturação fisiológica.



Os parâmetros calibrados e validados da Equação 1, para o milho e soja irrigados e de sequeiro, são apresentados na Tabela 3.

Os dados para a calibração desses parâmetros foram retirados das Tabelas 1 e 2.

**Tabela 3.** Parâmetros calibrados para a estimativa da fração de cobertura ( $f_c$ ), utilizando o índice de vegetação da diferença normalizada (NDVI) para o ano agrícola 2018/2019.

Parâmetros	Cultivos	
	Soja	Milho
NDVI <sub>max</sub>	0,75	0,75
NDVI <sub>min</sub>	0,10	0,30
$\beta_2$	0,00	0,20
$\beta_1$ ini	0,10 - 0,20	0,00 - 0,10
$\beta_1$ dev	0,30 - 0,60	-
$\beta_1$ mid	0,80 - 1,00	1,00
$\beta_1$ end	-	1,00

$\beta_1$  ini,  $\beta_1$  dev,  $\beta_1$  mid, e  $\beta_1$  end correspondem respectivamente, aos estádios inicial, desenvolvimento, intermediário e final, apresentados na Figura 2 e adaptados de Pôças *et al.* (2015). (-) significa ausência de parâmetro para essa variável. Os valores de  $\beta_2$  igual a zero, correspondem a uma data próxima à maturação fisiológica, enquanto valores próximos de 0,5 correspondem a datas próximas à colheita.

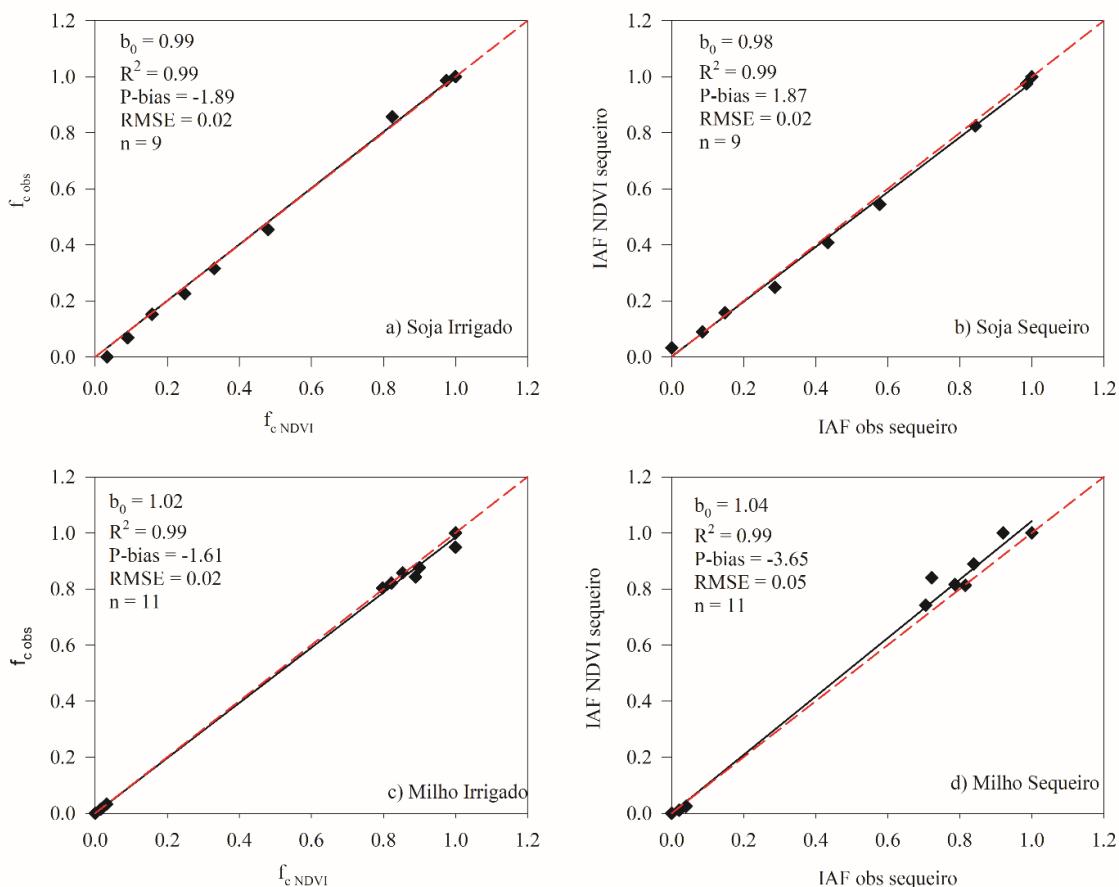
Observou-se valores calibrados de  $NDVI_{max}$  de 0,75 para ambas as culturas e  $NDVI_{min}$  de 0,10 e 0,30 para a soja e o milho, respectivamente. O  $NDVI_{max}$  coincide com a máxima cobertura do solo pelo dossel, o que ocorre no estádio da floração plena, para ambas às culturas. O valor maior de  $NDVI_{min}$  de 0,30 no milho ocorreu devido à presença da aveia ainda verde, a qual foi dessecada próximo à semeadura do milho, contribuindo para um maior NDVI. Por outro lado, a soja foi cultivada em sucessão ao milho, o qual apresentava restos culturais secos, não contribuindo com o NDVI.

Para  $\beta_2$ , observou-se valores de 0 para a soja e 0,20 para o milho. O valor de 0 para a soja ocorreu porque, na data da última imagem (08/04/2019) (Figura 2), a cultura encontrava-se em pleno desenvolvimento (estádios V17/R4, da Tabela1), não sendo observado início de senescência, ou seja, o pico do NDVI. De acordo com Pôças *et al.* (2015), o valor de  $\beta_2$  compensa a diminuição do índice de vegetação em função da senescência e amarelecimento das folhas, fatores esses que independem da  $f_c$ . Para o milho, por outro lado, se observou uma diminuição do NDVI no início da senescência, o qual é compensado pelo valor de  $\beta_2$ , indicando uma redução menos drástica da  $f_c$  em relação ao NDVI. Valores de  $\beta_2$  variando de 0 a 0.5 foram reportados para as culturas do milho, cevada e oliveira

(PÔÇAS *et al.*, 2015). Os valores de  $\beta_1$  aumentaram linearmente, variando de 0,1 a 0,2, 0,3 a 0,6 e 0,8 a 1,0 para  $\beta_{1ini}$ ,  $\beta_{1dev}$  e  $\beta_{1mid}$ , respectivamente (soja), e de 0,0 a 0,1 para  $\beta_{1ini}$ , e 1 e  $\beta_{1mid}$  e  $\beta_{1end}$  (milho).

A relação entre a fração de cobertura observada ( $f_c\ obs$ ) e a fração de cobertura estimada pelo NDVI ( $f_c\ NDVI$ ) para o milho e a soja, é apresentada na Figura 3. Elevado ajuste entre os valores observados e simulados foram observados, tanto para a área irrigada (calibração), como para a área de sequeiro (validação), com valores de  $b_0$  próximos a 1.00,  $R^2 > 0.99$  e  $P-bias$  variando de -1,89 (irrigado) a 1,87 (sequeiro) para ambas as culturas. Pôças *et al.* (2015) encontraram valores de  $b_0$  de 1,07 e 1,04 e  $R^2$  de 0,81 e 0,96 para milho e cevada, respectivamente. No mesmo trabalho, os autores encontraram valores de RMSE de 0,10 para o milho e 0,06 para cevada. Para o presente trabalho, observou-se valores de RMSE de 0,02 para a soja, variando de 0,02 (calibração) a 0,05 (validação) para o milho. Embora o IAF represente a efetiva fração de solo coberta pelo dossel, a densidade e as características do híbrido/cultivar podem resultar em maior IAF, sem que isso represente um incremento na  $f_c$ . Esse fato dificulta o uso de um valor único de IAF para representar a  $f_c$  efetiva, pois o NDVI incrementa com o IAF, mesmo que a  $f_c$  não esteja aumentando nas mesmas proporções.

**Figura 3.** Relação entre a  $f_c$  NDVI e a  $f_c$  obs do soja irrigada (a – calibração), soja sequeiro (b – validação), milho irrigado (c – calibração) e milho sequeiro (d – validação), no ano agrícola de 2018/19. Os indicadores estatísticos representam o coeficiente linear ( $b_0$ ) e o coeficiente de determinação ( $R^2$ ), a porcentagem de viés (P-bias), a raiz quadrada do quadrado médio do erro (RMSE) e o número de observações (n).



Segundo Campos *et al.* (2017), para muitas culturas, incluindo o milho e a soja, o NDVI para um dossel que sombreia complementarmente o solo ( $f_c$  efetiva) pode diferir daquele quando o IAF é máximo devido à relação do IAF com a arquitetura e densidade do dossel. Consequentemente, a  $f_c$  representa melhor a cobertura verde do solo pela vegetação, o que também foi observado neste trabalho através da relação linear estabelecida entre a  $f_c$  e o NDVI (Figura 3). Muitos autores sugerem o uso da  $f_c$  como um melhor indicador do estado atual da cultura e, consequentemente, de sua transpiração, sendo esse um dado de entrada fundamental em modelos de balanço hídrico (ROLIM *et al.*, 2019). Os resultados demonstram que o

NDVI pode ser largamente utilizado para monitorar os estádios fenológicos da cultura, a interceptação da radiação solar e o requerimento hídrico, como também foi observado por González-Gomes *et al.* (2018).

De La Casa *et al.* (2018), utilizando o NDVI derivado de imagens dos satélites Landsat 7 e 8, com resolução espacial de 30 metros, encontraram elevado ajuste entre a  $f_c$  estimada a partir de fotografias e a partir de NDVI, com  $R^2$  de 0,95 para a soja. Johnson e Trout (2012) encontraram forte linearidade entre o NDVI e a  $f_c$  para uma gama de culturas olerícolas, trigo, cevada e videira quando aplicaram uma equação geral ( $f_c = 1,26\text{NDVI} - 0,18$ ), gerada a partir do

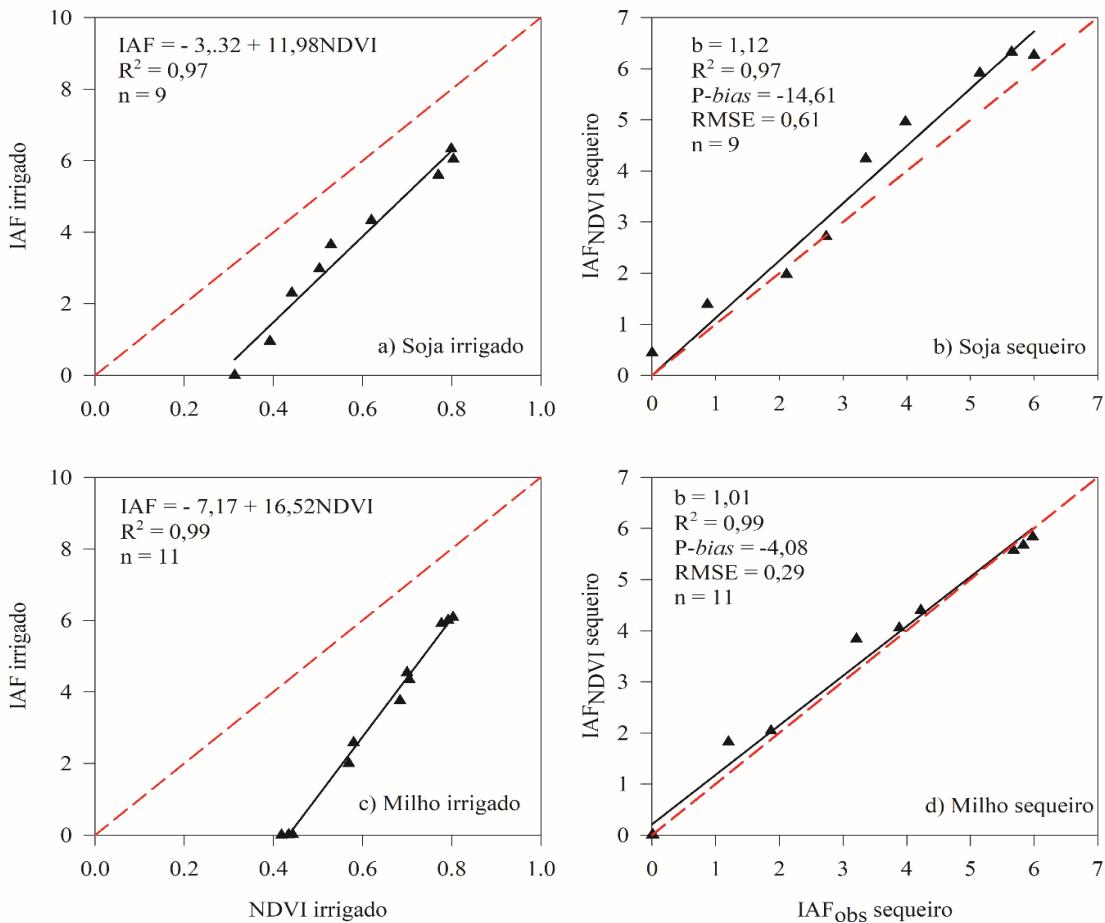
monitoramento de 18 espécies diferentes (incluindo culturas plantadas em linha, pomares e videira), com diferentes datas de maturação. Esses resultados se aproximam muito dos encontrados neste trabalho, principalmente, para os estádios em que o dossel passa a cobrir totalmente o solo ( $f_c$  efetiva), com uma leve subestimativa na fase inicial (da semeadura até 10% de IAF) devido ao intercepto negativo.

Trout *et al.* (2008), estudando a relação do NDVI derivado de imagens de satélite (Landsat 5) e a  $f_c$  de várias culturas hortícolas, em áreas comerciais com diferentes configurações de plantio e estágios de maturidade, encontraram alta correlação entre o NDVI e a  $f_c$  observada ( $R^2 = 0,95$ ) e entre a  $f_c$  observada e a estimada

via NDVI ( $R^2=0,93$ ), com erro estimado em 15%.

Na Figura 4, é apresentada a calibração e a validação dos modelos de regressão para a estimativa do IAF da soja e do milho. Os indicadores estatísticos utilizados na validação da regressão nas Figuras 3b e 3d, demonstraram a acurácia para a estimativa do IAF nas áreas de sequeiro (validação), com valores  $R^2$  variando de 0,97 a 0,98, para a soja e o milho, respectivamente. O  $b_0$  foi de 1,12 e 1,01 e P-bias de -14,61 e -4,08, para a soja e o milho, respectivamente, indicando leve superestimação pelo modelo em comparação aos dados observados, sendo maior para a soja ( $b_0=1,12$ ).

**Figura 4.** Calibração e validação de regressão linear para a estimativa do índice de área foliar a partir do índice de vegetação da diferença normalizada (NDVI) derivado de imagens de satélite, utilizando dados observados da soja irrigada (a - calibração) e sequeiro (b - validação) e milho irrigado (c - calibração) e sequeiro (d - validação), no ano agrícola 2018/19. Os indicadores estatísticos apresentados são: o coeficiente linear ( $b_0$ ) e o coeficiente de determinação ( $R^2$ ), a porcentagem de viés (P-bias), a raiz quadrada do quadrado médio do erro (RMSE) e o número de observações (n).



Os valores de RMSE (0,61 e 0,29) representam 10 e 5% do IAF máximo encontrado para a soja e o milho, respectivamente, estando dentro da faixa de valores reportados na literatura. Zhang *et al.* (2019), utilizando imagens do satélite Sentinel, para a estimativa do IAF através de regressões com o NDVI, encontraram valores de RMSE entre 0,44 e 0,31 para o milho, comparando-os com valores observados em superfície. Kross *et al.* (2015), ao utilizar o NDVI derivado do satélite RapidEye, com resolução espacial de 5 metros, encontraram valores de erro absoluto médio (MAE) de 0,64 para o milho

e 0,65 para a soja, comparando o IAF observado e estimado por regressões.

A qualidade de ajuste nos indicadores estatísticos usados na estimativa do IAF<sub>NDVI</sub> pelas equações apresentadas pode ser atribuída, em grande parte, à utilização de imagens de satélite com alta resolução espacial (10 m), como é o caso dos sensores 2A e 2B a bordo do satélite Sentinel. Entretanto, mesmo derivando o NDVI utilizando imagens de resolução espacial de 250 m (MODIS), Richetti *et al.* (2019) concluíram que o IAF derivado de NDVI apresentou resultados similares ao

IAF observado a campo para a calibração do CSM-CROPGRO-Soybean.

## 6 CONCLUSÃO

A  $f_c$  estimada a partir do NDVI apresentou relação linear, com um bom ajuste, a partir da calibração dos parâmetros da equação proposta por Pôcas *et al.* (2015), com RMSE de 0,02 e 0,05, para a soja e o milho, respectivamente, na validação dos parâmetros do modelo. As regressões propostas para a estimativa do IAF de ambas

as culturas também são eficazes com RMSE de 0,61 e 0,29 para soja e o milho, respectivamente. Dessa forma, conclui-se que os modelos propostos foram eficientes para o monitoramento das variáveis biofísicas  $f_c$  e IAF.

## 7 AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem ao Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pela concessão de bolsa de mestrado ao primeiro autor.

## 8 REFERÊNCIAS

ALLEN, R. G.; PEREIRA, L. S. Estimating crop coefficients from fraction of ground cover and height. **Irrigation Science**, Berlin, v. 28, n. 01, p. 17-34, 2009. DOI: 10.1007/s00271-009-0182-z. Disponível em: <https://link.springer.com/article/10.1007/s00271-009-0182-z>. Acesso em: 8 jun. 2020.

ALLEN, R. G.; PEREIRA, L. S.; RAES, D.; SMITH, M. **Crop evapotranspiration - Guidelines for computing crop water requirements**. Roma: FAO, 1998. 300 p. (Irrigation and Drainage Paper, 56). Disponível em: <https://www.fao.org/3/x0490e/x0490e00.htm>. Acesso em: 12 jun. 2020.

ASADI, S.; BANNAYAN, M.; JAHAN, M.; HISSEINI, A. F. Using the red-near infrared spectral to estimate ground cover based on vegetative indices. **International Journal of Remote Sensing**, Basingstoke, v. 49, n. 18, p. 7153-7168, 2019. DOI: 10.1080/01431161.2019.1601282. Disponível em: <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/01431161.2019.1601282?journalCode=tres20>. Acesso em: 12 jun. 2020.

BARKER, J. B.; NEALE, C. M. U.; HEEREN, D. M.; SUYKER, A. E. Evaluation of a hybrid reflectance-based crop coefficient and energy balance evapotranspiration model for irrigation management. **Transaction of the ASABE**, St. Joseph, v. 61, n. 2, p. 533-548, 2018. DOI: 10.13031/trans.12311. Disponível em: <https://elibrary.asabe.org/abstract.asp?AID=48890&t=3&dabs=Y&redir=&redirType=>. Acesso em: 14 jun. 2020.

CAMPOS, I.; NEALE, C. M. U.; ARKEBAUER, T. J.; SUYKER, A. E.; GONÇALVES, I. Z. Water productivity and crop yield: A simplified remote sensing driven operational approach. **Agricultural and Forest Meteorology**, Amsterdam, v. 249, n. 1, p. 501-511, 2018. DOI: 10.1016/j.agrformet.2017.07.0187. Disponível em: [https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0168192317302344?casa\\_token=qsWnXE](https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0168192317302344?casa_token=qsWnXE)

mLlbIAAAAA:um46g7ZoYHWdqJDj-jc8AppZG-sCCoS7TwSzBh. Acesso em: 13 jun. 2020.

CAMPOS, I.; NEALE C. M. U.; ARKEBAUER, T. J.; SUYKER, A. E.; GONÇALVES, I. Z. Reflectance-based crop coefficients REDUX: For operational evapotranspiration estimates in the age of high producing hybrid varieties. **Agricultural Water Management**, Amsterdam, v. 187, p. 140-153, 2017. DOI: 10.1016/j.agwat.2017.03.022. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378377417301026>. Acesso em: 13 jun. 2020.

DE LA CASA, A.; OVANDO, G.; BRESSANINI, L.; MARTÍNEZ, J.; DÍAZ, G.; MIRANDA, C. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, Amsterdam v. 146, p. 531-547, Soybean crop coverage estimation from NDVI images with different spatial resolution to evaluate yield variability in a plot. 2018. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2018.10.018. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S092427161830296X>. Acesso em: 4 jun. 2020.

FEHR; W. R.; CAVINESS, C. E. **Stages of soybean development**. Ames: Cooperative Extension Service, 1977. (Special Bulletin, 80). Disponível em: <https://dr.lib.iastate.edu/entities/publication/58c89bfe-844d-42b6-8b6c-2c6082595ba3>. Acesso em: 2 jun. 2020.

FOSTER, T.; BROZOVIĆ, N.; BUTLER, A. P.; NEALE, C. M. U.; RAES, D.; STEDUTO, P.; FERERES, E.; HSIAO, T. C. AquaCrop-OS: An open source version of FAO's crop water productivity model. **Agricultural Water Management**, Amsterdam, v. 181, p. 18-22, 2017. DOI: 10.1016/j.agwat.2016.11.015. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378377416304589#:~:text=In%20this%20study%2C%20we%20present,programming%20languages%20and%20operating%20systems>. Acesso em: 18 jun. 2020.

GAO, F.; ANDERSON, M.; DAUGHTRY, C.; JOHNSON, D. Assessing the Variability of Corn and Soybean Yields in Central Iowa Using High Spatiotemporal Resolution Multi-Satellite Imagery. **Remote Sensing**, Basel v. 10, n. 1489, p. 1-22, 2018. DOI: 10.3390/rs10091489. Disponível em: <https://www.mdpi.com/2072-4292/10/9/1489>. Acesso em: 18 jun. 2020.

GONZÁLEZ-GÓMEZ, L.; CAMPOS, I.; CALERA, A. Use of different temporal scales to monitor phenology and its relationship with temporal evolution of normalized difference vegetation index in wheat. **Journal of Applied Remote Sensing**, Bellingham, v. 12, n. 2, p. 1-10, 2018. DOI: 10.1117/1.jrs.12.026010. Disponível em: <https://www.spiedigitallibrary.org/journals/journal-of-applied-remote-sensing/volume-12/issue-2/026010/Use-of-different-temporal-scales-to-monitor-phenology-and-its/10.1117/1.JRS.12.026010.short?SSO=1>. Acesso em: 18 jun. 2020.

GORELICK, N.; HANCHER, M.; DIXON, M.; ILYUSHCHENKO, S.; THAU, D.; MOORE, R. Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. **Remote Sensing of Environment**, Amsterdam, v. 202, p. 18-27, 2017. DOI: 10.1016/j.rse.2017.06.031.

Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0034425717302900>. Acesso em: 19 jun. 2020.

JOHNSON, L. F.; TROUT, T. J. Satellite NDVI assisted monitoring of vegetable crop evapotranspiration in California's San Joaquin valley. **Remote Sensing**, Basel, v. 4, n. 2, p. 439-455, 2012. DOI: 10.3390/rs4020439. Disponível em: <https://www.mdpi.com/2072-4292/4/2/439>. Acesso em: 16 jun. 2020.

KROSS, A.; MCNAIRN, H.; LAPEN, D.; SUNOHARA, M.; CHAMPAGNE, C. Assessment of RapidEye vegetation indices for estimation of leaf area index and biomass in corn and soybean crops. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, Amsterdam, v. 34, p. 235-248, 2015. DOI: 10.1016/j.jag.2014.08.002. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0303243414001664>. Acesso em: 8 jun. 2020.

LI, Y.; CHENA, D.; WALKER, C. N.; ANGUS, J. F. Estimating the nitrogen status of crops using a digital camera. **Field Crops Research**, Amsterdam, v. 118, n. 3, p. 221-227, 2010. DOI: 10.1016/j.fcr.2010.05.011. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378429010001358>. Acesso em: 6 jun. 2020.

LÓPEZ-URREA, R.; SÁNCHEZ, J. M.; DE LA CRUZ, F.; GONZÁLEZ-PIQUERAS, J.; CHAVES, J. L. Evapotranspiration and crop coefficients from lysimeter measurements for sprinkler-irrigated canola. **Agricultural Water Management**, Amsterdam, v. 239, p. 1-10, 2020. DOI 10.1016/j.agwat.2020.106260. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378377420302110>. Acesso em: 20 jun. 2020.

MORIASI, D. N.; ARNOLD, J. G.; VAN LIEW, M. W.; BINGNER, R. L.; HARMEL, R. D.; VEITH, T. L. Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations. **Transactions of the ASABE**, St. Joseph, v. 50, n. 3, p. 885-900, 2007. DOI: 10.13031/2013.23153. Disponível em: [https://www.researchgate.net/publication/43261199\\_Model\\_Evaluation\\_Guidelines\\_for\\_Systematic\\_Quantification\\_of\\_Accuracy\\_in\\_Watershed\\_Simulations](https://www.researchgate.net/publication/43261199_Model_Evaluation_Guidelines_for_Systematic_Quantification_of_Accuracy_in_Watershed_Simulations). Acesso em: 12 jun. 2020.

NEALE, C. M. U.; GELI, H. M. E.; KUSTAS, W. P.; ALFIERI, J. G.; GOWDA, P. H.; EVETT, S. R.; PRUEGER, J. H.; HIPPS, L. E.; DULANEY, W. P.; CHÁVEZ, J. L.; FRENCH, A. N.; HOWELL, T. A. Soil water content estimation using a remote sensing based hybrid evapotranspiration modeling approach. **Advances in Water Resources**, Amsterdam v. 50, p. 152-161, 2012. DOI: 10.1016/j.advwatres.2012.10.008. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0309170812002709>. Acesso em: 14 jun. 2020.

PAREDES, P.; RODRIGUES, G.; PETRY, M.; SEVERO, P.; CARLESSO, R.; PEREIRA, L. S. Evapotranspiration Partition and Crop Coefficients of Tifton 85 Bermudagrass as Affected by the Frequency of Cuttings. Application of the FAO56 Dual Kc Model. **Water**, Basel v. 10, n. 5 p. 558-578, 2018. DOI: 10.3390/w10050558. Disponível em: <https://www.mdpi.com/2073-4441/10/5/558>. Acesso em: 14 jun. 2020.

PAREDES, P.; RODRIGUES, G. C.; CAMEIRA, M. R.; TORRES, M. O.; PEREIRA L. S. Assessing yield, water productivity and farm economic returns of malt barley as influenced by the sowing dates and supplemental irrigation. **Agricultural Water Management**, Amsterdam, v. 179, n. 1, p. 132-143, 2017. DOI: 10.1016/j.agwat.2016.05.033. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378377416302013>. Acesso em: 4 jun. 2020.

PÔÇAS, I.; CALERA, A.; CAMPOS, I.; CUNHA, M. Remote sensing for estimating and mapping single and basal crop coefficients: A review on spectral vegetation indices approaches. **Agricultural Water Management**, Amsterdam, v. 233, p. 106081, 2020. DOI: 10.1016/j.agwat.2020.106081. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378377419322498>. Acesso em: 2 jun. 2020.

PÔÇAS, I.; PAÇO, T.; PAREDES, P.; CUNHA, M.; PEREIRA, L. S. Estimation of actual crop coefficients using remotely sensed vegetation indices and soil water balance modelled data. **Remote Sensing**, Basel, v. 7, p. 2373-2400, 2015. DOI: 10.3390/rs70302373. Disponível em: <https://www.mdpi.com/2072-4292/7/3/2373>. Acesso em: 2 jun. 2020.

PURCELL, L. C.; BALL, R. A.; REAPER, J. D.; VORIES, E. D. Radiation use efficiency and biomass production in soybean at different plant population densities. **Crop Science**, Madison, v. 42, n. 1, p. 172-177, 2002. DOI: 10.2135/cropsci2002.1720. Disponível em: <https://acess.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.2135/cropsci2002.1720>. Acesso em: 20 jun. 2020.

RICHETTI, J.; BOOTE, K. J.; HOOGENBOOM, G.; JUDGE, J. A.; URIBE-OPAZO, M. A. Remotely sensed vegetation index and LAI for parameter determination of the CSM-CROPGRO-Soybean model when in situ data are not available. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, Amsterdam, v. 79, n. 1, p. 110-115, 2019. DOI: 10.1016/j.jag.2019.03.007. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0303243418307372?via%3Dihub>. Acesso em: 18 jun. 2020.

RICHTER, G. L.; ZANON, A. J.; STRECK, N. A.; GUEDES, J. V. C.; KRÄULICH, B.; ROCHA, T. S. M.; WINCK, J. E. M.; CERA, J. C. Estimativa da área de folhas de cultivares antigas e modernas de soja por método não destrutivo. **Bragantia**, Campinas, v. 73, n. 4, p. 416-425, 2014. DOI: 10.1590/1678-4499.0179. Disponível em: <https://www.scielo.br/j/brag/a/5t8dfDshhDZFcwQq4rZZ8Cz/abstract/?lang=pt>. Acesso em: 19 jun. 2020.

RITCHIE, S. W.; HANWAY, J. J.; BENSON, G. O. **How a corn plant develops**. Ames: Iowa State University, 1993. (Special Bulletin, n. 48). Disponível em: <http://publications.iowa.gov/18027/1/How%20a%20corn%20plant%20develops001.pdf>. Acesso em: 11 jun. 2020.

RITCHIE, G. L.; SULLIVAN, D. G.; VENCILL, W. K.; BEDNARZ, C. W.; HOOK, J. E. Sensitivities of normalized difference vegetation index and a green/red ratio index to cotton ground cover fraction. **Crop Science**, Madison, v. 50, n. 3, p. 1000-1010, 2010. DOI:

10.2135/cropsci2009.04.0203. Disponível em:  
<https://acsess.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.2135/cropsci2009.04.0203>. Acesso em: 9 jun. 2020.

ROLIM, J.; NAVARRO, A.; VILAR, P.; SARAIVA, C.; CATALÃO, J. Crop retrieval using Earth observations data to support agricultural water management. **Engenharia Agrícola**, Jaboticabal, v. 39, n. 3, p. 380-390, 2019. DOI: 10.1590/1809-4430-Eng.Agric.v39n3p380-390/2019. Disponível em:  
<https://www.scielo.br/j/eagri/a/MKtwmL5fG58yTK3VGS5DMyd/?format=html&lang=en>. Acesso em: 7 jun. 2020.

SAKAMOTO, T.; WARDLOW, B. D.; GITELSON, A. A.; VERMA, S. B.; SUYKER, A. E.; ARKEBAUER, T. A. Two-Step Filtering approach for detecting maize and soybean phenology with time-series MODIS data. **Remote Sensing of Environment**, Amsterdam, v. 114, n. 10, p. 2146-2159, 2010. DOI: 10.1016/j.rse.2010.04.019. Disponível em:  
<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S003442571000132X>. Acesso em: 5 jun. 2020.

STICKLER, F. C.; WEARDEN, S.; PAULI, A. W. Leaf Area Determination in Grain Sorghum. **Agronomy Journal**, Madison, v. 53, n. 3, p. 187-188, 1961. DOI: 10.2134/agronj1961.00021962005300030. Disponível em:  
<https://acsess.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.2134/agronj1961.00021962005300030018x>. Acesso em: 3 jun. 2020.

TROUT, T. J.; JOHNSON, L. F.; GARTUNG, J. Remote Sensing of Canopy Cover in Horticultural Crops. **HortScience**, Alexandria, v. 43, n. 2, p. 333-337, 2008. DOI: 10.21273/HORTSCI.43.2.333. Disponível em:  
[https://journals.ashs.org/hortsci/view/journals/hortsci/43/2/article-p333.xml#:~:text=Canopy%20cover%20\(CC\)%20is%20an,water%20use%20in%20horticultural%20crops.&text=These%20results%20indicate%20that%20remotely,water%20demand%2C%20of%20horticultural%20crops](https://journals.ashs.org/hortsci/view/journals/hortsci/43/2/article-p333.xml#:~:text=Canopy%20cover%20(CC)%20is%20an,water%20use%20in%20horticultural%20crops.&text=These%20results%20indicate%20that%20remotely,water%20demand%2C%20of%20horticultural%20crops). Acesso em: 1 jun. 2020.

XIONG, Y.; WEST, C. P.; BROWN, C. P.; GREEN, P. E. Digital Image Analysis of Old World Bluestem Cover to Estimate Canopy Development. **Agronomy Journal**, Madison, v. 3, n. 3, p. 1247-1253, 2019. DOI: 10.2134/agronj2018.08.0502. Disponível em:  
<https://hdl.handle.net/2346/86941>. Acesso em: 3 jun. 2020.

YAO, F.; TANG, P.; WANG, P.; ZHANG, J. Estimation of maize yield by using a process-based model and remote sensing data in the Northeast China Plain. **Physics and Chemistry of the Earth**, Amsterdam, v. 87, n. 88 p. 142-152, 2015. DOI: 10.1016/j.pce.2015.08.010. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1474706515000960>. Acesso em: 1 jun. 2020.

ZHANG, M.; SU, W.; FU, Y.; ZHU, D.; XUE, J. H.; HUANG, J.; WEI, W.; WU, J.; YAO, C. Super-resolution enhancement of Sentinel-2 image for retrieving LAI and chlorophyll content of summer corn. **European Journal of Agronomy**, v. 111, n. 11, p. 125-137, 2019. DOI: 10.1016/j.eja.2019.125938. Disponível em:  
[https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1161030119300759?casa\\_token=OGndc-](https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1161030119300759?casa_token=OGndc-)

GDHD4AAAAA:I3BgI-  
MZwxqsMmjOo8anyyh7NB3yDxcQjwjeFQIlpCVz\_YVz26kiEiiUerdGY97IpzdTcG0ZEaFq.  
Acesso em: 17 jun. 2020.