BOLETIM DE PESQUISA E DESENVOLVIMENTO

153

e-ISSN 0000-0000 Novembro / 2023



Modelos de Predição de Variáveis Biométricas em Feijão-Caupi por Imagens Aéreas Multiespectrais





Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária Embrapa Meio-Norte Ministério da Agricultura e Pecuária

BOLETIM DE PESQUISA E DESENVOLVIMENTO 153

Modelos de Predição de Variáveis Biométricas em Feijão-Caupi por Imagens Aéreas Multiespectrais

> Aderson Soares de Andrade Júnior Amanda Hellen Sales Sobral Edson Alves Bastos Francinaldo Nunes Pessoa Filho Leandro Pessoa Nunes Henrique Roig

> > Embrapa Meio-Norte Teresina, Pl 2023

w

Embrapa Meio-Norte Comitê Local de Publicações

Av. Duque de Caxias, 5.650, Bairro Buenos Aires	Presidente Braz Henrique Nunes Rodrigues
Caixa Postal 01 64008-480 Teresina Pl	Secretária-executiva
www.embrapa.br/meio-norte	Edna Maria Sousa Lima
ww.embrapa.br/fale-conosco/sac	Membros Lígia Maria Rolim Bandeira, Orlane da Silva Mi

ígia Maria Rolim Bandeira, Orlane da Silva Maia, Maria Eugênia Ribeiro, Kaesel Jackson Damasceno Silva, Ana Lúcia Horta Barreto, José Oscar Lustosa de Oliveira Júnior, Marcos Emanuel da Costa Veloso, Flávio Favaro Blanco, Francisco de Brito Melo, Izabella Cabral Hassum, Tânia Maria Leal, Francisco das Chagas Monteiro, José Alves da Silva Câmara.

Supervisão editorial Lígia Maria Rolim Bandeira

Revisão de texto Francisco de Assis David da Silva

Normalização bibliográfica Orlane da Silva Maia

Editoração eletrônica Jorimá Marques Ferreira

Foto da capa Aderson Soares de Andrade Júnior

1ª edicão 1ª impressão (2023): formato digital

Todos os direitos reservados.

A reprodução não autorizada desta publicação, no todo ou em parte, constitui violação dos direitos autorais (Lei nº 9.610).

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP) Embrapa Meio-Norte

Modelos de predição de variáveis biométricas em feijão-caupi por imagens aéreas multiespectrais / Aderson Soares de Andrade Júnior ... [et al.]. - Teresina : Embrapa Meio-Norte, 2023. PDF (55 p.) : il. ; 16 cm x 22 cm. - (Boletim de Pesquisa e Desenvolvimento / Embrapa Meio-Norte, 153).

1. Agricultura de precisão. 2. Sensoriamento remoto. 3. Variabilidade espacial. 4. ARP. 5. QGIS. I. Série.

Sumário

Resumo	5
Abstract	7
Introdução	8
Material e Métodos	9
Resultados e Discussão	18
Conclusões	50
Referências	51

Modelos de Predição de Variáveis Biométricas em Feijão-Caupi por Imagens Aéreas Multiespectrais

Aderson Soares de Andrade Júnior¹ Amanda Hellen Sales Sobral² Edson Alves Bastos¹ Francinaldo Nunes Pessoa Filho³ Leandro Pessoa Nunes³ Henrique Roig⁴

Resumo - Modelos baseados em índices de vegetação (IVs) oriundos de imagens aéreas digitais são promissores na predição de variáveis biométricas das culturas agrícolas. O objetivo do estudo foi a geração de modelos de predição da área foliar e da biomassa seca da parte aérea em feijão-caupi, cultivar BRS Inhuma, baseados em IVs oriundos de imagens aéreas obtidas por câmera multiespectral embarcada em drone. O estudo foi conduzido na estação experimental da Embrapa Meio-Norte, em Teresina, PI, Brasil (5°05'S, 42°29'W e 72 m de altitude), em setembro a outubro de 2022. Quantificaram-se em campo e em laboratório a área foliar (IAF) e a biomassa seca da parte aérea em oito amostragens aos 13, 19, 26, 33, 40, 47, 51 e 61 dias após a semeadura. Nas mesmas datas, procedeu-se à aquisição das imagens aéreas com uma câmera multiespectral, com quatro bandas (Green, Red, NIR e Red-Edge). Avaliaram-se 15 IVs por meio de indicadores como análise de correlacao de Pearson e de regressão linear e a geração de mapas para avaliação da variabilidade espacial em campo. Utilizaram-se para validação dos modelos o coeficiente de determinação (R2), a raiz quadrada do erro quadrado médio (RMSE) e o RMSE normalizado (nRMSE). Os modelos

¹Engenheiro-agrônomo, doutor em Irrigação e Drenagem, pesquisador da Embrapa Meio-Norte, Teresina, PI. ²Aluna de mestrado, Programa de Pós-Graduação em Agronomia, UFPI, Teresina, PI.

³Aluno de graduação, Curso de Agronomia, UESPI, Teresina, PI.

⁴Professor, Instituto de Geociências, UnB, Brasília, DF.

baseados em IVs cumulativos durante o ciclo de cultivo foram promissores na predição do IAF e da biomassa seca da parte aérea (folhas e total) do feijão-caupi. Modelos polinomiais quadráticos com os IVs GCI-Ac [R² = 0,8244 (p<0,01), RMSE = 1,14 e nRMSE = 16,5%] e SR-Ac [R² = 0,8358 (p<0,01), RMSE = 1,18 e nRMSE = 17,1%] permitiram a predição do IAF em relação aos dados de IAF medidos em campo com ceptômetro. Modelos lineares com os IVs TCARI-RE-Ac [R² = 0,93 (p<0,001), RMSE = 22,7 g m⁻² e nRMSE = 10,2%] e TCARI-Ac [R² = 0,9176 (p<0,001), RMSE = 24,8 g m⁻² e nRMSE = 11,1%] foram promissores na predição da biomassa seca das folhas, enquanto os IVs SR-Ac [R² = 0,9693 (p<0,001), RMSE = 62,5 g m⁻² e nRMSE = 7,0 %] e GCI-Ac [R²=0,9669 (p<0,001), RMSE = 65,9 g m⁻² e nRMSE = 7,4%], na predição da biomassa seca total do feijão-caupi. A qualidade dos modelos possibilita detectar a variabilidade espacial do IAF e da biomassa seca da parte aérea do feijão-caupi em toda a área experimental.

Palavras-chave: agricultura de precisão, sensoriamento remoto, ARP, QGIS, variabilidade espacial

Prediction models of biometric variables in cowpea by multispectral aerial images

Abstract - Models based on vegetation indices (VIs) derived from digital aerial images are promising in predicting biometric variables of agricultural crops. The objective of the study was to generate prediction models for leaf area and dry above-ground biomass in cowpea, cv BRS Inhuma, based on VIs derived from aerial images obtained by a multispectral camera mounted on a remotely piloted aircraft. The study was conducted at the experimental station of Embrapa Middle North, in Teresina, PI, Brazil (5°05' S, 42°29' W and 72 m altitude), from September to October 2022. Leaf area (LAI) and dry above-ground biomass were quantified in the field and laboratory in eight samplings at 13, 19, 26, 33, 40, 47, 51 and 61 days after sowing. On the same dates, aerial images were acquired with a multispectral camera, with four bands (Green, Red, NIR and Red-Edge). Fifteen VIs were evaluated using indicators such as Pearson's correlation and linear regression analysis and the generation of maps to assess spatial variability in the field. The coefficient of determination (R²), the square root of the mean squared error (RMSE) and the normalized RMSE (nRMSE) were used to validate the models. Models based on cumulative VIs during the cropping season were promising in predicting LAI and dry above-ground biomass (leaves and total) of cowpea. Quadratic polynomial models based on GCI-Ac $[R^2 = 0.8244]$ (p<0.01); RMSE = 1.14 and nRMSE = 16.5%] and SR-Ac $[R^2 = 0.8358]$ (p<0.01); RMSE = 1.18 and nRMSE = 17.1%] allow the prediction of the LAI in relation to the data measured in the field with a ceptometer. Linear models with TCARI-RE-Ac [R^2 = 0.93 (p<0.001); RMSE = 22.7 g m⁻² and nRMSE = 10.2%] and TCARI-Ac [R² = 0.9176 (p<0.001); RMSE = 24.8 g m⁻² and nRMSE = 11.1%] are promising for predicting leaf dry biomass, while SR-Ac $[R^2 = 0.9693 (p < 0.001); RMSE = 62.5 g m^2 and nRMSE = 7.0 \%]$ and GCI-Ac [R^2 = 0.9669 (p<0.001); RMSE = 65.9 g m⁻² and nRMSE = 7.4 %] for the prediction of cowpea total dry biomass. The quality of the models made it possible to detect the spatial variability of the LAI and dry above-ground biomass of the cowpea throughout the experimental area.

Keywords: precision agriculture, remote sensing, RPA, QGIS, spatial variability.

Introdução

O feijão-caupi (*Vigna unguiculata* L. Walp) é essencial para a dieta alimentar e principal fonte de proteína vegetal para a população da região Nordeste do Brasil (Freire Filho et al., 2011). Na região, na safra 2022/2023, foram colhidos 1.035,9 mil ha, com uma produção de 441,2 mil toneladas e produtividade média de grãos de 426 kg ha⁻¹ (Feijão, 2023). O aumento do potencial produtivo da cultura passa necessariamente pela incorporação de novas cultivares tolerantes aos principais fatores bióticos e/ou abióticos, bem como pela adoção de práticas de manejo que maximizem os fatores de produção. Nesse sentido, o sistema de produção do feijão-caupi, especialmente em grandes áreas, necessita evoluir com a adoção de tecnologias direcionadas aos preceitos da agricultura de precisão (Mulla, 2013).

Avaliações quantitativas de variáveis biométricas, tais como, altura da planta, índice de área foliar e biomassa, as quais afetam a produtividade de grãos, são essenciais à adequada prática da agricultura de precisão (Bendig et al., 2015; Andrade Junior et al., 2021). Para tanto, o monitoramento eficiente e não destrutivo do crescimento das plantas é essencial ao gerenciamento preciso das culturas agrícolas, visando à prática da agricultura de precisão (Quille-Mamani et al., 2022).

A biomassa e a área foliar podem ser estimadas por meio de medições de refletância espectral do dossel das culturas (Han et al., 2019; Gano et al., 2021; Ji et al., 2023). Contudo, essas medições envolvem o emprego de equipamentos sofisticados e de custo elevado, os quais normalmente requerem calibração. Como alternativa, recomenda-se o emprego de técnicas de sensoriamento remoto com imagens aéreas adquiridas por drones, devido às várias vantagens em relação aos métodos convencionais de amostragem de campo (destrutivos) (Andrade Junior et al., 2021; Ji et al., 2022; Quille-Mamani et al., 2022).

Estudos indicaram que a área foliar (Santana et al., 2016; Gano et al., 2021) e a biomassa seca da parte aérea (Bendig et al., 2015; Han et al., 2019; Quille-Mamani et al., 2022; Ji et al., 2023) podem ser estimadas por modelos de predição baseados em índices de vegetação obtidos por meio de imagens

aéreas multiespectrais de drones. Em relação às culturas do feijoeiro--comum (*Phaseolus vulgaris* L.) e do feijão-fava (*Vicia faba* L.), destacam-se os estudos conduzidos por Ji et al. (2022), Quille-Mamani et al. (2022) e Ji et al. (2023). Os resultados indicaram que os modelos baseados em índices de vegetação oriundos de imagens aéreas digitais são promissores na predição da biomassa seca da parte aérea das culturas agrícolas. Porém, quanto ao feijão-caupi, há lacuna de estudos visando à geração de modelos de predição de variáveis biométricas, tais como, o índice de área foliar e a biomassa seca da parte aérea por meio de imagens aéreas de drones.

Nesse contexto, o presente estudo tem como objetivo a geração de modelos de predição de variáveis biométricas (área foliar e biomassa seca da parte aérea) em feijão-caupi, baseados em índices de vegetação oriundos de imagens aéreas obtidas por câmera multiespectral embarcada em drone. O estudo alinha-se ao Objetivo de Desenvolvimento Sustentável 2 (Fome zero e agricultura sustentável), notadamente à meta 2.4 da Agenda 2030, da Organização das Nações Unidas (ONU), já que propõe a adoção de tecnologias digitais para elevar a eficiência produtiva, tornando mais sustentáveis os sistemas de produção de culturas alimentares, como o feijão-caupi.

Material e Métodos

O estudo foi conduzido na estação experimental da Embrapa Meio-Norte, em Teresina, PI, Brasil (5°05'S, 42°29'W e 72 m de altitude). As imagens aéreas foram obtidas de uma área de 0,6 ha, onde se encontram instalados três lisímetros de pesagem para quantificação da demanda hídrica da cultura do feijão-caupi, cultivar BRS Inhuma (Figura 1). A área experimental conta com um sistema de irrigação por aspersão convencional fixo, composto por oito linhas laterais, com os aspersores espaçados em 12 m x 12 m. O clima da região, segundo a classificação climática de Thornthwaite e Mather (1955), é do tipo C1sA'a', caracterizado como subúmido seco, megatérmico, com excedente hídrico moderado no verão. Historicamente apresenta temperaturas médias anuais de 28,2 °C, máximas de 34 °C e mínimas de 22,4 °C, umidade relativa média do ar de 69,5% e precipitação pluviométrica média de 1.318 mm por ano (Bastos; Andrade Júnior, 2019).



Utilizou-se o manejo da irrigação com base na reposição plena da evapotranspiração de referência (ETo) diária estimada pelo método de Penman – Monteith (Allen et al., 1998), a partir de registros climáticos diários obtidos de uma estação meteorológica automática situada a 500 m da área experimental. A lâmina total de irrigação aplicada foi de 194,7 mm desde a semeadura (31/08/2022) até a colheita (01/11/2022), em um ciclo total de 63 dias, com uma uniformidade de distribuição média de 74,5% em toda a área experimental. Registrou-se precipitação total de 25,8 mm, resultando em uma lâmina total aplicada de 220,5 mm (irrigação mais chuva).

O solo da área experimental é classificado como Argissolo Vermelho--Amarelo Distrófico (Melo et al., 2019), cujas características químicas e físico-hídricas são apresentadas na Tabela 1. A adubação foi realizada conforme a análise prévia do solo e a recomendação para a cultura do feijão-caupi (Melo et al., 2018).

Avaliou-se a cultivar BRS Inhuma, de hábito de crescimento indeterminado, porte semiprostrado, ciclo de maturação médio-precoce (70-75 dias), cuja semeadura foi efetuada por plantadeira-adubadeira de quatro fileiras, em um espaçamento de 0,5 m entre fileiras, regulada para semear dez sementes por metro (20 plantas m⁻²). A semeadura ocorreu em 31/08/2022 e a colheita (grãos secos) em 01/11/2022.

Quantificaram-se a área foliar e a biomassa seca da parte aérea durante o ciclo de cultivo do feijão-caupi. Para essa determinação, foram selecionadas ao acaso cinco fileiras de plantas, com 1 metro, de onde foram retiradas todas as plantas. As plantas foram cortadas rentes ao solo e levadas em sacos plásticos ao Laboratório de Fisiologia Vegetal da Embrapa Meio-Norte. No laboratório, as plantas foram contadas e pesadas obtendo-se a biomassa verde total da amostra. Dessa amostra, retirou-se uma subamostra equivalente a um terço das plantas da amostra, as quais foram pesadas novamente (biomassa verde total da subamostra) e separadas em partes (folhas, ramos, flores e vagens) para obtenção da biomassa seca total da parte aérea. A biomassa seca total da parte aérea foi determinada por meio da secagem das plantas até massa constante, em estufa de circulação forçada de ar regulada para 65 °C. Posteriormente, a biomassa seca das plantas da subamostra foi transformada para biomassa seca por área (kg m⁻²), utilizando-se como fator de correção a relação entre as biomassas seca e verde da amostra de cada repetição.

Tabela 1. Caracterização química e físico-hídrica da área experimental processada no Laboratório de Solos da Embrapa Meio-Norte. Teresina, PI, 2022.

Camada	MO	рН	P	K	Mg	Ca	Na	CTC	V
(m)	g kg-1	H ₂ O	mg dm-3		cn	nolc dr	n-3		%
0,0-0,2	12,9	5,78	31,12	0,09	0,35	0,78	0,02	2,94	42,32
0,2-0,4	11,2	5,95	23,49	0,09	0,42	0,73	0,02	2,89	44,11
							_		
Camada	Den	sidade	Areia	Silt	e A	rgila	θοα	; 6	Эртр
(m)	(g	cm ⁻³)		g kợ	J ⁻¹		(%	, volu	me)
0,0-0,2		1,63	814,7	94,	7 9	90,7	21,9)	5,8
0,2-0,4		1,64	761,9	109	,7 1	28,4	20,8	3	6,3

Occ: capacidade de campo; Opmp: ponto de murcha permanente.

Para a determinação da área foliar, foram utilizados dois métodos distintos, executados no laboratório e no campo (não destrutivo). No laboratório, utilizaram-se as mesmas plantas separadas para determinação da biomassa seca em estufa. Mediu-se a área foliar das plantas, utilizando-se um integrador de área LI-3100 (Licor Inc., Lincoln, EUA). A partir da área foliar (AF) das plantas, foi calculado o índice de área foliar (IAF) pela equação 1:

 $IAF=((AF \times NP))/AS$ (1)

Em que: *IAF* é o índice de área foliar (m² folhas/m² solo); *AF*: é a área foliar média das plantas da subamostra (m²); *NP* é o número de plantas da amostra; $\mathcal{A}S$ é a área de solo ocupada pelas plantas da amostra (m²).

Para a medição da área foliar em campo, utilizou-se um ceptômetro Accupar, modelo LP-80 (Accupar..., 2017). O equipamento permite obter-se o índice de área foliar por meio da relação entre a radiação fotossinteticamente ativa (RFA) média acima e abaixo do dossel da cultura. As medidas foram efetuadas nos mesmos locais onde foram coletadas as plantas para a quantificação da biomassa seca da parte aérea. A quantificação da área foliar e da biomassa seca da parte aérea foi efetuada em oito amostragens aos 13, 19, 26, 33, 40, 47, 51 e 61 dias após a semeadura (DAS).

As imagens aéreas foram adquiridas por meio de uma aeronave remotamente pilotada (ARP), tipo hexacóptero, marca DJI, Phantom 3 Pro (DJI, Nanshan District, Shenzhen, China). Realizaram-se oito voos nos mesmos dias das coletas de plantas para área foliar e para biomassa seca da parte aérea, no horário entre 9h e 10h. O voo foi planejado com o software Pix4D Capture®. O plano de voo foi criado garantindo-se que a captura das imagens fosse feita com sobreposições lateral e frontal de 80%, mantendo-se a linha de voo a 40 metros acima do nível do solo, com GSD (ground sample distance) de 2,5 cm pixel⁻¹.

As imagens multiespectrais foram adquiridas por uma câmera Parrot Sequoia (Parrot, Jemmapes, Paris, França). A câmera é constituída por quatro sensores que captam imagens em bandas espectrais denominadas Green (550 nm), Red (intervalo: 660 nm), Red Edge (735 nm) e Near Infra Red (NIR) (790 nm). Tem resolução de 4.608 x 3.456 pixels para cada banda. As imagens foram gravadas em formato tiff de 16 bits. As imagens obtidas em cada voo, em um total de 186 imagens por cada banda espectral, foram georreferenciadas e corrigidas utilizando-se um sistema de posicionamento global (GPS) e um sensor de radiação solar instalados na parte superior da aeronave. Um padrão de calibração radiométrico também foi utilizado na correção das imagens. O processamento para geração do ortomosaico das imagens aéreas foi realizado com o software Pix4D mapper[®] (Pix4D SA, Lausanne, Switzerland). A configuração do software possibilitou a geração do ortomosaico com resolução espacial de 4,8 cm pixel⁻¹.

Avaliaram-se 15 índices de vegetação (IV), os quais foram estimados a partir das bandas da imagem multiespectral. A Tabela 2 apresenta um resumo descritivo dos índices utilizados neste estudo, com informações básicas referentes aos respectivos nomes, siglas, equações e referências bibliográficas.

Tabela 2. Índices de vegetação multies	pectrais avaliados no estudo.	
Índice – Sigla	Equação	Referência
Green Chlorophyll Index – GCI	$\left(R_n/R_g\right)-1$	Gitelson et al. (2003)
Green Normalized Difference Vege- tation Index – gNDVI	$(R_n-R_g)/(R_n+R_g)$	Gitelson e Merzlyak (1998)
Modified Triangular Vegetation Index - MTVI2	$\frac{1,5[1,2(R_n-R_g)-2,5(R_r-R_g)}{\sqrt{[(2R_n+1)^2-(6R_n-5\sqrt{R_r})-0,5]}}$	Haboudane et al. (2004)
Normalized Difference Red-Edge Index – NDREI	$(R_{RE}-R_g)/(R_{RE}+R_g)$	Hassan et al. (2018)
Normalized Difference Vegetation Index – NDVI	$(R_n - R_r)/(R_n + R_r)$	Gitelson et al. (2002)
Normalized Difference Red-Edge Vegetation Index – NDVI-RE	$(R_n-R_{RE})/(R_n+R_{RE})$	Gitelson e Merzlyak (1994)
Normalized Green Red Difference – NGRD	$- (R_g - R_r)/(R_g + R_r)$	Hamuda et al. (2016)
Red Edge Triangular Vegetation In- dex - RTVI	$100(R_n-R_{RE})-10(R_n-R_g)$	Chen et al. (2010)
		Continua

14

Tabela 2. Continuação.

Índice – Sigla	Equação	Referência
Red-Edge Chlorophyll Index – RECI	$\left(R_{r}/R_{RE} ight) -1$	Gitelson et al. (2003)
Soil Adjusted Vegetation Index – SAVI	$\frac{1,5(R_n-R_r)}{(R_n+R_r+0,5)}$	Zhong et al. (2019)
Simple Ration of Red and NIR Index - SR	R_r/R_n	Bannari et al. (1995)
Simple Ration of Red and Red Edge Index - SR-RE	R_r/R_{RE}	Gitelson e Merzlyak (1994)
Transformed Chlorophyll Absorption in NIR Index – TCARI	$3[(R_n - R_r) - 0,2(R_n - R_g)(R_n/R_r)]$	Haboudane et al. (2004)
Transformed Chlorophyll Absorption in Red-edge Index – TCARI-RE	$8[(R_{RE} - R_r) - 0, 2(R_{RE} - R_g)(R_{RE}/R_r)]$	Daughtry et al. (2000)
Wide Dynamic Range Vegetation Index – WDRVI	$\frac{(0,12R_n)-R_r}{(0,12R_n)+R_r}$	Gitelson (2004)
Reflectância espectral - R _n : infravermelho pró vermelho (660 nm)	óximo (790 nm); R_g : verde (550 nm); R_{RE}	: vermelho próximo (735 nm); R _r :

16

A estimativa dos índices multiespectrais foi efetuada com a calculadora raster do QGIS v. 3.22 (QGIS..., 2023). A extração dos valores dos índices de vegetação foi efetuada com o plugin estatística zonal do QGIS v. 3.22 (QGIS..., 2023). Para esse processo, utilizou-se a camada vetorial formada por 60 polígonos com área de 1 m², distribuídos de forma aleatória em oito subáreas, das quais quatro destinadas à etapa de modelagem e quatro para validação dos modelos (Figura 2). O plugin estatística zonal gerou uma tabela de atributos (número de pixels, média, mínimo, máximo, mediana e desvio-padrão) dos índices de vegetação de cada polígono. Os atributos foram subdivididos em seis conjuntos de dez polígonos cada, cujos valores médios foram utilizados para geração e validação dos modelos.



Figura 2. Áreas amostrais utilizadas nas fases de geração (A) e de validação (B) dos modelos de predição do IAF e da biomassa seca da parte aérea do feijão-caupi, cultivar BRS Inhuma. Embrapa Meio-Norte, Teresina, PI.

p1, p3, p5 e p7: áreas amostrais para modelagem; p2, p4, p6 e p8: áreas amostrais para validação.

A análise estatística dos dados seguiu a seguinte estratégia: a) análise de correlação de Pearson entre os parâmetros IAF e biomassa seca da parte aérea (BIO) e os IVs avaliados, visando à pré-seleção dos IVs mais promissores na predição do IAF e da biomassa seca; b) análise de regressão linear para geração de modelos de predição do IAF e da biomassa seca; c) validação dos modelos de predição do IAF e da biomassa seca; e d) geração dos mapas do IAF e da biomassa seca com os modelos de predição mais promissores para avaliação da variabilidade espacial em campo.

A análise da variabilidade espacial foi efetuada por gráficos box plot e histograma, os quais mostram a distribuição dos valores mínimo, médio, máximo, mediana e desvio-padrão, bem como a proporção da área ocupada por cada classe dos valores de IAF, de MSFL e de MST nos mapas. Por não ter número adequado de repetições em campo, utilizou-se o mesmo conjunto de dados observados em campo de IAF e de biomassa seca da parte aérea, porém com um conjunto distinto de dados de IVs (Figura 2).

Para análise de correlação de Pearson, foi aplicado o teste t. Admitiram-se como promissores os IVs com r≥|0,8| em relação aos parâmetros IAF e BIO. A análise estatística (análise de correlação e análise de regressão linear) foi realizada por meio do software RBio (Bhering, 2017). Os modelos de regressão linear foram selecionados, levando-se em consideração o coeficiente de determinação, R² (Eq. 2) e o erro padrão de estimativa da regressão, EPE (Eq. 3). Consideraram-se como os melhores modelos de regressão os que apresentaram maior R² e menor EPE (Han et al., 2019).

$$R^{2} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n} (y_{i} - \hat{y}_{i})^{2}}{\sum_{i=1}^{n} (y_{i} - \bar{y}_{i})^{2}}$$
(2)

$$EPE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n} (y_{i} - \bar{y}_{i})^{2}}{n-1}} / \sqrt{n}$$
(3)

V

n-1

Em que: n é o número de observações; \mathcal{Y}_i é o parâmetro medido em campo; \hat{y}_i e o parâmetro estimado pelos modelos de regressã; e \bar{y}_i é a média dos parâmetros medidos em campo.

Para avaliação da performance dos modelos de predição, utilizaram-se o coeficiente de determinação (R²) (Eq. 2), a raiz quadrada do erro quadrado médio (RMSE) (Eq. 4) e o RMSE normalizado (nRMSE) (Eq. 5) (Yu et al., 2020).

RMSE =
$$\sqrt{\frac{1}{n}} \sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{y}_i)^2$$
(4)

$$nRMSE = [RMSE/(y_{max} - y_{min})] \times 100$$
(5)

Em que: y_{max} é o valor máximo do parâmetro medido em campo e y_{min} é o valor mínimo do parâmetro medido em campo. Modelos com maior R² e menores RMSE e nRMSE apresentam o melhor desempenho na predição dos valores de IAF e de biomassa seca (Han et al., 2019; Ji et al., 2022).

Resultados e Discussão

Índice de área foliar (IAF)

O índice de área foliar (IAF) do feijão-caupi, cultivar BRS Inhuma, durante o ciclo de desenvolvimento, estimado em função da área foliar das plantas determinada em laboratório (IAF-Lab) e medido diretamente no campo por ceptômetro (IAF-Cepto) é apresentado na Figura 3A. A curva de IAF mostrou-se crescente desde os 13 dias após a semeadura (DAS) até os 40 DAS, com valores de IAF que variaram de 0,3±0,06 a $7,2\pm0,70$, medidos em laboratório, e de $0,4\pm0,05$ a $6,8\pm2,29$, medidos em campo com ceptômetro. Os desvios das medidas de IAF-Cepto foram superiores aos valores medidos em laboratório, devido à própria variabilidade do processo de obtenção das medidas em campo em relação às medidas efetuadas em laboratório. Após os 40 DAS, os valores de IAF decresceram, com valores de IAF que oscilaram de $4,9\pm0,51$ a $3,6\pm0,23$, medidos em laboratório, e de $4,7\pm1,48$ a $2,2\pm0,39$, medidos em campo com ceptômetro (Figura 3A). Independentemente da metodologia empregada, os valores máximos de IAF foram registrados aos 40 DAS, quando a cultura atingiu pleno desenvolvimento do dossel.



Figura 3. Índice de área foliar (IAF) do feijão-caupi, cultivar BRS Inhuma, durante ciclo de desenvolvimento (A) e correlação das medidas efetuadas no laboratório (Lab) e campo (Cepto) (B).

Em ensaio conduzido em condições de segueiro e irrigado, em Castanhal, PA, ao utilizar o feijão-caupi, cultivar BR3 Tracuateua, Souza et al. (2017) obtiveram valores máximos de IAF alcançados no tratamento irrigado de 3,29±0,15 aos 48 DAS em 2012 e de 3,26±0,19 aos 50 DAS em 2013, durante a fase reprodutiva. Em regime de segueiro, os valores máximos de IAF foram iguais a 1,75±0,09 em 2012 e a 2,84±0,17 em 2013, indicando redução de cerca de 46,8% e 12,9%, respectivamente, em relação ao tratamento irrigado. Os resultados encontrados mostraram que o feijão-caupi não consegue manter a produção de área foliar, guando submetido ao estresse hídrico no solo. A redução da área foliar observada é provavelmente uma estratégia de sobrevivência para reduzir a superfície de transpiração das folhas (Bastos et al., 2011). Os valores de IAF obtidos por Souza et al. (2017) são inferiores aos encontrados no presente estudo, devido provavelmente às diferenças no hábito de crescimento das cultivares utilizadas nos estudos, bem como à condição de melhor disponibilidade de água e radiação solar no ensaio conduzido em Teresina, PI, com reflexo direto no crescimento da cultura (Bastos, 2021).

A variabilidade observada dos valores de IAF entre as metodologias empregadas para sua determinação é evidente, notadamente dos 33 aos 61 DAS. Nesse intervalo, houve maior variabilidade do IAF medido em campo (1,54 a 1,81, com máximo de 2,29 aos 40 DAS) em comparação aos estimados com base na área foliar medida em laboratório (0,45 a 0,32, com máximo de 0,70 aos 40 DAS). Nas fases iniciais (13 aos 26 DAS) e final (61 DAS) do ciclo, houve redução da variabilidade dos valores de IAF obtidos pelas duas metodologias, com desvios médios de 0,06 a 0,54 (Lab) e de 0,05 a 0,45 (Cepto) (Figura 3A).

A menor variabilidade nos valores de IAF estimados com base na área das plantas em laboratório deveu-se à medida mais precisa da área individual das folhas das plantas pelo equipamento LAI-3000 em detrimento da medida em campo pelo equipamento ceptômetro. O ceptômetro requer configuração prévia com inserção de valores empíricos de parâmetros que interferem no desempenho das leituras de IAF (Facchi et al., 2010), tais como, o ângulo de disposição das folhas da cultura. Esse aspecto é importante, pois interfere na estimativa da RFA interceptada pela cultura (Accupar..., 2017). Destaca-se que nas medidas em campo do IAF ocorre a sobreposição natural das folhas da parte superior do dossel sobre as folhas da parte inferior, enquanto no laboratório o IAF é obtido pelo somatório da área de todas as folhas das plantas. Em decorrência das diferenças metodológicas de quantificação, os valores de IAF medidos em campo pelo ceptômetro são subestimados em 86,8% (R2=0,894) em relação aos estimados pela área foliar das plantas em laboratório (Figura 3B). Estudos conduzidos por Rodrigues et al. (2013) e Silva et al. (2016), ao avaliarem o IAF de videira por métodos destrutivos (LI-3100) e em campo (Accupar LP-80), concluíram que o ceptômetro Accupar LP-80 subestimou os valores de IAF da videira nos diferentes sistemas de condução da cultura, devendo haver correção para cada dossel vegetativo.

Biomassa seca da parte aérea

A biomassa seca da parte aérea do feijão-caupi, cultivar BRS Inhuma, durante o ciclo de desenvolvimento, é apresentada na Figura 4. A biomassa seca das folhas variou de 11,5±0,9 g m⁻² aos 13 DAS até um máximo de 235,1±18,0 g m⁻² aos 40 DAS, seguida de redução durante a fase de maturação dos grãos (211,5±5,2 g m⁻² aos 61 DAS), quando ocorre a

senescência natural das folhas (Figura 4A). Em relação à biomassa seca do caule, observou-se curva de crescimento crescente da fase vegetativa até a maturação, com 7,7±0,5 g m⁻² aos 13 DAS até um máximo de 559,3±20,9 g m⁻² aos 61 DAS (Figura 4B). A biomassa seca das vagens logicamente concentrouse apenas na fase reprodutiva, que variou de 1,2±0,5 g m⁻² aos 41 DAS até um máximo de 221,4±32,7 g m⁻² aos 54 DAS, fase de plena formação e maturação das vagens (Figura 4C).

Em decorrência do acúmulo de biomassa seca das partes aéreas (folhas, caule e vagens), o total acumulado de biomassa seca total apresentou curva de crescimento típica com valores iniciais de 19,2 \pm 1,7 g m⁻² aos 13 DAS até 263,0 \pm 22,8 g m⁻² aos 33 DAS, final da fase vegetativa. Houve maior incremento durante a fase reprodutiva, devido à formação e enchimento das vagens, que variou de 578,4 \pm 59,3 g m⁻² aos 40 DAS até um máximo de 927,2 \pm 65,6 g m⁻² aos 54 DAS, fase final de enchimento das vagens (Figura 4D).



Figura 4. Biomassa seca da parte aérea do feijão-caupi, cultivar BRS Inhuma, durante ciclo de desenvolvimento. (A) Folhas; (B) Caule; (C) Vagens; (D) Total.

Em ensaio conduzido por Souza et al. (2017), em condições de sequeiro e irrigado, em Castanhal, PA, ao utilizarem o feijão-caupi, cultivar BR3 Tracuateua, os autores obtiveram curva de crescimento de biomassa seca total da parte aérea semelhante à observada no presente estudo, porém com valores acumulados de biomassa seca inferiores. O acúmulo máximo de biomassa seca obtido foi de apenas 538,4±32,4 g m² aos 58 DAS em regime irrigado, o que pode ter ocorrido devido provavelmente às diferencas no porte e hábito de crescimento das cultivares utilizadas nos estudos. Nas condições de solo e clima de Barra, no oeste baiano, Guerra et al. (2020) quantificaram o acúmulo de biomassa seca total da parte aérea de cultivares de feijão-caupi no início da floração. Os autores obtiveram valores de biomassa seca total da parte aérea que variaram de 360 g m⁻² ('BRS Aracê', aos 42 DAE) a 680 g m⁻² ('BRS Itaim', aos 31 DAE), indicando que a produção de biomassa seca da parte aérea é dependente do hábito de crescimento da cultivar. Com a cultivar BRS Guariba, a biomassa seca total da parte aérea aos 31 DAE (≈ 36 DAS) foi de 560 g m⁻², muito próxima do valor obtido no presente estudo, de 576,3 g m-2 com a cultivar BRS Inhuma aos 40 DAS.

Análise de correlação de Pearson (r)

Em todas as situações avaliadas, o coeficiente de correlação de Pearson (r) entre os índices de vegetação avaliados (IVs) e os valores de IAF medidos em campo pelo ceptômetro (IAF-Cepto) foi superior aos determinados em laboratório (IAF-Lab) (Figura 5), indicando que a resposta espectral do dossel da cultura foi mais bem detectada pelas imagens aéreas, quando se utilizou o ceptômetro como forma de quantificação do IAF. Isso deveu-se provavelmente ao princípio de funcionamento do ceptômetro que mensura a RFA acima e abaixo do dossel, preservando a estrutura e disposição natural das folhas do dossel da cultura, ao contrário da determinação em laboratório, quando se retiram as plantas do campo, alterando-se a estrutura do dossel. Conforme já destacado, em decorrência das diferenças metodológicas de quantificação, os valores de IAF medidos em campo pelo ceptômetro são subestimados em 86,8% (R²=0,894) em

relação aos estimados pela área foliar das plantas em laboratório (Figura 3B) (Rodrigues et al., 2013; Silva et al., 2016).

Considerando-se todas as oito medidas de IAF efetuadas e o critério estabelecido de seleção dos melhores IVs como aqueles com $r \ge |0,8|$, destacaram-se os IVs NDREI (r = 0,839, p<0,01), GCI (r = 0,816, p<0,05) e gNDVI (r = 0,812, p<0,05) em relação às medidas de IAF-Lab (Figura 5A). Quanto às medidas de IAF-Cepto, à exceção dos IVs NDVI-RE, RDVI, RECI e SR-RE, todos os demais apresentaram r $\ge |0,8|$. Mereceram destaque os IVs NDREI (r = 0,924, p<0,01), GCI (r = 0,912, p<0,01), TCARI-RE (r = -0,903, p<0,01) e gNDVI (r = 0,901, p<0,01) como os quatro maiores valores de r (Figura 5B).

Porém, ao computarem-se apenas as medidas de IAF efetuadas até a sexta amostragem (aos 47 DAS), o número de IVs considerados aptos ($r \ge |0,8|$) elevou-se consideravelmente, indicando potencial maior de predição do IAF em feijão-caupi, quando a medição for realizada durante a fase reprodutiva da cultura (IAF Cepto = 6,8±2,29). Em relação às medidas de IAF-Lab, os quatro IVs com melhores valores de r foram TCARI-RE (r = -0,974, p<0,001), SR (r = 0,952, p<0,01), NDREI (r = 0,951, p<0,01) e GCI (r = 0,95, p<0,01) (Figura 5C). Em relação às medidas de IAF-Cepto, os IVs mais promissores ($r \ge |0,8|$) foram TCARI-RE (r = 0,95, p<0,01), NDREI (r = 0,95, p<0,01), SR (r = 0,93, p<0,01), e GCI (r = 0,94, p<0,01) SR (r = 0,93, p<0,01), e GCI (r = 0,93, p<0,01), e GCI (r = 0,93, p<0,01), e GCI (r = 0,94, p<0,01) SR (r = 0,93, p<0,01), e GCI (r = 0,9

Segundo Haboudane et al. (2004), a predição do IAF a partir de dados de imagens espectrais enfrenta duas dificuldades importantes: i) os IVs se aproximam de um nível de saturação espectral assintótica quando o IAF \geq 5 m² m⁻², dificultando o estabelecimento de um modelo de predição aceitável, dependendo do tipo do IV; ii) não existe uma relação única entre IAF e um IV específico, mas sim diversas relações, dependendo do conteúdo de clorofila nas folhas e/ou outras características do dossel da cultura (Stanton et al., 2017). Kross et al. (2015) encontraram saturação espectral com os IVs gNDVI, NDVI, NDVI-RE e RTVI, quando o IAF médio da soja e do milho foi superior a 6 m² m⁻².



Figura 5. Correlação de Pearson entre os valores de IAF medidos em laboratório (IAF-Lab) e em campo (IAF-Cepto) em dossel de feijão-caupi, cultivar BRS Inhuma, e os índices de vegetação (IVs) avaliados. (A) IAF-Laboratório e IVs medidos até a oitava amostragem; (B) IAF-Ceptômetro e IVs medidos até a oitava amostragem; (C) IAF-Laboratório e IVs medidos até a sexta amostragem; (D) IAF-Ceptômetro e IVs medidos até a sexta amostragem; (E) IAF-Laboratório e IVs acumulados nas amostragens sucessivas; (F) IAF-Ceptômetro e IVs acumulados nas amostragens sucessivas; (F) IAF-Ceptômetro e IVs acumulados nas amostragens sucessivas; (A) IAF-Ceptômetro e IVs acumulados nas amostragens sucessivas.

No presente estudo, a saturação espectral das imagens dos IVs foi alcançada a partir dos 40 DAS (IAF Cepto = 6,8±2,3) (fase reprodutiva). Alguns estudos foram realizados para avaliar e comparar vários IVs quanto à estabilidade e poder de predição do IAF (Baret; Guyot, 1991; Broge; Leblanc, 2001), enquanto outros trataram de modificar alguns IVs para melhorar sua linearidade e aumentar sua sensibilidade ao IAF (Nemani et al., 1993; Chen, 1996; Brown et al., 2000). Com o feijoeiro-comum, Santana et al. (2016) observaram saturação do NDVI a partir dos 50 dias após a emergência das plantas, devendo-se utilizar esse índice de vegetação principalmente na fase vegetativa da cultura. Certamente, os estudos visando à predição do IAF em feijão-caupi por meio de IVs oriundos de imagens espectrais deverão avançar para encontrar parâmetros de calibração para redução do efeito da saturação espectral dos IVs promissores já identificados no presente estudo, bem como incorporar informações texturais das imagens capazes de denotar características estruturais e geométricas intrínsecas do dossel (Ji et al., 2023).

A alternativa encontrada para permitir a predição do IAF do feijãocaupi em qualquer fase de desenvolvimento, sem o inconveniente da saturação espectral das imagens dos IVs, foi proceder ao acúmulo dos IVs com o avanço das fases de desenvolvimento, o que se denominou de "IV acumulado" (Figuras 5E e 5F). Procedimento semelhante foi adotado por Kross et al. (2015). Nesse caso, em ambas as metodologias empregadas, houve um número elevado de IVs considerados aptos (r≥|0,8|). Quanto às medidas de IAF-Lab, destacaram-se como os quatro IVs mais promissores: GCI (r = 0,933, p<0,0001), RDVI (r = 0,925, p<0,001), MTVI2 (r = 0,92, p<0,001) e TCARI (r = -0,918, p<0,01) (Figura 5E). Em relação às medidas de IAF-Cepto, os IVs com melhores valores de r≥|0,8| foram: TCARI (r = -0,949, p<0,001), SR (r = 0,936, p<0,001), TCARI-RE (r = -0,933, p<0,001) e GCI (r = 0,918, p<0,01) (Figura 5F).

Haboudane et al. (2004) conduziram estudo para encontrar método para minimizar o efeito do teor de clorofila foliar na predição do IAF e desenvolver novos algoritmos que preveem adequadamente o IAF do dossel dos cultivos de soja, de milho e de trigo. Os autores avaliaram o desempenho de IVs já existentes, tais como, NDVI, RDVI, SR, SAVI, MSAVI, TVI e MCARI, e projetaram o emprego de novos IVs (MTVI1, MCARI1, MTVI2 e MCARI2), os quais são menos sensíveis às variações do teor de clorofila e linearmente relacionados com o IAF do dossel dos cultivos. Concluíram que os IVs existentes foram sensíveis às mudanças na concentração de clorofila ou afetados pela saturação espectral em altos níveis de IAF. Por outro lado, dois dos índices espectrais desenvolvidos como parte do estudo, o MTVI2 e o MCARI2, provaram ser os melhores preditores de IAF das culturas da soja, do milho e do trigo. A análise do poder de predição dos algoritmos propostos baseados em MCARI2 e MTVI2 resultou em concordâncias entre a medição modelada e a medida de solo do IAF não destrutivo, com coeficientes de determinação (R²) iguais a 0,98 para soja, 0,89 para milho e 0,74 para trigo.

Resultados semelhantes foram obtidos com o feijão-caupi quanto à predição do IAF pelas duas metodologias avaliadas (laboratório e ceptômetro), com o MTVI2, que apresentou r = 0,92 (p<0,001), em relação ao IAF-Lab, e r = 0,9 (p<0,01) em relação ao IAF-Cepto (Figuras 5E e 5F). Segundo Haboudane et al. (2004), o MTVI2 tem a vantagem adicional de ser menos sensível a mudanças na concentração de clorofila nas folhas. Kross et al. (2015) verificaram que o MTVI2 é sensível ao ângulo de inclinação das folhas de soja e de milho, conforme já observado por Liu et al., 2012. Gano et al. (2021) avaliaram o desempenho de IVs (NDVI, CTVI, MSAVI2, gNDVI e SR) na predição do IAF em dossel de sorgo. Concluíram que os IVs SR e gNDVI mostraram-se promissores na predição do IAF em sorgo, com r = 0,87 (p<0,001) em relação a ambos os IVs.

A correlação de Pearson entre os valores de biomassa seca total (MST) e de folhas (MSFL) do feijão-caupi e os IVs avaliados é mostrada na Figura 6. Avaliou-se a correlação com os dados de biomassa seca da parte aérea medidos em todas as amostragens, bem como até a sexta amostragem (47 DAS). Observou-se que, em relação à MST, apresentou correlação significativa entre os IVs avaliados apenas com as medidas efetuadas até a quarta amostragem (33 DAS) (fase vegetativa); não houve correlação entre os IVs com as medidas de MST até a oitava amostragem, bem como com os valores de IVs acumulados (Figuras 6A, 6C e 6E). Porém, quanto à MSFL, houve correlação entre os IVs avaliados e as medidas efetuadas até a quinta amostragem (40 DAS) (início da fase reprodutiva) e entre os IVs acumulados e as medidas sucessivas até a oitava amostragem (Figuras 6B, 6D e 6F).



Figura 6. Correlação de Pearson entre os valores de biomassa seca total (MST) e de folhas (MSFL) do feijão-caupi, cultivar BRS Inhuma, e os índices de vegetação (IVs) avaliados. (A) MST e IVs medidos até a oitava amostragem; (B) MSFL e IVs medidos até a oitava amostragem; (C) MST e IVs medidos até a quarta amostragem; (D) MSFL e IVs medidos até a quinta amostragem; (E) MST e IVs acumulados nas amostragens sucessivas.

Esses resultados indicaram ter havido saturação espectral dos IVs na predição da biomassa seca total (MST) e das folhas (MSFL) do feijão-caupi aos 33 e 40 DAS, respectivamente, o que equivale a 263,0±22,8 g m⁻² (MST) no final da fase vegetativa e 235,1±18,0 g m-2 (MSFL) no início da fase reprodutiva (Figura 4D). Gano et al. (2021) constataram ter ocorrido saturação espectral dos IVs avaliados (NDVI, CTVI, gNDVI, MSAVI2 e SR) na predição de biomassa seca total em sorgo, quando as plantas alcançaram 75 g por planta. No caso do sorgo, os autores justificam essa saturação espectral dos IVs devido à redução da área foliar da planta após o período de floração. Mutanga e Skidmore (2004) relataram que outros índices como o NDREI, TCARI-RE, RTVI e SR-RE, podem ser mais eficientes na predição da biomassa após o fechamento do dossel em razão de a saturação na banda espectral Red-Edge ocorrer nas fases mais intermediárias e tardias de crescimento da cultura. Comportamento semelhante foi observado no presente estudo com o feijão-caupi, notadamente com relação à MSFL, que apresentou ligeira redução da área foliar após a guinta amostragem (40 DAS) durante a fase reprodutiva (Figura 4A).

Segundo o critério estabelecido de seleção dos melhores IVs como aqueles com r≥|0,8|, destacaram-se na predição da biomassa seca total (MST) os IVs TCARI-RE (r = -0,985, p<0,05), TCARI (r = -0,982, p<0,05), RDVI (r = 0,973, p<0,05), SR (r = 0,967, p<0,05), GCI (r = 0,963, p<0,05) e MTVI2 (r = 0,963, p<0,05) (Figura 6C), enquanto em relação à biomassa seca das folhas (MSFL), mereceram destaque os IVs TCARI-RE (r = -0,908, p<0,05), NDREI (r=0,890, p<0,05), SR (r=0,881, p<0,05), GCI (r = 0,875, p<0,1), gNDVI (r = 0,847, p<0,1) e TCARI (r = -0,826, p<0,1) (Figura 6D). Segundo Kross et al. (2015), os IVs que incorporam a reflectância espectral na banda Red-Edge, tais como, o RTVI, o NDREI e o TCARI-RE, aumentaram o potencial para estimar a biomassa seca (Haboudane et al., 2004; Chen et al., 2010).

Ji et al. (2023) avaliaram a predição de biomassa seca total da parte aérea de feijão-fava por meio de IVs oriundos de imagens RGB. Observaram que, em referência à fase reprodutiva, os IVs GRVI, NDI, VARI, ExR e MGRVI foram os mais fortemente correlacionados com a biomassa seca total da parte aérea (r = 0,71 ou - 0,71), enquanto em relação ao estádio inicial de enchimento de grãos, os IVs GRVI, NDI, GLI2, VARI, ExR e MGRVI exibiram

a correlação mais forte com a biomassa seca total da parte aérea (r = 0,62 ou - 0,62). Importante ressaltar que, no presente estudo, utilizaram-se imagens multiespectrais, contemplando as bandas NIR e Red-Edge, que possibilitam avaliar melhor a resposta espectral das plantas em relação às imagens apenas com as bandas Red, Green e Blue (Fei et al., 2021).

No que tange aos IVs acumulados, houve um número elevado de IVs considerados aptos (r≥|0,8|). Em relação às medidas de MSFL, destacaramse como os quatro IVs mais promissores: TCARI (r = -0,905, p<0,01), SR (r = 0,896, p<0,01), GCI (r = 0,894, p<0,01) e TCARI-RE (r = -0,883, p<0,01) (Figura 6F). Comportamento similar foi observado na predição do IAF (Figuras 5E e F). Porém, esse procedimento não se mostrou eficiente na predição da MST (Figura 6E). Segundo Kross et al. (2015), os índices cumulativos de vegetação mostraram bom desempenho para a estimativa da biomassa seca total da parte aérea (r=-0,883, p<0,01), especialmente para o milho (CV≤20%). Os IVs cumulativos têm sido usados como uma forma de incorporar a radiação fotossinteticamente ativa absorvida (APAR) (Liu et al., 2009) que é proporcional à biomassa seca total (Monteith, 1972). Porém, no presente estudo, essa alternativa mostrou-se eficiente apenas quanto à biomassa seca das folhas.

Geração dos modelos de predição

Os modelos de predição do IAF-Lab e do IAF-Cepto obtidos com os IVs mais promissores são apresentados nas Figuras 7 e 8, respectivamente. Quanto ao IAF-Lab, quantificado até a sexta e oitava amostragens, destacaram-se os IVs NDREI e GCI, os quais apresentaram melhores ajustes segundo modelos lineares de 1º grau (Figuras 7A a 7D). Em relação ao NDREI-8ª, obtiveram-se R² = 0,7042 (p<0,01) e EPE = 0,69 (Figura 7A), enquanto em relação ao GCI-8ª, R² = 0,6653 (p<0,05) e EPE = 0,67 (Figura 7B). Quanto ao NDREI-6ª, obteveram-se R² = 0,9051 (p<0,01) e EPE = 1,06 (Figura 7C), enquanto em referência ao GCI-6ª, R² = 0,9029 (p<0,01) e EPE = 1,03 (Figura 7D). Kross et al. (2015) também observaram que os modelos de predição de IAF em soja e em milho que apresentaram melhor ajuste quanto aos IVs gNDVI (R² = 0,89), NDVI (R² = 0,89), NDVI-RE (R² = 0,83) e RTVI (R² = 0,87) foram lineares, porém todos esses índices

exibiram alguma saturação espectral quando o IAF atingiu 6 m² m⁻². No presente estudo, observou-se ter havido saturação espectral a partir dos 40 DAS para valores máximos de IAF-Cepto = 6,8±2,3 e IAF-Lab = 7,2±0,7 m² m⁻² (fase reprodutiva) (Figura 3A). Esse comportamento explica ter havido os melhores ajustes nos modelos de predição do IAF até a sexta amostragem em relação à oitava amostragem.

Segundo Gitelson et al. (2014), com as culturas de milho e de soja, as melhores relações do NDVI com o IAF e com a radiação fotossinteticamente ativa (RFA) ocorreram na fase vegetativa das culturas. Na fase reprodutiva, o NDVI das culturas pouco sofreu alteração em função do incremento da área foliar. Resultado semelhante foi observado no presente estudo.

Com o feijoeiro-comum, Santana et al. (2016) obtiveram modelos lineares de predição do IAF em função do NDVI em quatro cultivares, em duas datas de semeadura. Os modelos de predição apresentaram R² iguais a 0,928 (cultivar Agreste), 0,942 (cultivar Pérola), 0,893 (cultivar BAT 477) e 0,707 (cultivar BRS Pontal) na primeira data de semeadura (17/05/2013).

Os modelos de predição do IAF com os IVs acumulados em amostragens sucessivas mostraram melhor ajuste em relação aos modelos com IVs mensurados até a sexta e oitava amostragens. Mereceram destaque os IVs TCARI com R² = 0,9447 (p<0,001) e EPE = 0,8 e SR com R² = 0,9407 (p<0,001) e EPE = 0,79 (Figuras 7E e 7F). Os modelos de predição com a adoção dos IVs TCARI e SR acumulados ajustaram-se a funções polinomiais de 2º grau, indicando que o acúmulo dos IVs durante o ciclo de cultivo do feijão-caupi mostrou-se eficiente para contornar a limitação da saturação espectral, possibilitando a predição do IAF mesmo após ter atingido o valor máximo de IAF medido em campo (Kross et al., 2015).

Haboudane et al. (2004) observaram os melhores ajustes de predição do IAF em soja, em milho e em trigo utilizando funções exponenciais, com valores de R² superiores a 0,98. Os autores concluíram que os IVs mais promissores foram RDVI, TVI, MSAVI e MTVI2, já que combinam baixa sensibilidade às mudanças no teor de clorofila e capacidade de predição do IAF em culturas com densidade moderada a alta (IAF>3) (Broge; Leblanc, 2001).



Figura 7. Modelos de predição do IAF-Lab em dossel de feijão-caupi, cultivar BRS Inhuma, baseados nos dois IVs mais promissores (r≥|0,8|). (A) NDREI-8a; (B) GCI-8a; (C) NDREI-6a; (D) GCI-6a; (E) TCARI-Ac; e (F) SR- Ac.

8a: medidas até a oitava amostragem; 6a: medidas até a sexta amostragem; Ac: amostragens sucessivas acumuladas.

Níveis de significância dos coeficientes dos modelos: * (p<0,05), ** (p<0,01) e *** (p<0,001).

Os modelos de predição do IAF-Cepto (Figura 8) apresentaram comportamento similar aos modelos de predição do IAF-Lab (Figura 7), porém com melhores indicadores estatísticos, ou seja, maiores valores de R² e menores de EPE, notadamente para as medidas efetuadas até a sexta amostragem, devido provavelmente às diferenças metodológicas na quantificação do IAF em campo, as quais proporcionaram subestimativa de 86,8% (R² = 0,894) dos valores de IAF-Cepto em relação ao IAF-Lab (Figura 5B).

Em relação ao IAF-Cepto, quantificado até a sexta e oitava amostragens, destacaram-se os IVs NDREI e GCI, os quais apresentaram melhores ajustes segundo modelos lineares de 1º grau (Figuras 8A a 8D). Quanto ao NDREI-8a obteveram-se $R^2 = 0.8538$ (p<0.01) e EPE = 0.7 (Figura 8A), enquanto em relação ao GCI-8a, $R^2 = 0.8318$ (p<0.01) e EPE = 0.69 (Figura 8B). Quanto ao NDREI-6a, obteveram-se $R^2 = 0.882$ (p<0.01) e EPE = 0.93 (Figura 8C), enquanto em relação ao GCI-6a, $R^2 = 0.8605$ (p<0.01) e EPE = 0.92 (Figura 8D).

Quanto aos modelos preditivos do IAF acumulados, mereceram destaque os IVs SR com R² = 0,8686 (p<0,01) e EPE = 0,7 (Figura 8E) e GCI com R² = 0,8523 (p<0,01) e EPE = 0,69 (Figura 8F). Os modelos de predição com a adoção dos IVs acumulados também se ajustaram a funções polinomiais de 2º grau, reforçando a tendência de que a estratégia de acúmulo dos IVs mostrou-se eficiente para contornar a limitação da saturação espectral em feijão-caupi, como já detectado em soja, em milho e em trigo (Kross et al., 2015).

Os modelos de predição da biomassa seca das folhas (MSFL) e total (MST) do feijão-caupi, cultivar BRS Inhuma, são apresentados nas Figuras 9 e 10, respectivamente. Os modelos ajustaram-se melhor à função exponencial (predição até a quinta amostragem) e polinomial de 1º grau (amostragens sucessivas acumuladas). Quanto à biomassa seca das folhas medida até a quinta amostragem, os modelos mais promissores (r≥|0,8|) foram os obtidos em relação aos IVs NDREI-5a, com R² = 0,9091 (p<0,05) e EPE = 40,5 g m⁻² (Figura 9A) e TCARI-RE-5a com R² = 0,7541 (p<0,1) e EPE = 34,1 g m⁻² (Figura 9B). Quanto aos modelos baseados nos IVs acumulados, destacaram-se os IVs mais promissores TCARI-RE com R² = 0,9325 (p<0,001) e EPE = 31,3 g m⁻² (Figura 9D).



Figura 8. Modelos de predição do IAF-Cepto em dossel de feijão-caupi, cultivar BRS Inhuma, baseados nos dois IVs mais promissores (r≥|0,8|). (A) NDREI-8a; (B) GCI-8a; (C) NDREI-6a; (D) GCI-6a; (E) SR-Ac; e (F) GCI-Ac.

8a: medidas até a oitava amostragem; 6a: medidas até a sexta amostragem; Ac: amostragens sucessivas acumuladas.

Níveis de significância dos coeficientes dos modelos: * (p<0,05), ** (p<0,01) e *** (p<0,001).



Figura 9. Modelos de predição da biomassa seca das folhas (MSFL) de feijão-caupi, cultivar BRS Inhuma, baseados nos dois IVs mais promissores (r≥|0,8|). (A) NDREI-5a; (B) TCARI-RE-5a; (C) TCARI-RE-Ac; (D) TCARI- Ac.

5a: medidas até a quinta amostragem; Ac: amostragens sucessivas acumuladas. Níveis de significância dos coeficientes dos modelos: ° (p<0,1), * (p<0,05), ** (p<0,01) e *** (p<0,001).

Em relação à biomassa seca total, os modelos mais promissores de predição até a quarta amostragem foram gerados com os IVs gNDVI com $R^2 = 0.9985$ (p<0.01) e EPE = 56.7 g m⁻² (Figura 10A) e NDREI com $R^2 = 0.9978$ (p<0.01) e EPE = 57.3 g m⁻² (Figura 10B). Quanto aos modelos de predição obtidos com os IVs acumulados, destacaram-se os IVs SR com $R^2 = 0.9606$ (p<0.001) e EPE = 132.5 g m⁻² (Figura 10C) e GCI com $R^2 = 0.9668$ (p<0.001) e EPE = 132.3 g m⁻² (Figura 10D). Os modelos ajustaram-se melhor à função exponencial (predição até a quinta amostragem) e polinomial de 1º grau (amostragens sucessivas acumuladas).



Figura 10. Modelos de predição da biomassa seca total (MST) de feijão-caupi, cultivar BRS Inhuma, baseados nos dois IVs mais promissores (r≥0,8). (A) gNDVI-4a; (B) NDREI-4a; (C) SR-Ac; (D) GCI- Ac.

4a: medidas até a quarta amostragem; Ac: amostragens sucessivas acumuladas. Níveis de significância dos coeficientes dos modelos: * (p<0,05), ** (p<0,01) e *** (p<0,001).

Com as culturas de soja, de milho e de trigo, Kross et al. (2015) obtiveram modelos de predição de biomassa seca de folhas seguindo uma função exponencial com os IVs NDVI ($R^2 = 0.86$), MTVI2 ($R^2 = 0.84$) e gNDVI ($R^2 = 0.82$), enquanto com os IVs SR ($R^2 = 0.89$) e RTVI ($R^2 = 0.92$) os modelos mais promissores foram lineares. Em relação à biomassa seca total, obtiveram modelos de predição exponencial com o NDVI-RE ($R^2 = 0.78$) e modelo linear com o SR-RE ($R^2 = 0.58$). Todos os índices apresentaram saturação espectral em torno de 400 g m⁻² e em torno de 800 g m⁻² para biomassas foliar e total, respectivamente. No presente estudo,

as saturações espectrais para os modelos de predição de biomassa seca das folhas e total foram iguais a $235,1\pm18,0$ g m⁻² (40 DAS) e $263,0\pm22,8$ g m⁻² (33 DAS), respectivamente.

Segundo Kross et al. (2015), a biomassa seca total inclui mais componentes fotossinteticamente inativos (por exemplo, caule, flores) do que área foliar ou biomassa foliar, que provavelmente afetam a relação entre IVs e os componentes fotossinteticamente ativos. Os IVs cumulativos apresentaram melhor abordagem para estimativa da biomassa seca total, com valores de R² que variaram entre 0,73 e 0,92 em milho (relações lineares para todos os IVs) e entre 0,66 e 0,93 em soja (relações lineares e exponenciais).

Com a cultura do sorgo, Gano et al. (2021) definiram modelos de predição exponencial para a biomassa seca total com os IVs NDVI, CTVI e MSAVI2, todos com R² = 0,66 (p<0,001), e gNDVI com R² = 0,52 (p<0,001), inferiores aos obtidos no presente estudo. Com o feijão-comum, Santana et al. (2016) obtiveram modelos de predição lineares para biomassa seca das folhas com o NDVI, cujos valores de R² variaram de 0,874 (cultivar BAT 477) a 0,649 (cultivar BRS Agreste). Considerando-se os dados de biomassa seca das folhas de todos os quatro genótipos avaliados, obteve-se melhor ajuste com modelo de predição linear com R² = 0,79. A saturação espectral foi alcançada com \approx 150 g m⁻², próximo ao valor de saturação observado no presente estudo.

Outros IVs, tais como, NDREI, TCARI-RE, RTVI e SR-RE, podem ser mais eficientes na predição da biomassa após o fechamento do dossel, em razão de a saturação na banda espectral Red-Edge ocorrer nas fases mais intermediárias e tardias de crescimento da cultura (Mutanga; Skidmore, 2004; Kross et al., 2015). Comportamento semelhante foi observado no presente estudo com o feijão-caupi, notadamente com relação à MSFL, que apresentou ligeira redução da área foliar após a quinta amostragem (40 DAS), durante a fase reprodutiva (Figura 4A).

Validação dos modelos de predição

A validação dos modelos de predição do IAF e da biomassa seca da parte aérea (BIO) é apresentada nas Figuras 11 a 14. O desempenho estatístico foi avaliado pelos indicadores estatísticos R², RMSE e nRMSE. Modelos com maior R2 e menores RMSE e nRMSE apresentaram o melhor desempenho na predição dos valores de IAF e de BIO (Han et al., 2019; Ji et al., 2022).

Considerando-se todas as amostragens efetuadas em campo, os modelos de predição do IAF-Lab que apresentaram melhor performance foram obtidos com os IVs NDREI com R² = 0,7071 (p<0,001), RMSE = 1,179 e nRMSE=17,1% (Figura 11A) e GCI com R² = 0,6554 (p<0,05), RMSE = 1,279 e nRMSE = 18,5% (Figura 11B). Nas amostragens efetuadas até a sexta coleta, destacaram-se novamente os IVs NDREI com R² = 0,9568 (p<0,0001), RMSE = 0,288 e nRMSE = 4,2% (Figura 11C) e GCI com R² = 0,9088 (p<0,001), RMSE = 0,821 e nRMSE = 11,9% (Figura 11D). Quanto aos IVs acumulados em amostragens sucessivas ao longo do ciclo do feijão-caupi, mereceram destaque os IVs TCARI com R² = 0,9492 (p<0,0001), RMSE = 0,499 e nRMSE = 7,2% (Figura 11E) e SR com R² = 0,9336 (p<0,0001), RMSE = 0,575 e nRMSE = 8,3% (Figura 11F).

Os modelos de predição do IAF-Cepto (Figura 12) apresentaram performance superior (maiores valores de R² e menores de RMSE e nRMSE) em comparação aos modelos gerados para o IAF-Lab (Figura 11), notadamente considerando-se todas as amostragens efetuadas em campo (Figuras 12A e 12B). De fato, em todas as amostragens efetuadas em campo, a melhor performance foi obtida em relação ao NDREI com R² = 0,8924 (p<0,001), RMSE = 0,658 e nRMSE = 10,3% (Figura 12A) e GCI com R^2 = 0,8128 (p<0,001), RMSE = 0,872 e nRMSE = 13,7% (Figura 12B). Quanto às amostragens efetuadas até a sexta coleta, destacaram-se os IVs NDREI com $R^2 = 0.9478$ (p<0.001), RMSE = 0.424 e nRMSE = 6.6% (Figura 12C) e GCI com R^2 = 0,8487 (p<0,001), RMSE = 0,908 e nRMSE = 14,2% (Figura 12D). Em referência aos IVs acumulados em amostragens sucessivas ao longo do ciclo do feijão-caupi, mereceram destaque os IVs GCI com R² = 0,8244 (p<0,001), RMSE = 1,14 e nRMSE = 16,5% (Figura 12E) e SR com R^2 = 0,8358 (p<0,001), RMSE = 1,181 e nRMSE = 17,1% (Figura 12F).



Figura 11. Validação dos modelos de predição do IAF-Lab em dossel de feijão-caupi, cultivar BRS Inhuma, baseados nos dois IVs mais promissores (r≥|0,8|). (A) NDREI-8a; (B) GCI-8a; (C) NDREI-6a; (D) GCI-6a; (E) TCARI-Ac (F) SR- Ac.

8a: medidas até a oitava amostragem; 6a: medidas até a sexta amostragem; Ac: amostragens sucessivas acumuladas.

Níveis de significância dos coeficientes dos modelos: * (p<0,05), ** (p<0,01) e *** (p<0,001).



Figura 12. Validação dos modelos de predição do IAF-Cepto em dossel de feijão-caupi, cultivar BRS Inhuma, baseados nos dois IVs mais promissores (r≥|0,8|). (A) NDREI-8a; (B) GCI-8a; (C) NDREI-6a; (D) GCI-6a; (E) GCI- Ac; (F) SR-Ac.

8a: medidas até a oitava amostragem; 6a: medidas até a sexta amostragem (47 DAS); Ac: amostragens sucessivas acumuladas.

Níveis de significância dos coeficientes dos modelos: * (p<0,05), ** (p<0,01) e *** (p<0,001).

Santana et al. (2016) avaliaram o desempenho de modelos de predição de IAF em função do NDVI em quatro genótipos de feijoeiro-comum, em duas datas de semeadura. Observaram que na primeira data de semeadura (17/05/2014), o melhor ajuste foi com o genótipo Pérola (R² = 0,94, RMSE = 0,31) e o de menor qualidade com o genótipo BRS Pontal (R² = 0,70, RMSE = 0,64). Na segunda data (03/07/2014), em relação a todos os indicadores de qualidade do ajuste, o melhor resultado foi com o genótipo BAT 477 (R² = 0,99, RMSE = 0,07), enquanto o ajuste de menor qualidade foi observado com o genótipo BRS Agreste (R² = 0,85, RMSE = 0,24). Concluíram que as cultivares mais prostradas ('BAT 477' e 'Pérola') apresentaram o melhor desempenho em ambas as datas de semeadura. Segundo os autores, essas cultivares, por terem arquitetura mais prostrada, apresentam maior cobertura do solo em relação à cultivar BRS Agreste (arquitetura ereta), notadamente no início do ciclo de desenvolvimento da cultura, conferindo-as melhor capacidade de predição do IAF. A cultivar de feijão-caupi BRS-Inhuma apresenta hábito de crescimento indeterminado e porte semiprostrado, o que pode ter proporcionado melhor predição do IAF-Lab e do IAF-Cepto, especialmente nas coletas efetuadas até os 47 DAS (sexta coleta) (Figuras 11C, 11D, 12C e 12D).

Com as culturas de soja e de milho, Haboudane et al. (2004) avaliaram a performance de modelos de predição do IAF utilizando os IVS MTVI2, MSAVI, RDVI e TVI. Observaram com a soja melhores predições de IAF com os IVs MTVI2 ($R^2 = 0.98$, RMSE = 0.28), MSAVI ($R^2 = 0.97$, RMSE = 0.43) e RDVI ($R^2 = 0.95$, RMSE = 0.75), enquanto com o milho os ajustes foram um pouco inferiores em relação aos mesmos IVs MTVI2 ($R^2 = 0.89$, RMSE = 0.46), MSAVI ($R^2 = 0.88$, RMSE = 0.58) e TVI ($R^2 = 0.81$, RMSE = 1.21). Os valores de R^2 e de RMSE obtidos foram muito próximos aos alcançados no presente estudo com feijão-caupi.

O desempenho dos modelos de predição do IAF por meio dos IVs acumulados durante o ciclo de desenvolvimento do feijão-caupi foi superior em relação aos modelos que utilizam os IVs simples (não acumulados), notadamente, quanto aos modelos de IAF-Lab (Figuras 11E e 11F), indicando que a estratégia adotada de acúmulo dos IVs mostrou-se eficiente para contornar a limitação da saturação espectral, possibilitando a predição do IAF do feijão-caupi, mesmo após ter atingido o valor máximo de IAF medido em campo (Kross et al., 2015).

Quanto à biomassa seca da parte aérea, os modelos de predição da biomassa seca das folhas (MSFL) do feijão-caupi, cultivar BRS Inhuma, que apresentaram melhor desempenho foram NDREI com $R^2 = 0.9964$ (p<0.01), RMSE = 35.0 g m⁻² e nRMSE = 15.7% e TCARI-RE com $R^2 = 0.9128$ (p<0.1), RMSE = 40.7 g m⁻² e nRMSE = 18.2% nas avaliações efetuadas até os 40 DAS (Figuras 13A e 13B); TCARI-RE com $R^2 = 0.93$ (p<0.001), RMSE = 22.7 g m⁻² e nRMSE = 10.2% e TCARI com $R^2 = 0.9176$ (p<0.001), RMSE = 24.8 g m⁻² e nRMSE = 11.1%, nas amostragens sucessivas acumuladas ao longo do ciclo de cultivo (Figuras 13C e 13D).

Quanto à biomassa seca total (MST), os modelos que mostraram melhor ajuste na predição até a quarta amostragem foram obtidos com os IVs gNDVI com R² = 0,9954 (p<0,01), RMSE = 10,0 g m⁻² e nRMSE = 4,1% (Figura 14A) e NDREI com R² = 0,9907 (p<0,01), RMSE = 12,0 g m⁻² e nRMSE = 4,9% (Figura 14B). Em relação aos modelos de predição obtidos com os IVs acumulados, os melhores ajustes foram alcançados com os IVs SR com R² = 0,9693 (p<0,001), RMSE = 62,5 g m⁻² e nRMSE = 7,0% (Figura 14C) e GCI com R² = 0,9669 (p<0,001), RMSE = 65,9 g m⁻² e nRMSE = 7,4% (Figura 14D).

Com as culturas de soja e de milho, Kross et al. (2015) obtiveram melhores ajustes nos modelos de predição de biomassa seca de folhas com os IVs NDVI com $R^2 = 0.9$ (p<0.0707) e erro quadrado médio (MAE) = 82.7 g m⁻² e RTVI com $R^2 = 0.79$ (p<0.0021) e MAE = 130.3 g m⁻². Na predição da biomassa seca total da soja, destacaram-se os modelos gerados com os IVs acumulados MTVI2 com $R^2 = 0.95$ e MAE = 84.3 g m⁻² e SR com $R^2 = 0.87$ e MAE = 77.8 g m⁻². Com o milho, o melhor desempenho foi obtido em relação aos modelos com os IVs acumulados SR-RE com $R^2 = 0.97$ e MAE = 101.2 g m⁻² e NDVI com $R^2 = 0.95$ e MAE = 123.4 g m⁻².

Com a cultura do sorgo, Gano et al. (2021) obtiveram melhores ajustes nos modelos de predição da biomassa seca total com os IVs NDVI ($R^2 = 0.91$, p<0.001, e RMSE = 4.96 g/planta), CTVI ($R^2 = 0.92$, p<0.001, e RMSE = 4.5 g/planta), MSAVI2 ($R^2 = 0.92$, p<0.001, e RMSE = 4.4 g/planta) e gNDVI (R^2 = 0.77, p<0.001, e RMSE = 7.06 g/planta). Com o feijão-comum, Santana et al. (2016) obtiveram melhores ajustes para os modelos de predição da biomassa seca das folhas com o NDVI com $R^2 = 0.97$, RMSE = 12.4 g m⁻² e nRMSE = 12.8% com a cultivar Agreste e $R^2 = 0.94$, RMSE = 8.5 g m⁻² e nRMSE = 10.8% com a cultivar BAT 477, muito próximos aos obtidos no presente estudo com o feijão-caupi, notadamente quanto ao nRMSE dos modelos que utilizam o IVs acumulados (Figuras 13C e 13D).



Figura 13. Validação dos modelos de predição da biomassa seca das folhas (MSFL) de feijão-caupi, cultivar BRS Inhuma, baseados nos dois IVs mais promissores (r≥|0,8|). (A) NDREI-5a; (B) TCARI-RE-5a; (C) TCARI-RE-Ac; (D) TCARI-Ac.

5a: medidas até a quinta amostragem (40 DAS); Ac: amostragens sucessivas acumuladas.

Níveis de significância dos coeficientes dos modelos: o (p<0,1), * (p<0,05), ** (p<0,01) e *** (p<0,001).

Os modelos de predição das biomassas seca das folhas e total com os IVs acumulados apresentaram melhores ajustes em relação aos IVs individuais em cada fase, concordando com os resultados obtidos no presente estudo (Figuras 13C, 13D, 14C e 14D). Segundo Kross et al. (2015), os IVs cumulativos apresentaram melhor abordagem para estimativa da biomassa seca total, já que a estimativa da MST inclui mais componentes fotossinteticamente inativos, tais como, caule e flores, do que a área foliar ou biomassa foliar, que provavelmente afetam a relação entre IVs e os componentes fotossinteticamente ativos.



Figura 14. Validação dos modelos de predição da biomassa seca total (MST) de feijãocaupi, cultivar BRS Inhuma, baseados nos dois IVs mais promissores (r≥|0,8|). (A) gNDVI-4a; (B) NDREI-4a; (C) SR-Ac; (D) GCI-Ac.

4a: medidas até a quarta amostragem (33 DAS); Ac: amostragens sucessivas acumuladas. Níveis de significância dos coeficientes dos modelos: * (p<0,05), ** (p<0,01) e *** (p<0,001).

Mapas do índice da área foliar e da biomassa seca

Os mapas de índice de área foliar (IAF) e de biomassa seca das folhas (MSFL) e total (MST) durante o ciclo de desenvolvimento do feijão-caupi, cultivar Inhuma, obtidos com a aplicação dos modelos de predição de melhor desempenho são apresentados nas Figuras 15 a 18. Para o IAF optou-se por apresentar apenas os mapas obtidos com os modelos de predição baseado no IV SR-Ac gerado com os dados de IAF medidos com o ceptômetro (IAF-Cepto). Utilizaram-se os modelos gerados com os IVs acumulados ao longo do ciclo de desenvolvimento do feijão-caupi.

Quanto ao índice de área foliar (IAF), observou-se ocorrência das classes de maiores valores aos 33 DAS (a4) e 40 DAS (a5), com menor variabilidade (menor desvio-padrão), com IAF = $5,1\pm0,18$ (a4) e IAF = $5,2\pm0,10$ (a5), quando o feijão-caupi atingiu o pleno desenvolvimento vegetativo (Figuras 15D e 18A). Nessa fase, na amostragem a4 (33 DAS), os valores de IAF situaram-se entre 5,1 (quartil inferior, Q25) e 5,3 (quartil superior, Q75), enquanto na amostragem a5 (40 DAS) variaram de 5,1 (Q25) a 5,2 (Q75), correspondendo a 81,7% (a4) e 100% (a5) da área avaliada (Figura 18D).

Durante a fase reprodutiva até a colheita (a6-a8), ocorreu maior variabilidade dos valores de IAF do feijão-caupi, fase essa que culmina com a redução do crescimento foliar até a completa senescência das folhas. O feijão-caupi em regime irrigado caracteriza-se pela emissão de folhas novas, desde que haja disponibilidade adequada de água no solo, promovendo essa mistura de plantas com folhas novas e senescentes na área de cultivo. De fato, nessa fase os valores de IAF oscilaram de 3,9±0,56 (a6), 3,0±0,70 (a7) e 2,3±0,68 (a8), com percentis Q25 e Q75 iguais a: Q25 = 3,5 e Q75 = 4,3 (a6), Q25 = 2,6 e Q75 = 3,5 (a7) e Q25 = 1,9 e Q75 = 2,7 (a8) (Figura 18A). A distribuição de classes de IAF nessa fase foi a seguinte: 36,7% (IAF = 3,6 a 4,2) e 25,0% (IAF = 4,2 a 4,8) na amostragem a6; 31,7% (IAF = 2,4 a 3,0), 16,7% (IAF = 1,8 a 2,4), 25,0% (IAF = 2,4 a 3,0) e 20,0% (IAF = 1,2 a 1,8) na amostragem a8 (Figura 18D).

Quanto à biomassa seca das folhas (MSFL), as classes com os maiores valores ocorreram aos 47 DAS (a6), final da fase vegetativa, com ligeira

redução aos 51 DAS (a7) e 61 DAS (a8) durante a fase de maturação das vagens, quando ocorre senescência natural das folhas do feijão-caupi (Figuras 16E, 16F e 16G). A variabilidade dos valores de MSFL foi maior durante essas três fases: MSFL= 227,1±40,3 g m⁻² (a6), MSFL= 217,9±42,0 g m⁻² (a7) e MSFL= 199,6±41,7 g m⁻² (a8) (Figura 18B). Na amostragem a6 (47 DAS), os valores de MSFL situaram-se entre 199,5 g m⁻² (Q25) e 258,3 g m⁻² (Q75), enquanto na amostragem a7 (51 DAS), os valores variaram de 184,4 g m⁻² (Q25) a 250,5 g m⁻² (Q75) e na amostragem a8 (61 DAS), de 167,0 g m⁻² a 229,0 g m⁻² (Figura 18B). A distribuição de classes de MSFL foi a seguinte: 20,0% (MSFL = 220,0 a 240,0 g m⁻²), 19,0% (MSFL = 240,0 a 280,0 g m⁻²) e 13,0% (MSFL=160,0 a 200,0 g m⁻²) na amostragem a6; 22,0% (MSFL = 200,0 a 240,0 g m⁻²), 17,0% (MSFL = 160,0 a 200,0 g m⁻²) e 13,0% (MSFL = 240,0 a 280,0 g m⁻²) na amostragem a7 e 19,0% (MSFL

Quanto à biomassa seca total, observou-se tendência semelhante à observada em relação à MSFL, porém sem haver redução da MST na fase de maturação, já que ocorre uma substituição da biomassa seca das folhas pela biomassa seca das vagens e grãos do feijão-caupi. As classes com os maiores valores ocorreram aos 51 DAS (a7) e 61 DAS (a8) durante a fase de enchimento dos grãos e maturação das vagens do feijão-caupi (Figuras 17F e 17G).

= 160,0 a 200,0 g m⁻²), 19,0% (MSFL = 200,0 a 240,0 g m⁻²) e 12,0% (MSFL

= 240,0 a 280,0 g m⁻²), na amostragem a8 (Figura 18E).

A variabilidade dos valores de MST foi maior nas amostragens a6 (MST = 730,5±64,3 g m⁻²) e a7 (MST = 816,4±64,2 g m⁻²), seguidas pela amostragem a8 (MST = 881,4±59,6 g m⁻²) (Figuras 17E, 17F e 17G). Na amostragem a6 (47 DAS), os valores de MST situaram-se entre 685,3 g m⁻² (Q25) e 784,7 g m⁻² (Q75), enquanto nas amostragens a7 (51 DAS), os valores variaram de 773,6 g m⁻² (Q25) a 859,6 g m⁻² (Q75) e na a8 (61 DAS), de 848,3 g m⁻² a 917,7 g m⁻² (Figura 18C). A distribuição de classes de MST foi a seguinte: 36,0% (MST = 720,0 a 840,0 g m⁻²) e 22,0% (MST = 600,0 a 720,0 g m⁻²) na amostragem a6; 30,0% (MST=720,0 a 840,0 g m⁻²) e 26,0% (MST = 840,0 a 960,0 g m⁻²) na amostragem a7; e 43,0% (MST = 840,0 a 960,0 g m⁻²) na amostragem a8 (Figura 18F).







(A) 19 DAS; (B) 26 DAS; (C) 33 DAS; (D) 40 DAS; (E) 47 DAS; (F) 51 DAS; (G) 61 DAS.

74

743960



Figura 18. Box plot e histograma dos mapas de índice de área foliar (A, D), biomassa seca das folhas (B, E) e biomassa seca total (C, F) do feijão-caupi, cultivar BRS Inhuma, obtidos com os modelos de predição baseados nos IVs SR-Ac (IAF e MST) e TCARI-RE-Ac (MSFL). (a1) 19 DAS; (a2) 26 DAS; (a3) 33 DAS; (a4) 40 DAS; (a5) 47 DAS; (a6) 51 DAS e (a7) 61 DAS.

Em cada amostragem n = 60.

Os mapas de IAF e de biomassa seca do feijão-caupi indicaram haver relativa variabilidade espacial na área experimental avaliada, que pôde ser captada devido ao excelente desempenho estatístico apresentado pelos modelos de predição gerados com os IVs SR-Acumulado (IAF e MST) e TCARI-RE-Acumulado (MSFL), mostrando potencial de aplicação dos modelos de predição. Recomenda-se que sejam conduzidos estudos adicionais para validação dos modelos em campo de produção utilizando-se áreas amostrais maiores.

Conclusões

- a) Os modelos baseados em índices de vegetação cumulativos oriundos de imagens aéreas multiespectrais mostram-se promissores na predição do IAF e da biomassa seca da parte aérea (folhas e total) do feijão-caupi.
- b) Modelos polinomiais quadráticos baseados nos IVs GCI-Acumulado e SR-Acumulado permitem a predição do índice de área foliar em feijão-caupi durante todo o ciclo de cultivo, com erros de 16,5% e 17,1%, respectivamente, em relação aos dados de IAF medidos em campo com ceptômetro.
- c) Modelos lineares com os IVs TCARI-RE-Acumulado e TCARI-Acumulado são promissores na predição da biomassa seca das folhas do feijão-caupi, com erros médios de 22,7 g m⁻² (10,2%) e 24,8 g m⁻² (11,1%), respectivamente, em relação aos dados de MSFL medidos em campo.
- d) Modelos lineares com os IVs SR-Acumulado e GCI-Acumulado são promissores na predição da biomassa seca total do feijãocaupi, com erros médios de 62,5 g m⁻² (7,0%) e 65,9 g m⁻² (7,4%), respectivamente, em relação aos dados de MST medidos em campo.

Referências

ACCUPAR PAR/LAI ceptometer: model LP-80: operator's manual. Pullman: Decagon Devices, 2017. 78 p. Disponível em: http://www.misure.net/sites/default/files/pdf/LP-80_Manual.pdf. Acesso em: 18 mar. 2023.

ALLEN, R. G.; PEREIRA, L. S.; RAES, D.; SMITH, M. **Crop evapotranspiration**: guidelines for computing crop water requirements. Rome: FAO, 1998. 300p. (FAO. Irrigation and Drainage Paper, 56).

ANDRADE JUNIOR, A. S. de; LOPES, A. da S.; BASTOS, E. A.; CARDOSO, M. J.; SOUSA, R. C. M. de. **Estimativa da biomassa de milho por imagens RGB de drones**. Teresina: Embrapa Meio-Norte, 2021. 44 p. (Embrapa Meio-Norte. Boletim de pesquisa e desenvolvimento, 140).

BANNARI, A.; MORIN, D.; BONN, F.; HUETE, A. A review of vegetation indices. **Remote** Sensing Reviews, v. 13, n. 1-2, p. 95-120, 1995.

BARET, F.; GUYOT, G. Potentials and limits of vegetation indices for LAI and APAR assessment. **Remote Sensing of Environment**, v. 35, n. 2-3, p. 161-173, 1991.

BASTOS, E. A. Clima. In: RIBEIRO, V. Q. (ed.). Árvore do conhecimento: feijão-caupi. Brasília, DF: Embrapa, 2021. Disponível em: https://www.embrapa.br/agencia-deinformacao-tecnologica/cultivos/feijao-caupi/pre-producao/caracteristicas-e-relacoes-com-oambiente/clima. Acesso em: 18 mar. 2023.

BASTOS, E. A.; ANDRADE JUNIOR, A. S. de. **Boletim agrometeorológico de 2018 para o município de Teresina, PI**. Teresina: Embrapa Meio-Norte, 2019. 37 p. (Embrapa Meio-Norte. Documentos, 266).

BASTOS, E. A.; NASCIMENTO, S. P. do; SILVA, E. M. da; FREIRE FILHO, F. R.; GOMIDE, R. L. Identification of cowpea genotypes for drought tolerance. **Revista Ciência Agronômica**, v. 42, n. 1, p. 100-107, jan./mar. 2011.

BENDIG, J.; YU, K.; AASEN, H.; BOLTEN, A.; BENNERTZ, S.; BROSCHEIT, J.; GNYP, M. L.; BARETH, G. Combining UAV-based plant height from crop surface models, visible, and near infrared vegetation indices for biomass monitoring in barley. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 39, p. 79-87, July 2015.

BHERING, L. L. RBio: a tool for biometric and statistical analysis using the R platform. **Crop Breeding and Applied Biotechnology**, v. 17, n. 2, p. 187-190, June 2017.

BROGE, N. H.; LEBLANC, E. Comparing prediction power and stability of broadband and hyperspectral vegetation indices for estimation of green leaf area index and canopy chlorophyll density. **Remote Sensing of Environment**, v. 76, n. 2, p. 156-172, 2001.

BROWN, L.; CHEN, J. M.; LEBLANC, S. G.; CIHLAR, J. A shortwave infrared modification to the simple ratio for LAI retrieval in boreal forests: An image and model analysis. **Remote Sensing of Environment**, v. 71, n. 1, p. 16-25, 2000.

CHEN, J. M. Evaluation of vegetation indices and modified simple ratio for boreal applications. **Canadian Journal of Remote Sensing**, v. 22, n. 3, p. 229-242, 1996.

CHEN, P. F.; NICOLAS, T.; WANG, J. H.; PHILIPPE, V.; HUANG, W. J.; LI, B. G. New index for crop canopy fresh biomass estimation. **Spectroscopy and Spectral Analysis**, v. 30, n. 2, p. 512-517, 2010.

DAUGHTRY, C. S. T.; WALTHALL, C. L.; KIM, M. S.; DE COLSTOUN, E. B.; MCMURTREY III, J. E. Estimating corn leaf chlorophyll concentration from leaf and canopy reflectance. **Remote Sensing of Environment**, v. 74, n. 2, p. 229-239, 2000.

FACCHI, A.; BARONI, G.; BOSCHETTI, M.; GANDOLFI, C. Comparing optical and direct methods for leaf area index determination in a maize crop. **Journal of Agricultural Engineering**, v. 1, n. 1, p. 33-40, 2010.

FEI, S.; HASSAN, M. A.; HE, Z.; CHEN, Z.; SHU, M.; WANG, J.; LI, C.; XIAO, Y. Assessment of ensemble learning to predict wheat grain yield based on UAV-multispectral reflectance. **Remote Sensing**, v. 13, n. 12, p. 23-38, 2021.

FEIJÃO. Acompanhamento da Safra Brasileira [de] Grãos: safra 2022/2023: décimo levantamento, v. 10, n. 10, p. 42-59, jul. 2023. Disponível em: https://www.conab.gov.br/info-agro/safras/graos/boletim-da-safra-de-graos. Acesso em: 25 jul. 2023.

FREIRE FILHO, F. R. (ed.). **Feijão-caupi no Brasil**: produção, melhoramento genético, avanços e desafios. Teresina: Embrapa Meio-Norte, 2011. 84 p.

GANO, B.; DEMBELE, J. S. B.; NDOUR, A.; LUQUET, D.; BEURIER, G.; DIOUF, D.; AUDEBERT, A. Using UAV borne, multi-spectral imaging for the field phenotyping of shoot biomass, leaf area index and height of West African sorghum varieties under two contrasted water conditions. **Agronomy**, v. 11, n. 5, p. 850-870, 2021.

GITELSON, A. A. Wide dynamic range vegetation index for remote quantification of biophysical characteristics of vegetation. **Journal of Plant Physiology**, v. 161, n. 2, p. 165-173, 2004.

GITELSON, A. A.; GRITZ, Y.; MERZLYAK, M. N. Relationships between leaf chlorophyll content and spectral reflectance and algorithms for non-destructive chlorophyll assessment in higher plant leaves. **Journal of Plant Physiology**, v. 160, n. 3, p. 271-282, 2003.

GITELSON, A. A.; KAUFMAN, Y. J.; STARK, R.; RUNDQUIST, D. Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction. **Remote Sensing of Environment**, v. 80, n. 1, p. 76-87, 2002

GITELSON, A. A.; MERZLYAK, M. N. Remote sensing of chlorophyll concentration in higher plant leaves. **Advances in Space Research**, v. 22, n. 5, p. 689-692, 1998.

GITELSON, A.; MERZLYAK, M. N. Spectral reflectance changes associated with autumn senescence of *Aesculus hippocastanum* L. and *Acer platanoides* L. leaves: spectral features and relation to chlorophyll estimation. **Journal of Plant Physiology**, v. 143, n. 3, p. 286-292, 1994.

GITELSON, A. A.; PENG, Y.; HUEMMRICH, K. F. Relationship between fraction of radiation absorbed by photosynthesizing maize and soybean canopies and NDVI from remotely sensed data taken at close range and from MODIS 250 m resolution data. **Remote Sensing of Environment**, v. 147, n. 5, p. 108-120, 2014.

GUERRA, A. M. N. de M.; EVANGELISTA, R. S.; SANTOS, E. B. dos; SILVA, M. G. M.; NOGUEIRA, W. P. Produtividade de grãos e de biomassa da parte aérea de cultivares de feijão-caupi. **Revista Agrária Acadêmica**, v. 3, n. 3, p. 40-48, maio/jun. 2020.

HABOUDANE, D.; MILLER, J. R.; PATTEY, E.; ZARCO-TEJADA, P. J.; STRACHAN, I. B. Hyper-spectral vegetation indices and novel algorithms for predicting green LAI of crop canopies: modeling and validation in the context of precision agriculture. **Remote Sensing** of Environment, v. 90, n. 3, p. 337-352, 2004.

HAMUDA, E.; GLAVIN, M.; JONES, E. A survey of image processing techniques for plant extraction and segmentation in the field. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 125, p. 184-199, Jul. 2016.

HAN, L.; YANG, G.; DAI, H.; XU, B.; YANG, H.; FENG, H.; LI, Z.; YANG, X. Modeling maize above-ground biomass based on machine learning approaches using UAV remote-sensing data. **Plant Methods**, v. 15, Article number 10, 2019. 19 p. DOI: 10.1186/s13007-019-0394-z.

HASSAN, M. A.; YANG, M.; RASHEED, A.; JIN, X.; XIA, X.; XIAO, Y.; HE, Z. Time-series multispectral indices from unmanned aerial vehicle imagery reveal Senescence Rate in Bread Wheat. **Remote Sensing**, v. 10, n. 6, p. 809-818, 2018.

JI, Y.; CHEN, Z.; CHENG, Q.; LIU, R.; LI, M.; YAN, X.; LI, G.; WANG, D.; FU, L.; MA, Y.; JIN, X.; ZONG, X.; YANG, T. Estimation of plant height and yield based on UAV imagery in faba bean (*Vicia faba* L.). **Plant Methods**, v. 18, n. 1, Article number 26, 2022. 13 p. DOI: 10.1186/s13007-022-00861-7.

JI, Y.; LIU, R.; XIAO, Y.; CUI, Y.; CHEN, Z.; ZONG, X.; YANG, T. Faba bean above-ground biomass and bean yield estimation based on consumer-grade unmanned aerial vehicle RGB images and ensemble learning. **Precision Agriculture**, v. 24, n. 4, p. 1439-1460, 2023.

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, v. 34, p. 235-248, Feb. 2015.

LIU, J.; PATTEY, E.; JÉGO, G. Assessment of vegetation indices for regional crop green LAI estimation from Landsat images over multiple growing seasons. **Remote Sensing of Environment**, v. 123, p. 347-358, Aug. 2012.

LIU, J.; PATTEY, E.; SHANG, J.; ADMIRA, S.; JÉGO, G.; McNAIRN, H.; SMITH, A.; HU, B.; ZHANG, F.; FREEMENTLE, J. Quantifying crop biomass accumulation using multi-temporal optical remote sensing observations. In: CANADIAN SYMPOSIUM ON REMOTE SENSING, 30th., Lethbrigde, 2009. **Proceedings**... Lethbrigde: Canadian Remote Sensing Society: University of Lethbrigde, 2009. p. 22-25.

MELO, F. de B.; ANDRADE JUNIOR, A. S. de; PESSOA, B. L. de O. Levantamento, zoneamento e mapeamento pedológico detalhado da área experimental da Embrapa Meio-Norte em Teresina, PI. 2. ed. Teresina: Embrapa Meio-Norte, 2019. 41 p. (Embrapa Meio-Norte. Documentos, 265).

MELO, F. de B.; CARDOSO, M. J.; BASTOS, E. A.; RIBEIRO, V. Q. Recomendação de adubação e calagem para o feijão-caupi na região Meio-Norte do Brasil. Teresina: Embrapa Meio-Norte, 2018. 8 p. (Embrapa Meio-Norte. Comunicado técnico, 249).

MONTEITH, J. L. Solar radiation and productivity in tropical ecosystems. **Journal of Applied Ecology**, v. 9, n. 3, p. 747-766, 1972.

MULLA, D. J. Twenty-five years of remote sensing in precision agriculture: key advances and remaining knowledge gaps. **Biosystems Engineering**, v. 114, n. 4, p. 358-371, 2013.

MUTANGA, O.; SKIDMORE, A. K. Narrow band vegetation indices overcome the saturation problem in biomass estimation. **International Journal of Remote Sensing**. v. 25, n. 19, p. 3999-4014, 2004.

NEMANI, R.; PIERCE, L.; RUNNING, S.; BAND, L. Forest ecosystem processes at the watershed scale: sensitivity to remotely-sensed leaf area index estimates. **International Journal of Remote Sensing**, v. 14, n. 13, p. 2519-2534, 1993.

QGIS desktop 3.22 user guide: QGIS project. Boston: Free Software Foundation, dez. 2023. 1419 p. Disponível em: https://docs.qgis.org/3.22/pdf/pt_BR/QGIS-3.22-DesktopUserGuide-pt_BR.pdf. Acesso em: 18 mar. 2023.

QUILLE-MAMANI, J.; PORRAS-JORGE, R.; SARAVIA-NAVARRO, D.; HERRERA, J.; CHÁVEZ-GALARZA, J.; ARBIZU, C.I.; VALQUI-VALQUI, L. Assessment of vegetation indices derived from UAV images for predicting biometric variables in bean during ripening stage. **Idesia**, v. 40, n. 2, p. 39-45, Jun. 2022.

RODRIGUES, G. D. da S.; MOURA, M. S. B. de; SOUZA, L. S. B. de; NASCIMENTO, J. F. do; OLIVEIRA, L. D. da S.; LEAO, P. C. de S. Comparação de protocolos de amostragem

para a determinação do índice de área foliar da videira cv. Syrah no Submédio do Vale São Francisco: resultados preliminares. In: JORNADA DE INICIAÇÃO CIENTÍFICA DA EMBRAPA SEMIÁRIDO, 8., 2013, Petrolina. **Anais**... Petrolina: Embrapa Semiárido, 2013. p. 195-201. (Embrapa Semiárido. Documentos, 253).

SANTANA, A. V. de; HEINEMANN, A. B.; STONE, L. F.; NASCENTE, A. S. Índice de refletância na estimativa da área foliar e biomassa das folhas em feijão-comum. **Colloquium Agrariae**, v. 12, n. 1, p. 7-19, jan./jun. 2016.

SILVA, G. D. da; OLIVEIRA, L. D. da S.; VALE, C. N. C. do; SILVA, T. G. F. da; MOURA, M. S. B. de. Calibração do ceptômetro e índice de área foliar da videira em diferentes sistemas de condução no Submédio do Vale do São Francisco. In: JORNADA DE INICIAÇÃO CIENTÍFICA DA EMBRAPA SEMIÁRIDO, 11., 2016, Petrolina. **Anais**... Petrolina: Embrapa Semiárido, 2016. p. 299-304. (Embrapa Semiárido. Documentos, 271).

SOUZA, P. J. de O. P. de; FARIAS, V. D. da S.; LIMA, M. J. A. de; RAMOS, T. F.; SOUSA, A. M. L. de. Cowpea leaf area, biomass production and productivity under different water regimes in Castanhal, Pará, Brazil. **Revista Caatinga**, v. 30, n. 3, p. 748-759, July/Sep. 2017.

STANTON, C.; STAREK, M. J.; ELLIOTT, N.; BREWER, M.; MAEDA, M. M.: CHU, T. Unmanned aircraft system-derived crop height and normalized difference vegetation index metrics for sorghum yield and aphid stress assessment. **Journal of Applied Remote Sensing**, v. 11, n. 2, Article number 026035, June 2017. DOI: 10.1117/1.JRS.11.026035.

THORNTHWAITE, C. W.; MATHER, J. R. **The water balance**. New Jersey: Drexel institute of technology, 1955. 104 p. (Climatology, v. 8, n. 1).

YU, D.; ZHA, Y.; SHI, L.; JIN, X.; HU, S.; YANG, Q.; HUANG, K.; ZENG, W. Improvement of sugarcane yield estimation by assimilating UAV-derived plant height observations. **European Journal of Agronomy**, v. 121, Article number 126159, Nov. 2020. DOI: 10.1016/j.eja.2020.126159

ZHONG, L.; HU, L.; ZHOU, H. Deep learning based multi-temporal crop classification. **Remote Sensing of Environment**, v. 221, p. 430-443, Feb. 2019.





MINISTÉRIO DA Agricultura E Pecuária



CGPE 018693