



Universidade Federal de Sergipe
Campus do Sertão
Departamento de Engenharia Agrônômica do Sertão



GUSTAVO GOMES RESENDE

**ESTIMATIVA DA PRODUTIVIDADE DE GRÃOS DE HÍBRIDOS DE
MILHO A PARTIR DE IMAGENS MULTIESPECTRAIS OBTIDAS POR
DRONE**

Trabalho de Conclusão de Curso

Nossa Senhora da Glória/Sergipe
Fevereiro 2026

GUSTAVO GOMES RESENDE

**ESTIMATIVA DA PRODUTIVIDADE DE GRÃOS DE HÍBRIDOS DE MILHO A
PARTIR DE IMAGENS MULTIESPECTRAIS OBTIDAS POR DRONE**

Trabalho de Conclusão do Curso de Graduação em
Engenharia Agrônômica da Universidade Federal
de Sergipe, como requisito parcial à obtenção do
título de bacharel em Engenharia Agrônômica.

Orientador: José Jairo Florentino Cordeiro Junior

Nossa Senhora da Glória/Sergipe

Fevereiro 2026

GUSTAVO GOMES RESENDE

**ESTIMATIVA DA PRODUTIVIDADE DE GRÃOS DE HÍBRIDOS DE MILHO A
PARTIR DE IMAGENS MULTIESPECTRAIS OBTIDAS POR DRONE**

Este documento foi julgado adequado como requisito parcial à obtenção do título de bacharel em Engenharia Agrônômica.

Aprovado em: 04/02/2026

Banca examinadora:

Documento assinado digitalmente
 JOSE JAIR FLORENTINO CORDEIRO JUNIOR
Data: 26/02/2026 13:53:14-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Dr. José Jairo Florentino Cordeiro Junior,
Universidade Federal de Sergipe

Documento assinado digitalmente
 GUSTAVO HUGO FERREIRA DE OLIVEIRA
Data: 26/02/2026 17:51:05-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Dr. Gustavo Hugo Ferreira de Oliveira,
Universidade Federal de Sergipe

Documento assinado digitalmente
 MARCOS ERIC BARBOSA BRITO
Data: 26/02/2026 19:46:57-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Dr. Marcos Eric Barbosa Brito,
Universidade Federal de Sergipe

Índice

Lista de siglas	5
Resumo.....	6
Abstract	7
1. Introdução	8
2. Material e métodos	9
2.1 Planejamento experimental	9
2.2 Modelo do VANT e processamento de imagens	11
2.3 Análise estatística	12
3. Resultados e discussão.....	15
4. Conclusão	20
5. Referências bibliográficas.....	20
Anexo I – IVs utilizados nas análises de produtividade.....	24
Anexo II – Análise de regressão linear dos IVs e a produtividade de grãos (kg ha⁻¹) para os espaçamentos FD e FS.....	25

Lista de siglas

CIRE	Índice de clorofila borda vermelha
CVI	Índice de vegetação de clorofila
DBC	Delineamento em Blocos Casualizados
EVI	Índice de vegetação aprimorado
FD	Fileira Dupla
FS	Fileira Simples
GDVI	Índice de Vegetação por Diferença Verde
GLI	Índice de Folha Verde
GNDVI	Índice de Vegetação por Diferença Normalizada Verde
GSAVI	Índice de Vegetação Ajustado ao Solo Verde
IAF	Índice de Área Foliar
IVs	Índices de Vegetação
NDRE	Índice de Borda Vermelha de Diferença Normalizada
NDVI	Índice de Vegetação por Diferença Normalizada
NGRDI	Índice de diferença verde-vermelho normalizado
OSAVI	Índice de Vegetação Ajustado ao Solo Otimizado
PDI	Processamento Digital de Imagens
PTCs	Pontos de Controle
RMSE	Erro Quadrático Médio
RMSE%	Erro Quadrático Médio Porcentual
RVI	Índice de Vegetação por Razão
TCARI	Índice de Razão de Absorção de Clorofila Transformado
VANTs	Veiculos Aéreos Não Tripulados
VIRE	Índice de Vegetação usando Red Edge

Resumo

O sensoriamento remoto por meio de Veículos Aéreos Não Tripulados (VANTs) tem se destacado como uma ferramenta eficiente para a estimativa da produtividade agrícola. Assim objetivou-se estimar a produtividade de grãos de milho a partir de imagens aéreas multiespectrais. O experimento foi conduzido em delineamento em blocos casualizados (DBC), em esquema de parcelas subdivididas, combinando dois sistemas de plantio (fileira simples e fileira dupla) e 12 híbridos de milho, totalizando 72 unidades experimentais. As imagens foram obtidas com o drone DJI Mavic 3M e processadas nos softwares Agisoft Metashape e QGIS. A acurácia de modelos de regressão baseados em 14 índices de vegetação (IVs) foi avaliada por meio do erro quadrático médio (RMSE) e do erro quadrático médio relativo (RMSE%). Os resultados indicaram maior produtividade média no sistema de plantio em fileira simples. O índice TCARI destacou-se por apresentar a maior correlação positiva com a produtividade de grãos e acurácia classificada como excelente (menores valores de RMSE e RMSE%). Conclui-se que o índice TCARI, associado a imagens multiespectrais de VANT, constitui uma alternativa eficaz e de alta precisão para o monitoramento e a estimativa da produtividade da cultura do milho em ambos os sistemas de plantio avaliados.

Palavras-chave: *Zea mays L.*; Sistema de plantio; VANTs; Índices de Vegetação.

Abstract

ESTIMATION OF MAIZE HYBRIDS GRAIN YIELD FROM DRONE-ACQUIRED MULTISPECTRAL IMAGES

Remote sensing using Unmanned Aerial Vehicles (UAVs) has emerged as an efficient tool for estimating agricultural yield. Therefore, the present study aimed to estimate maize grain yield from multispectral aerial images. The experiment was conducted in a randomized block design (RBD) with a split-plot scheme, combining two planting systems (single row and double row) and 12 maize hybrids, totaling 72 experimental units. The images were acquired using a DJI Mavic 3M drone and processed in Agisoft Metashape and QGIS software. The accuracy of regression models based on 14 vegetation indices (VIs) was evaluated using the root mean square error (RMSE) and relative root mean square error (RMSE%). The results indicated a higher average yield in the single-row planting system. The TCARI index stood out by showing the highest positive correlation with grain yield and accuracy classified as excellent (lowest RMSE and RMSE% values). It is concluded that the TCARI index, associated with UAV multispectral images, constitutes an effective and highly accurate alternative for monitoring and estimating maize yield in both evaluated planting systems.

Keywords: *Zea mays* L.; Planting system; UAVs; Vegetation indices.

1. Introdução

O milho (*Zea mays L.*) constitui uma cultura estratégica para a agricultura brasileira, dada sua elevada relevância econômica e alimentar, em virtude da ampla utilização na alimentação humana e animal, além de diversos segmentos industriais. Nesse contexto, a incorporação de tecnologias como o melhoramento genético, o sensoriamento remoto e as geotecnologias têm contribuído de forma significativa para o incremento da produtividade e para o aprimoramento da tomada de decisão no manejo da cultura (Borém; Galvão; Pimentel, 2016).

Como reflexo desses avanços e do aperfeiçoamento dos sistemas produtivos, o Brasil consolidou-se, nos últimos anos, como um dos maiores produtores e exportadores mundiais de milho. Na safra 2024/2025, a produção foi estimada em mais de 122 milhões de toneladas, com produtividade média superior a 5.806 kg ha⁻¹. Esse desempenho ocorreu mesmo diante de adversidades climáticas e de incertezas no comércio internacional, como a imposição de tarifas por países concorrentes, a exemplo dos Estados Unidos. Além disso, o elevado consumo interno desempenhou papel relevante na sustentação dos preços no mercado nacional (Coêlho, 2025).

A evolução da agricultura brasileira ocorreu por meio de sucessivas fases tecnológicas, iniciando-se com a mecanização, avançando com a Revolução Verde e consolidando-se com a agricultura de precisão na década de 1990. Posteriormente, a agricultura 4.0 passou a integrar sensores, imagens, softwares e biotecnologia, com foco em eficiência produtiva e sustentabilidade (Viola; Mendes, 2022). Mais recentemente, a agricultura 5.0 ampliou esse conceito ao incorporar inteligência artificial, robótica e sistemas autônomos, associando tecnologias avançadas ao conhecimento humano para otimizar recursos e reduzir desperdícios (Silveira Junior, 2024).

Nesse cenário de intensificação tecnológica, o sensoriamento remoto consolidou-se como uma ferramenta promissora para o monitoramento e a análise do desempenho das lavouras. O uso de imagens obtidas por satélites ou por drones, também denominados Veículos Aéreos Não Tripulados (VANTs), expandiu-se no setor agrícola em função da elevada resolução espacial e do custo relativamente acessível dessas plataformas (Sampaio *et al.*, 2020).

As principais aplicações do sensoriamento remoto na agricultura estão associadas à análise da reflectância da vegetação, diretamente relacionada ao vigor e ao estado fisiológico das plantas. Por meio da radiometria espectral, quantifica-se a energia refletida em diferentes bandas do espectro eletromagnético, possibilitando o cálculo de índices de vegetação, especialmente nas regiões do visível e do infravermelho próximo (Padolfi; Ramaldes; Santos, 2018).

Os índices de vegetação constituem ferramentas essenciais para a avaliação indireta e não invasiva das culturas ao longo do ciclo produtivo. Baseados, principalmente, na relação entre as bandas do vermelho e do infravermelho próximo, permitem estimar vigor, biomassa e teor de

clorofila, além de identificar precocemente estresses bióticos e abióticos. Dessa forma, contribuem para o monitoramento da variabilidade espacial da lavoura e para a tomada de decisões de manejo mais eficientes (Huete *et al.*, 2002; Gitelson, 2004).

Nesse contexto, este estudo teve como objetivo estimar a produtividade de grãos de milho a partir de imagens aéreas multiespectrais, analisando a correlação entre índices de vegetação e produtividade nos sistemas de plantio em fileira simples e fileira dupla. Além disso, buscou-se identificar os índices com maior capacidade preditiva em cada arranjo e avaliar a precisão das estimativas por meio do erro quadrático médio (RMSE) e do RMSE percentual.

2. Material e métodos

2.1 Planejamento experimental

O experimento foi conduzido em 2024 na fazenda experimental da Embrapa - Semiárido, localizada na divisa dos municípios de Feira Nova (10°15' 56" S 37° 18'44" O e 250 m), Graccho Cardoso (10°13' 36" S 37°11'54" O e 242 m) e Nossa Senhora da Glória (10°13' 06" S 37° 25'13" O e 291 m) no Estado de Sergipe (Figura 1). De acordo com a classificação de Köppen, o clima do município é caracterizado como do tipo 'As', ou seja, denominado tropical quente e úmido, com verões muito quentes e secos, e com precipitações concentradas nos meses de inverno (abril a agosto), totalizando uma média anual de aproximadamente 700 mm (Alvares *et al.*, 2013).

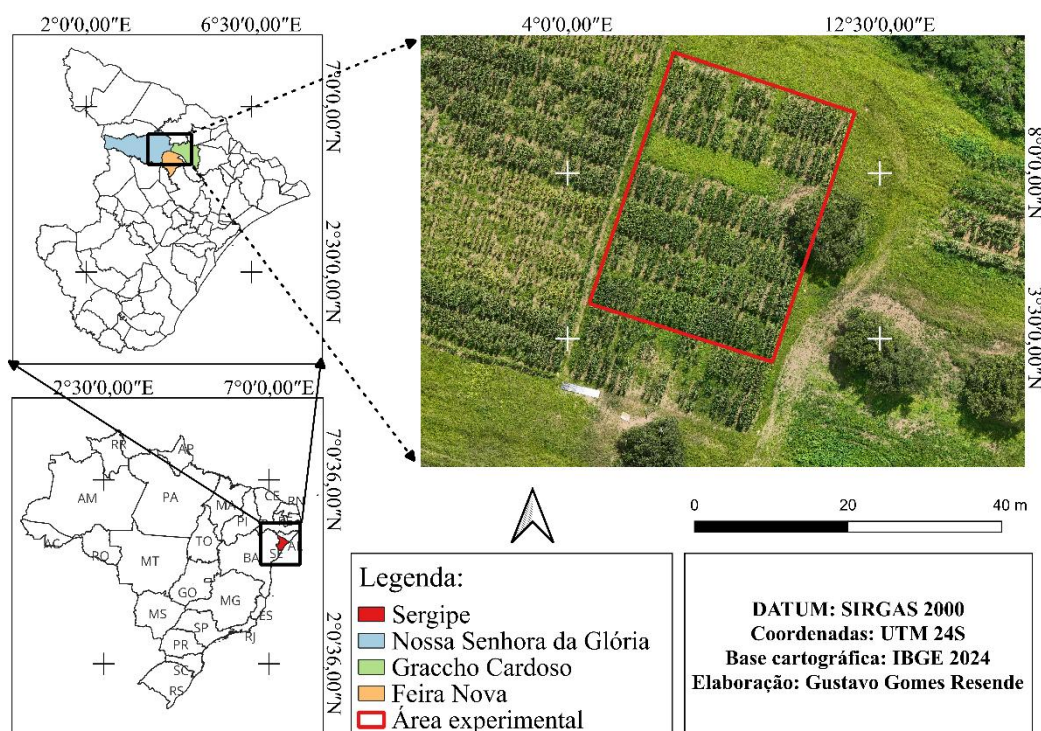


Figura 1. Localização geográfica da área experimental, Embrapa - Semiárido (Fonte: Autor, 2025).

O preparo inicial do solo foi realizado por meio de uma aração seguida de duas gradagens, visando um melhor revolvimento do perfil. A semeadura dos híbridos foi executada manualmente no mesmo dia da abertura dos sulcos, no dia 21 de maio de 2024. A adubação de fundação foi composta pela aplicação do fertilizante formulado 10-30-10 (200 kg ha⁻¹), superfosfato simples (222 kg ha⁻¹) e cloreto de potássio (67 kg ha⁻¹). Em cobertura, aplicou-se 304 kg ha⁻¹ de ureia na linha de plantio, dividida em duas parcelas nos estádios V4 e V6. Todas as recomendações de adubação seguiram as orientações do Manual de Recomendações para o Uso de Corretivos e Fertilizantes no Estado de Sergipe, sendo os cálculos baseados na análise química do solo, como demonstrado na Tabela 1 (Sobral *et al.*, 2007).

Tabela 1. Atributos químicos da amostra de solo nas profundidades de 0-20 cm na área experimental na Fazenda Experimental da Embrapa – Semiárido, Nossa Senhora da Glória – SE

Prof. (cm)	MO g dm ⁻³	pH H ₂ O	P mg dm ⁻³	K ⁺	Ca ²⁺	Mg ²⁺	Na ⁺	Al ³⁺	H+Al	CTC _{pH7}	V
											(%)
0 - 20	2,14	6,07	11	0,59	4,6	1,97	0,087	0,08	2,44	9,69	74,8

Fonte: Instituto Tecnológico e de Pesquisas do Estado de Sergipe (ITPS), 2023.

Legenda: pH = potencial Hidrogeniônico; CTC = capacidade de troca catiônica; cmol_c dm⁻³ = centimol de carga por decímetro cúbico; mg/dm³ = miligramas por decímetro cúbico.

O manejo de plantas daninhas foi realizado de forma integrada, combinando o controle químico, por meio do atrazina (princípio ativo), conforme recomendação técnica para a cultura do milho, e o controle mecânico manual nas áreas onde houve sobrevivência de plantas daninhas após a aplicação do herbicida.

O experimento foi conduzido em delineamento em blocos casualizados (DBC), em esquema de parcelas subdivididas, com três blocos. Os tratamentos resultaram da combinação de dois sistemas de plantio (fileira simples e fileira dupla), alocados nas parcelas principais, e doze híbridos comerciais de milho, distribuídos nas subparcelas.

No total, o experimento foi composto por 72 unidades experimentais, correspondentes à combinação dos fatores em três repetições. Os híbridos avaliados são amplamente utilizados por produtores da região do Alto Sertão Sergipano, conforme apresentado na Tabela 2.

A distribuição dos híbridos dentro de cada bloco ocorreu de forma aleatória, visando minimizar a interferência da variabilidade ambiental e proporcionar maior precisão às análises estatísticas; em ambos os sistemas de plantio, cada parcela foi constituída por duas linhas de 4 m de comprimento, totalizando 40 plantas por parcela.

Tabela 2. Identificação dos genótipos de milho comerciais e experimentais utilizados para realização da pesquisa na Fazenda Experimental da Embrapa – Semiárido, Nossa Senhora da Glória – SE

Genótipo	Híbridos	Origem
G1	AS1850	Agroeste
G2	GNZ - 7740	Geneze Sementes
G3	AS1868	Agroeste
G4	NS45vip3	Nidera Sementes
G5	2020 PRO4	Santa Helena Sementes
G6	AG 8780	Agrocerec
G7	LAS 545 Viptera 3	Latina Seeds
G8	LG36799 VIP 3	Limagrain Field Seeds
G9	B2741 PW4	Brevant Sementes
G10	B2620 PW4	Brevant Sementes
G11	B2782 PW4	Brevant Sementes
G12	B2701 PW4	Brevant Sementes

No sistema de fileiras simples, adotou-se espaçamento de 0,70 m entre fileiras e 0,20 m entre plantas, resultando em um estande aproximado de 71.429 plantas ha⁻¹. No sistema de fileiras duplas, utilizou-se espaçamento de 1,00 m entre as duplas, 0,45 m entre as fileiras da mesma dupla e 0,20 m entre plantas, o que proporcionou um estande aproximado de 68.966 plantas ha⁻¹.

Para a determinação da produtividade de grãos, os dados foram inicialmente corrigidos para 13% de umidade. Em seguida, a produção foi ajustada ao estande final de plantas em cada sistema de plantio, permitindo a estimativa da produtividade por hectare, conforme os princípios do método proposto por Zuber (1942) e descrito por Vencovsky e Cruz (1991).

2.2 Modelo do VANT e processamento de imagens

As imagens multiespectrais foram obtidas de um drone DJI Mavic 3M (Figura 3), operando a 60 metros de altura. Segundo a DJI (2025), o equipamento destaca-se pela integração de um módulo de posicionamento RTK de precisão centimétrica, que sincroniza a localização exata de cada captura e dispensa a utilização de pontos de controle em solo (PTCs). Adicionalmente, o sistema utiliza um sensor de luz solar para o registro da radiação incidente, permitindo a compensação radiométrica durante a reconstrução 2D. Este procedimento assegura a integridade dos dados espectrais.



Figura 2. Drone DJI Mavic 3M utilizado no levantamento aerofotogramétrico. (Fonte: Autor, 2024).

O planejamento dos voos foi realizado em 31 de julho de 2024, utilizando o software DroneDeploy, que possibilitou a definição das rotas aéreas com 80% de sobreposição frontal e 70% de sobreposição lateral. Esses valores situam-se dentro da faixa considerada ideal para modelagem tridimensional eficiente e geração de ortomosaicos de alta qualidade, uma vez que sobreposições entre 75% e 85% na direção do voo e entre 70% e 80% lateralmente promovem adequada reconstrução fotogramétrica, sem gerar volume excessivo de dados (Wu *et al.*, 2025).

Na ocasião, a cultura do milho encontrava-se no estágio fenológico R2, fase considerada ideal para a estimativa da produtividade, devido à elevada correlação entre os índices de vegetação e a produtividade de grãos, associada ao pleno estabelecimento do dossel e ao elevado conteúdo de clorofila das folhas (Henriques, 2021; Magalhães; Durães, 2006).

Após a realização do voo, foram capturadas 74 imagens para cada banda espectral (RGB, Red, Green, Red Edge e Infravermelho Próximo - NIR), as quais foram processadas no software Agisoft Metashape Professional® (versão 2.0.0), na versão de teste gratuito para a obtenção dos ortomosaicos.

2.3 Análise estatística

No software QGIS® (versão 3.40.7), foi utilizado o complemento LFTools (França, 2025) para a extração da banda blue a partir da camada RGB. Em seguida, as ferramentas nativas do menu Raster foram empregadas para a composição de uma única camada contendo as cinco bandas multiespectrais (Blue, Green, Red, Red Edge e NIR), bem como para a conversão do arquivo de saída no formato *.vrt* para *.tiff* e o cálculo dos índices de vegetação, conforme descrito na Tabela 3 (detalhados no Anexo I).

Posteriormente, utilizou-se o complemento Processing R Provider (North Road, 2023), integrado ao QGIS, para a execução das rotinas em linguagem R. Nessa etapa, empregou-se a função `fieldIndex`, do pacote `FIELDDimageR` (Matias; Caraza-Harter; Endelman, 2020), para a geração da camada raster correspondente aos índices de vegetação, a qual subsidiou a aplicação da função `fieldMask`, responsável pela atenuação do efeito do solo exposto nas imagens multiespectrais.

Em seguida, a função `fieldShape` foi utilizada para a importação dos dados experimentais de campo, possibilitando a elaboração do croqui digital com a delimitação das parcelas e a identificação espacial de cada genótipo, bem como a respectiva produtividade de grãos (kg ha^{-1}). Por fim, a função `fieldInfo` foi aplicada para a extração dos valores médios dos índices de vegetação por parcela, considerando simultaneamente os diferentes genótipos e os sistemas de plantio avaliados.

Tabela 3. Índices de Vegetação (IVs) utilizados nas análises por imagem utilizados nas análises de produtividade

IVs	FÓRMULA	REFERÊNCIAS
NDVI	$(\text{NIR} - \text{R}) / (\text{NIR} + \text{R})$	Rouse <i>et al.</i> (1974)
NDRE	$(\text{NIR} - \text{RE}) / (\text{NIR} + \text{RE})$	Gitelson e Merzlyak (1994)
GNDVI	$(\text{NIR} - \text{G}) / (\text{NIR} + \text{G})$	Gitelson <i>et al.</i> (1996)
CIRE	$(\text{NIR} / \text{RE}) - 1$	Gitelson <i>et al.</i> (2003)
EVI	$2.5 * ((\text{NIR} - \text{R}) / (\text{NIR} + \text{G} * \text{R} - 7.5 * \text{B} + 1))$	Huete <i>et al.</i> (2002)
CVI	$(\text{NIR} * \text{R}) / (\text{G} * \text{G})$	Vincini <i>et al.</i> (2008)
RVI	NIR / R	Pearson; Miller (1972)
GDVI	$\text{NIR} - \text{G}$	Sripada <i>et al.</i> (2006)
VIRE	$(\text{RE} - \text{R}) / \text{RE} + \text{R}$	Gitelson; Merzlyak (1994)
TCARI	$3 * ((\text{RE} - \text{R}) - 0.2 * (\text{RE} - \text{G}) * (\text{RE} / \text{R}))$	Haboudane <i>et al.</i> (2002)
OSAVI	$(\text{NIR} - \text{R}) / (\text{NIR} + \text{R} + 0.16)$	Rondeaux <i>et al.</i> (1996)
GLI	$(2 * \text{G} - \text{R} - \text{B}) / (2 * \text{G} + \text{R} + \text{B})$	Louhaichi <i>et al.</i> (2001)
NGRDI	$(\text{G} - \text{R}) / (\text{G} + \text{R})$	Tucker (1979)
GSAVI	$((\text{NIR} - \text{G}) / (\text{NIR} + \text{G} + 0.5)) * (1 + 0.5)$	Sripada <i>et al.</i> (2006)

¹B= Banda do Blue, G= Banda do Green, R= Banda do Red, RE= Banda do Red Edge, NIR= Banda do Infravermelho.

Para verificar a existência de variabilidade experimental na produtividade de grãos de milho, procedeu-se à análise de variância (ANAVA) utilizando o software RStudio® (versão 4.4.1) (R Core Team, 2025), considerando o delineamento em blocos casualizados (DBC). Os dados foram importados de planilhas no formato *.xlsx* por meio do pacote `readxl` (versão 1.4.5), enquanto a organização, seleção e manipulação das variáveis foram realizadas com o auxílio do pacote `dplyr` (versão 1.1.4). A análise exploratória inicial dos dados foi conduzida utilizando o pacote `metan` (versão 1.18.0), e a ANAVA foi executada com o pacote `ExpDes.pt` (versão 1.2.2), amplamente empregado em análises estatísticas de experimentos agrícolas.

A relação entre a produtividade de grãos e os índices de vegetação foi avaliada por meio do coeficiente de correlação de Pearson, utilizando as médias dos índices previamente extraídas no QGIS. Os dados, em formato .xlsx, foram importados no R com o pacote readxl (v. 1.4.5), organizados com dplyr (v. 1.1.4) e tidyr (v. 1.3.1), e os resultados exportados com openxlsx (v. 4.2.8). As correlações foram representadas por mapas elaborados no ggplot2 (v. 3.5.2), permitindo identificar os índices com maior associação com a produtividade.

A obtenção da equação matemática associada ao coeficiente de correlação linear de Pearson (r) ocorreu no software Microsoft Excel®, a partir da qual se realizou o cálculo da produtividade estimada. O coeficiente foi empregado para quantificar a intensidade e o sentido da associação linear entre as variáveis analisadas, sem caráter preditivo direto, configurando-se como uma análise comparativa e complementar aos resultados posteriormente obtidos no ambiente estatístico R.

Com base nos índices de vegetação que apresentaram os maiores coeficientes de correlação com a produtividade de grãos, procedeu-se ao ajuste de modelos de regressão linear simples, realizados, separadamente, para cada sistema de plantio (fileira simples e fileira dupla). A regressão linear foi empregada com o objetivo de modelar, matematicamente, a relação entre os índices de vegetação e a produtividade de grãos, possibilitando a estimativa da produtividade em função dos valores espectrais obtidos a partir das imagens multiespectrais.

O modelo de regressão linear simples adotado é expresso pela Equação (1):

$$y = B_x + A \quad (1)$$

Em que:

- y Índice de vegetação
- A Intercepto do modelo de regressão
- B Coeficiente angular da regressão
- x Produtividade estimada pelo modelo (kg ha⁻¹)

A avaliação da acurácia dos modelos de estimativa foi realizada por meio do cálculo do Erro Quadrático Médio (RMSE) e do Erro Quadrático Médio Relativo (RMSE%), conforme proposto por Pimentel-Gomes, sendo essas métricas obtidas a partir da diferença entre os valores de produtividade observados em campo e aqueles estimados pelos modelos ajustados. A interpretação do RMSE% seguiu a classificação estabelecida por Jamieson et al., que define os seguintes critérios: excelente (< 10%), bom (10 a 20%), aceitável (20 a 30%) e de baixa confiabilidade (> 30%).

O Erro Quadrático Médio (RMSE) foi obtido conforme a Equação (2):

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x - y)^2}{n}} \quad (2)$$

Em que:

- x Produtividade obtida em campo (kg ha⁻¹)
- y Produtividade estimada pelo modelo (kg ha⁻¹)
- n Número de observações

O Erro Quadrático Médio Relativo (RMSE%) foi calculado a partir da razão entre o RMSE e a produtividade média observada, conforme a Equação (3):

$$RMSE(\%) = \frac{RMSE}{\bar{x}} 100 \quad (3)$$

Em que:

- $\bar{x}$ Produtividade média observada em campo em cada sistema (FS e FD) (kg ha⁻¹)

3. Resultados e discussão

A análise de variância (Tabela 4) indicou ausência de interação significativa entre espaçamento e genótipo (ESP × GEN) para a produtividade de grãos, demonstrando que o comportamento produtivo dos genótipos foi consistente nos diferentes sistemas de plantio avaliados. Por outro lado, verificou-se efeito significativo isolado ($p \leq 0,05$) para as fontes de variação Espaçamento (ESP) e Genótipo (GEN), evidenciando que ambos os fatores influenciaram de forma independente a produtividade de grãos.

A significância observada para o fator genótipo confirma a existência de variabilidade genética entre os híbridos avaliados, indicando diferenças na capacidade de expressão do potencial produtivo e na adaptação às condições edafoclimáticas da região. De maneira semelhante, o efeito isolado do espaçamento demonstra que o arranjo espacial das plantas exerceu influência direta sobre o rendimento da cultura.

De acordo com a classificação proposta por Pimentel-Gomes (1985), os coeficientes de variação são considerados baixos quando inferiores a 10%, médios entre 10% e 20%, altos entre 20% e 30% e muito altos quando superiores a 30%. Nesse contexto, os coeficientes de variação obtidos ($CV_1 = 7,39\%$ e $CV_2 = 15,61\%$) indicam adequada precisão experimental, variando de baixa a média magnitude, o que reforça a confiabilidade dos resultados.

Segundo dados da Secretaria de Estado da Agricultura de Sergipe (2024), a produtividade média de milho na safra 2024 foi de 5.107 kg ha⁻¹, valor próximo à média geral observada neste estudo (4.851,02 kg ha⁻¹). Considerando o efeito isolado do fator espaçamento, o sistema em fileira simples (FS) apresentou produtividade média de 5.151,96 kg ha⁻¹, enquanto o sistema em fileira dupla (FD) registrou 4.550,08 kg ha⁻¹, evidenciando superioridade produtiva do FS nas condições experimentais avaliadas.

A relação entre arranjo espacial, densidade de plantas e rendimento de grãos é amplamente discutida na literatura. Cruz, Pereira Filho e Albuquerque Filho (2021) destacam que a arquitetura moderna dos híbridos permite melhor aproveitamento da radiação solar e dos recursos ambientais em estandes mais adensados, favorecendo maior eficiência fotossintética e, consequentemente, maior produtividade de grãos.

Tabela 4. Resumo da análise de variância para produtividade de grãos (kg ha⁻¹)

FV	GL	QM
		PG
ESPAÇAMENTO	1	6520710*
BLOCO	2	1017582
GENÓTIPO	11	1279905*
ESPAÇAMENTO * GENÓTIPO	11	373293
Erro a	2	128602
Erro b	44	573917
Total	71	-
CV (%) 1		7,39
CV (%) 2		15,61
Média geral (kg/ha)		4.851,02
Média FS (kg/ha)		5.151,96
Média FD (kg/ha)		4.550,08

¹FV = fonte de variação; GL = graus de liberdade; CV = coeficiente de variação; * = nível de significância a 5% de probabilidade pelo teste F; PG = produtividade de grãos (kg ha⁻¹).

A partir do mapa de correlação de Pearson (Figura 3), evidenciam-se comportamentos distintos e estatisticamente expressivos entre os índices de vegetação (IVs) avaliados e a produtividade de grãos de milho nos sistemas de plantio em fileira simples (FS) e fileira dupla (FD). Observou-se que a maioria dos IVs apresentou correlação negativa com a produtividade, sendo essa relação particularmente intensa no sistema FD. Nesse arranjo, os coeficientes variaram entre $r = -0,91$ e $r = -0,96$, indicando associação linear forte e elevada capacidade explicativa. No sistema FS, manteve-se a tendência inversamente proporcional, porém com magnitudes variando entre moderadas e fortes ($r = -0,41$ a $r = -0,70$).

A presença de correlação forte e negativa não invalida o potencial preditivo dos IVs; ao contrário, demonstra que a relação linear estabelecida ocorre de forma inversamente proporcional.

Assim, quanto maiores os valores espectrais registrados, menores foram os valores de produtividade observados. Esse comportamento sugere que o incremento no vigor vegetativo não se converteu proporcionalmente em rendimento de grãos.

Sob a perspectiva fisiológica, em dosséis com elevado Índice de Área Foliar (IAF), o crescimento vegetativo excessivo pode intensificar o sombreamento intraespecífico e alterar o particionamento de fotoassimilados, favorecendo a manutenção da estrutura foliar em detrimento do enchimento de grãos. Adicionalmente, deve-se considerar o fenômeno de saturação espectral, especialmente em índices que utilizam as bandas do vermelho e do infravermelho próximo, como o NDVI, o EVI e o GNDVI, cuja resposta tende a perder sensibilidade em condições de elevada biomassa, conforme discutido por Huete (2002) e Gitelson (2004).

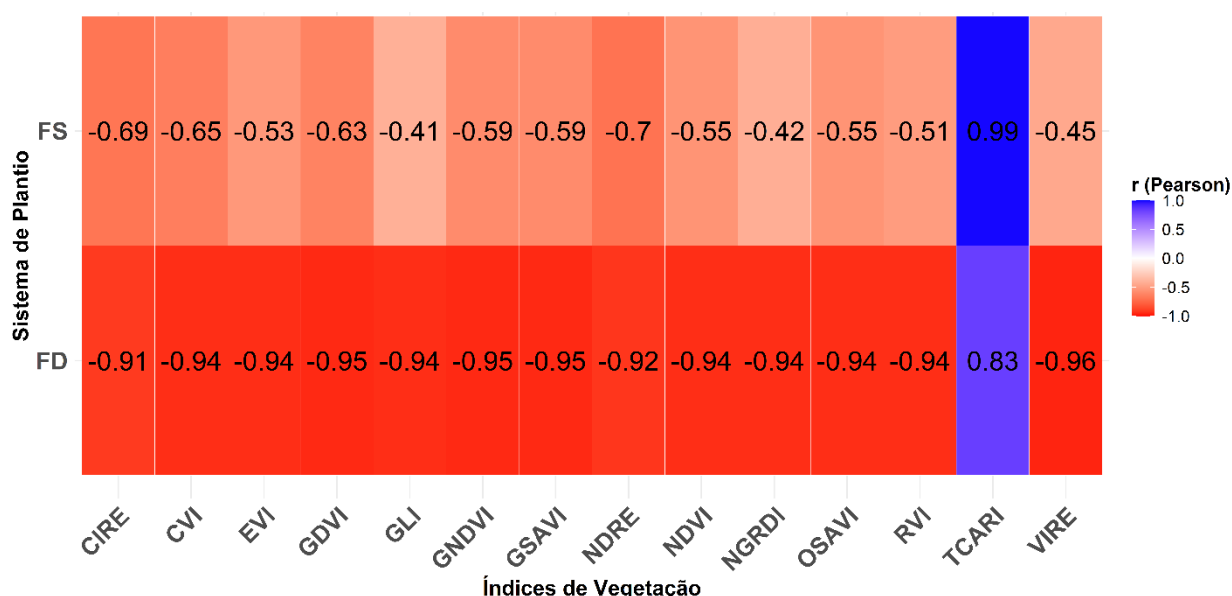


Figure 3. Mapa de correlação de Pearson entre índices de vegetação multiespectrais e a produtividade de grãos de milho em diferentes sistemas de plantio.

A magnitude mais acentuada das correlações negativas no sistema FD reforça o impacto das modificações estruturais do dossel decorrentes do arranjo espacial. Índices que incorporam a região da borda do vermelho, como o NDRE e o CIRE, apresentaram elevadas correlações inversas ($r = -0,92$ e $r = -0,91$, respectivamente), evidenciando sensibilidade às variações no teor de clorofila e na estrutura do dossel mesmo em condições de maior fechamento foliar, conforme descrito por Gitelson *et al.* (2008).

Os índices desenvolvidos com o objetivo de reduzir a influência do solo, como o GLI, o NGRDI e o OSAVI, a tendência negativa também foi mantida. Esse comportamento indica que, em condições de elevado fechamento do dossel, a variabilidade espectral passou a refletir predominantemente diferenças na densidade vegetativa, e não necessariamente maior eficiência produtiva. Conforme discutido por Ponzoni, Shimabukuro e Kuplich (2012), a interpretação

espectral deve considerar o contexto estrutural da vegetação para evitar inferências simplificadas entre biomassa e produtividade.

O índice TCARI destacou-se por apresentar relação diretamente proporcional com a produtividade. No sistema FS, observou-se correlação positiva quase perfeita ($r = 0,99$), enquanto no sistema FD a associação permaneceu forte ($r = 0,83$). O desempenho diferenciado do TCARI decorre de sua formulação espectral, projetada para estimar variações no conteúdo de clorofila com menor interferência do IAF e do solo, conforme proposto por Haboudane *et al.* (2002) e Gitelson *et al.* (2003). Dessa forma, o índice demonstrou maior alinhamento com a eficiência fotossintética e com o potencial produtivo, mesmo em cenários de elevado adensamento foliar.

Em relação à acurácia dos modelos de regressão linear apresentados na Tabela 5, ajustados a partir das médias dos índices de vegetação (IVs) por bloco, verificou-se que o sistema de plantio em fileira simples (FS) apresentou maior precisão nas estimativas de produtividade, evidenciada por menores valores de erro, quando comparado ao sistema em fileira dupla (FD), o qual demonstrou maior variação e, conseqüentemente, menor desempenho preditivo.

Tabela 5 – Produtividade de grãos observada em campo e estimada por modelos de regressão linear simples com base em índices de vegetação, bem como seus respectivos indicadores de acurácia (RMSE e RMSE%), nos sistemas de plantio FS e FD

(RMSE e RMSE%), nos sistemas de plantio FS e FD											
	NDVI		NDRE		GNDVI		CIRE		EVI		
	FS	FD	FS	FD	FS	FD	FS	FD	FS	FD	
P.E	5834.10	3920.33	6288.97	6190.63	5187.62	5200.75	6437.28	4178.31	5297.59	5295.82	
RMSE	754.37	632.27	1161.43	1644.68	258.43	654.59	1309.68	378.50	339.42	749.58	
RMSE%	14.64	13.90	22.54	36.15	5.02	14.39	25.42	8.32	6.59	16.47	
	CVI		RVI		GDVI		VIRE		TCARI		
	FS	FD	FS	FD	FS	FD	FS	FD	FS	FD	
P.E	4445.35	4111.22	5147.01	4465.05	5151.92	4550.16	6460.01	6725.64	5152.04	4549.86	
RMSE	731.38	715.41	314.53	104.73	232.09	53.35	1387.99	2178.30	28.41	115.62	
RMSE%	14.20	15.72	6.10	2.30	4.50	1.17	26.94	47.87	0.55	2.54	
	OSAVI		GLI		NGRDI		GSAVI				
	FS	FD	FS	FD	FS	FD	FS	FD			
P.E	5834.11	3920.01	5598.41	4503.50	4892.00	4914.55	5187.47	5200.44			
RMSE	754.38	632.59	633.36	75.51	466.41	370.67	258.41	654.28			
RMSE%	14.64	13.90	12.29	1.66	9.05	8.15	5.02	14.38			
Medias total de produtividade (kg ha ⁻¹)											
Coletada em campo			Estimada pelo modelo								
FS			5151.96						5493.85		
FD			4550.08						4837.59		

¹FS = Fileira Simples; FD = Fileira Dupla; P.E = produtividade estimada (kg ha⁻¹); RMSE = Erro Quadrático Médio; RMSE% = Erro Quadrático Médio Porcentual.

No sistema FS, a produtividade média observada em campo foi de 5.151,96 kg ha⁻¹, valor que se aproximou significativamente da estimativa obtida pelo índice TCARI (5.152,04 kg ha⁻¹). Essa elevada capacidade preditiva é ratificada pelo RMSE% de 0,55%, o que confere ao modelo um desempenho classificado como excelente. Além do TCARI, outros índices no sistema FS

também atingiram o patamar de excelência, com destaque para o GDVI (4,50%), GSAVI e GNDVI (ambos com 5,02%), RVI (6,10%) e EVI (6,59%).

Em contrapartida, os índices NDVI (14,65%), CVI (14,20%) e OSAVI (14,64%) apresentaram desempenho classificado como bom, enquanto o NDRE (22,54%), VIRE (26,94%) e CIRE (25,42%) situaram-se na faixa de desempenho aceitável. Tais variações corroboram a premissa de que índices baseados na borda do vermelho (red-edge) ou que sofrem saturação precoce podem apresentar menor acurácia em estádios fenológicos de elevado fechamento de dossel (Gitelson *et al.*, 2002).

No sistema de plantio em fileira dupla (FD), observou-se um incremento nos erros residuais das estimativas. Contudo, o índice GDVI destacou-se com o menor erro (RMSE% = 1,17%), seguido pelo GLI (1,66%), RVI (2,30%) e TCARI (2,54%), todos mantendo a classificação de desempenho excelente. Por outro lado, o adensamento característico do sistema FD resultou em baixa confiabilidade para os índices NDRE (36,15%) e VIRE (47,87%), evidenciando a limitação desses algoritmos sob condições de alta densidade foliar.

O desempenho inferior das estimativas no sistema de fileira dupla pode estar relacionado à maior complexidade do arranjo espacial das plantas, que altera a distribuição do dossel e a dinâmica de interceptação da radiação. A maior proximidade entre plantas intensifica a competição intraespecífica por recursos limitantes, como a radiação fotossinteticamente ativa, água e a disponibilidade de nutrientes. Embora isso favoreça o rápido fechamento do dossel e maior acúmulo de biomassa, nem sempre resulta em maior eficiência na alocação e translocação de fotoassimilados para os grãos, podendo reduzir o rendimento individual (Argenta *et al.*, 2001; Sangoi *et al.*, 2012).

Além disso, o fechamento mais acelerado do dossel modifica a arquitetura de interceptação luminosa, aumentando o sombreamento entre folhas e a heterogeneidade na distribuição da luz. Sob essas condições, ocorre maior probabilidade de saturação da resposta espectral dos índices baseados nas bandas do vermelho e do infravermelho próximo, reduzindo sua sensibilidade para discriminar diferenças produtivas. Esse conjunto de fatores contribui para a menor produtividade média observada (4.550,08 kg ha⁻¹) e para a maior dispersão dos valores estimados pelos índices de vegetação (Li *et al.*, 2019).

4. Conclusão

O sistema de plantio em fileira simples (FS) proporcionou maior produtividade de grãos de milho, evidenciando superior eficiência produtiva nas condições avaliadas.

Os índices de vegetação NDVI, EVI, GNDVI, NDRE, CIRE, GLI, NGRDI, OSAVI e GSAVI não expressaram de forma diretamente proporcional a potencialidade produtiva do milho no estágio fenológico R2, embora tenham apresentado correlações lineares fortes e negativas com a produtividade.

O TCARI destacou-se como o índice mais eficiente na estimativa da produtividade, apresentando correlações positivas elevadas em ambos os sistemas de plantio e valores de RMSE% classificados como excelentes, evidenciando alta acurácia preditiva.

Os índices GDVI e RVI também demonstraram elevada capacidade preditiva da variação da produtividade, apresentando excelente desempenho na regressão linear e sendo classificado como de elevada acurácia.

5. Referências bibliográficas

ALVARES, C. A. *et al.* Mapa de classificação climática de Köppen para o Brasil. **Meteorologische Zeitschrift**, Stuttgart, v. 22, n. 6, p. 711-728, dez. 2013. DOI: 10.1127/0941-2948/2013/0507.

ARGENTA, Gilber; SILVA, Paulo Regis Ferreira da; SANGOI, Luís. Maize plant arrangement: analysis of the state of the art. **Ciência Rural**, v. 31, p. 1075-1084, 2001.

BORÉM, A.; GALVÃO, J. C. C.; PIMENTEL, M. A. **Milho**: do plantio à colheita. 2. ed. Viçosa: Editora UFV, 2017.

COÊLHO, J. D. Milho. **Caderno Setorial ETENE**, Fortaleza, v. 10, n. 379, p. 1-10, mar. 2025. Disponível em: <https://www.bnb.gov.br/revista/cse/article/view/3165>. Acesso em: 26 maio 2025.

CRUZ, José Carlos; PEREIRA FILHO, Israel Alexandre; ALBUQUERQUE FILHO, Manoel Ricardo de. **Espaçamento e densidade**. In: AGÊNCIA DE INFORMAÇÃO TECNOLÓGICA. Brasília, DF: Embrapa, [2021]. Disponível em: <https://www.embrapa.br/agencia-de-informacao-tecnologica/cultivos/milho/producao/plantio/espacamento-e-densidade>. Acesso em: 06 jan. 2026.

DJI. **DJI Mavic 3M**. [S. l.]: DJI, 2025. Disponível em: <https://ag.dji.com/pt-br/mavic-3-m>. Acesso em: 30 jul. 2025.

FERREIRA, E. B.; CAVALCANTI, P. P.; NOGUEIRA, D. A. **ExpDes.pt**: pacote para análise de experimentos (Package for Analysis of Experimental Designs). Versão 1.2.2. [S. l.]: CRAN, 2021. 1 pacote para R. Disponível em: <https://cran.r-project.org/package=ExpDes.pt>. Acesso em: 06 dez. 2025.

FRANÇA, L. **LF Tools**: A QGIS plugin Tools for cartographic production and spatial analysis. Versão experimental. [S. l.]: QGIS Plugins, 2025. Disponível em: <https://plugins.qgis.org/plugins/lftools/>. Acesso em: 04 dez. 2025.

GITELSON, Anatoly A. *et al.* Estimativa remota do índice de área foliar e da biomassa de folhas verdes em dosséis de milho. **Geophysical research letters**, v. 30, n. 5, 2003.

GITELSON, Anatoly A. *et al.* Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction. **Remote sensing of Environment**, v. 80, n. 1, p. 76-87, 2002.

GITELSON, Anatoly A. *et al.* Synoptic monitoring of gross primary productivity of maize using Landsat data. **IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters**, v. 5, n. 2, p. 133-137, 2008.

GITELSON, Anatoly A. Índice de vegetação de ampla faixa dinâmica para quantificação remota de características biofísicas da vegetação. **Journal of plant physiology**, v. 161, n. 2, p. 165-173, 2004.

HABOUDANE, Driss *et al.* Índices integrados de vegetação de banda estreita para predição do teor de clorofila em culturas agrícolas para aplicação na agricultura de precisão. **Sensoriamento remoto do ambiente**, v. 81, n. 2-3, p. 416-426, 2002.

HENRIQUES, H. J. R. **Produtividade do milho por meio da avaliação espacial temporal de imagens orbitais**. 2021. 102 f. Tese (Doutorado em Agronomia) – Faculdade de Ciências Agrárias, Universidade Federal da Grande Dourados, Dourados, 2022. Disponível em: <http://repositorio.ufgd.edu.br/jspui/handle/prefix/4983>. Acesso em: 10 jul. 2025.

HUETE, A. *et al.* Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 83, n. 1-2, p. 195-213, 2002.

JAMIESON, Peter D.; PORTER, John R.; WILSON, DR. Um teste do modelo de simulação computacional ARCWHEAT1 em culturas de trigo cultivadas na Nova Zelândia. **Pesquisa em culturas de campo**, v. 27, n. 4, p. 337-350, 1991.

LI, Yan *et al.* Toward building a transparent statistical model for improving crop yield prediction: Modeling rainfed corn in the US. **Field Crops Research**, v. 234, p. 55-65, 2019.

MAGALHÃES, P. C.; DURÃES, F. O. M. Ecofisiologia da produção de milho. In: CRUZ, J. C. (Ed.). **Cultivo do milho**. 2. ed. Sete Lagoas: Embrapa Milho e Sorgo, 2006. p. 63-92.

MATIAS, Filipe I.; CARAZA-HARTER, Maria V.; ENDELMAN, Jeffrey B. FIELDImageR: an R package to analyze orthomosaic images from agricultural field trials. **The Plant Phenome Journal**, [S. l.], v. 3, n. 1, e20005, 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.1002/ppj2.20005>. Acesso em: 15 fev. 2026.

NORTH ROAD. **Processing R Provider**. Versão plugin. [S. l.]: QGIS Geographic Information System, 2025. Disponível em: <https://north-road.github.io/qgis-processing-r/>. Acesso em: 04 dez. 2025.

OLIVEIRA, L. D. S. *et al.* Efeito do aumento da temperatura na classificação climática do município de Nossa Senhora da Glória, SE. In: CONGRESSO INTERNACIONAL DA REALIDADE SEMIÁRIDA, 2.; SIMPÓSIO ALAGOANO SOBRE ECOSSISTEMAS DO SEMIÁRIDO, 3., 2014, Delmiro Gouveia. **Anais [...]**. Campina Grande: UFCG, 2014. Disponível em: <https://www.alice.cnptia.embrapa.br/alice/handle/doc/1004819>. Acesso em: 25 jun. 2025.

PADOLFI, A. S.; RAMALDES, G. P.; SANTOS, O. L. Análise de índice de vegetação através de imagens de satélite: estudo de caso do município de Cachoeiro de Itapemirim – ES. **Revista Científica da FAESA**, Vitória, v. 14, n. 1, p. 145–165, 2018. DOI:

<https://doi.org/10.5008/1809.7367.143>. Disponível em:
<https://d1wqtxts1xzle7.cloudfront.net/70766608/f7ede99b90d67d2f016f795d55553f206d83-libre.pdf>. Acesso em: 29 maio 2025.

PIMENTEL-GOMES, F. **Curso de estatística experimental**. 15. ed. Piracicaba: FEALQ, 2009.

PONZONI, Flávio Jorge; SHIMABUKURO, Yosio Edemir; KUPLICH, Tatiana Mora. **Sensoriamento remoto da vegetação**. Oficina de textos, 2015.

QGIS DEVELOPMENT TEAM. **QGIS Geographic Information System**. Versão 3.40.7 'Solothurn'. [S. l.]: Open Source Geospatial Foundation, 2025. 1 software. Disponível em: <https://qgis.org/download/>. Acesso em: 03 dez. 2025.

R CORE TEAM. **R: A Language and Environment for Statistical Computing**. Vienna, Austria: R Foundation for Statistical Computing, 2025. Disponível em: <https://www.Rproject.org/>.

SAMPAIO, H. S. *et al.* Comparação entre índices de vegetação obtidos por imagens aéreas com veículo aéreo não tripulado (VANT) e satélite. **Brazilian Journal of Biosystems Engineering**, Tupã, v. 14, n. 2, p. 111–124, 2020. Disponível em: <https://www.researchgate.net/publication/342593480>. Acesso em: 28 maio 2025.

SANGOI, Luís *et al.* A remoção dos perfilhos não aumenta o rendimento de grãos do milho, independentemente da época de semeadura. **Ciência Rural**, v. 42, p. 1354-1359, 2012.

SCHAUBERGER, P.; WALKER, A.; GARBUSZUS, J. M. **openxlsx: read, write and edit xlsx files**. Versão 4.2.8. [S. l.]: CRAN, 2025. 1 pacote para R. Disponível em: <https://cran.r-project.org/package=openxlsx>. Acesso em: 06 dez. 2025.

SERGIPE. Secretaria de Estado da Agricultura, Desenvolvimento Agrário e da Pesca (SEAGRI). **Sergipe conquista topo do ranking brasileiro com maior produtividade de grãos na safra 2024**. Aracaju: SEAGRI, 2024. Disponível em: <https://seagri.se.gov.br/sergipe-conquista-topo-do-ranking-brasileiro-com-maior-produtividade-de-graos-na-safra-2024/>. Acesso em: 07 dez. 2025.

SILVEIRA JUNIOR, D. F. **Agricultura 5.0 – sustentabilidade e eficiência através de tecnologias avançadas**. 2024. Trabalho de Conclusão de Curso (Curso Superior de Tecnologia em Informática para Negócios) – Faculdade de Tecnologia de São José do Rio Preto, São José do Rio Preto, 2024.

SOBRAL, L. F. *et al.* **Recomendações para o uso de corretivos e fertilizantes no Estado de Sergipe**. Aracaju: Embrapa Tabuleiros Costeiros, 2007.

VENCOVSKY, R.; CRUZ, C. D. Comparação de métodos de correção do rendimento de parcelas com estandes variados. I. Dados simulados. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, DF, v. 26, n. 5, p. 649-655, maio 1991. Disponível em: <https://www.embrapa.br/busca-de-publicacoes/-/publicacao/105796/>. Acesso em: 15 jul. 2025.

VIOLA, E.; MENDES, V. Agricultura digital e sustentabilidade no Brasil: contradições e promessas. **Revista Ambiente & Sociedade**, São Paulo, v. 25, p. 1–24, 2022. DOI: <https://doi.org/10.1590/1809-4422asoc20200246r2vu2022L3AO>. Disponível em: <https://www.scielo.br/j/asoc/a/Bwg7NVTs5kcrK6WRxbqh4LS/?lang=pt>. Acesso em: 26 maio 2025.

WICKHAM, H. *et al.* **ggplot2**: create elegant data visualisations using the grammar of graphics. Versão 3.5.2. [S. l.]: CRAN, 2025. 1 pacote para R. Disponível em: <https://cran.r-project.org/package=ggplot2>. Acesso em: 06 dez. 2025.

WICKHAM, H.; BRYAN, J. **readxl**: read Excel files. Versão 1.4.5. [S. l.]: CRAN, 2025. 1 pacote para R. Disponível em: <https://cran.r-project.org/package=readxl>. Acesso em: 06 dez. 2025.

WICKHAM, H.; FRANÇOIS, R.; HENRY, L.; MÜLLER, K.; VAUGHAN, D. **dplyr**: a grammar of data manipulation. Versão 1.1.4. [S. l.]: CRAN, 2023. 1 pacote para R. Disponível em: <https://cran.r-project.org/package=dplyr>. Acesso em: 06 dez. 2025.

WICKHAM, H.; VAUGHAN, D.; GIRLICH, M. **tidyr**: tidy messy data. Versão 1.3.1. [S. l.]: CRAN, 2024. 1 pacote para R. Disponível em: <https://cran.r-project.org/package=tidyr>. Acesso em: 06 dez. 2025.

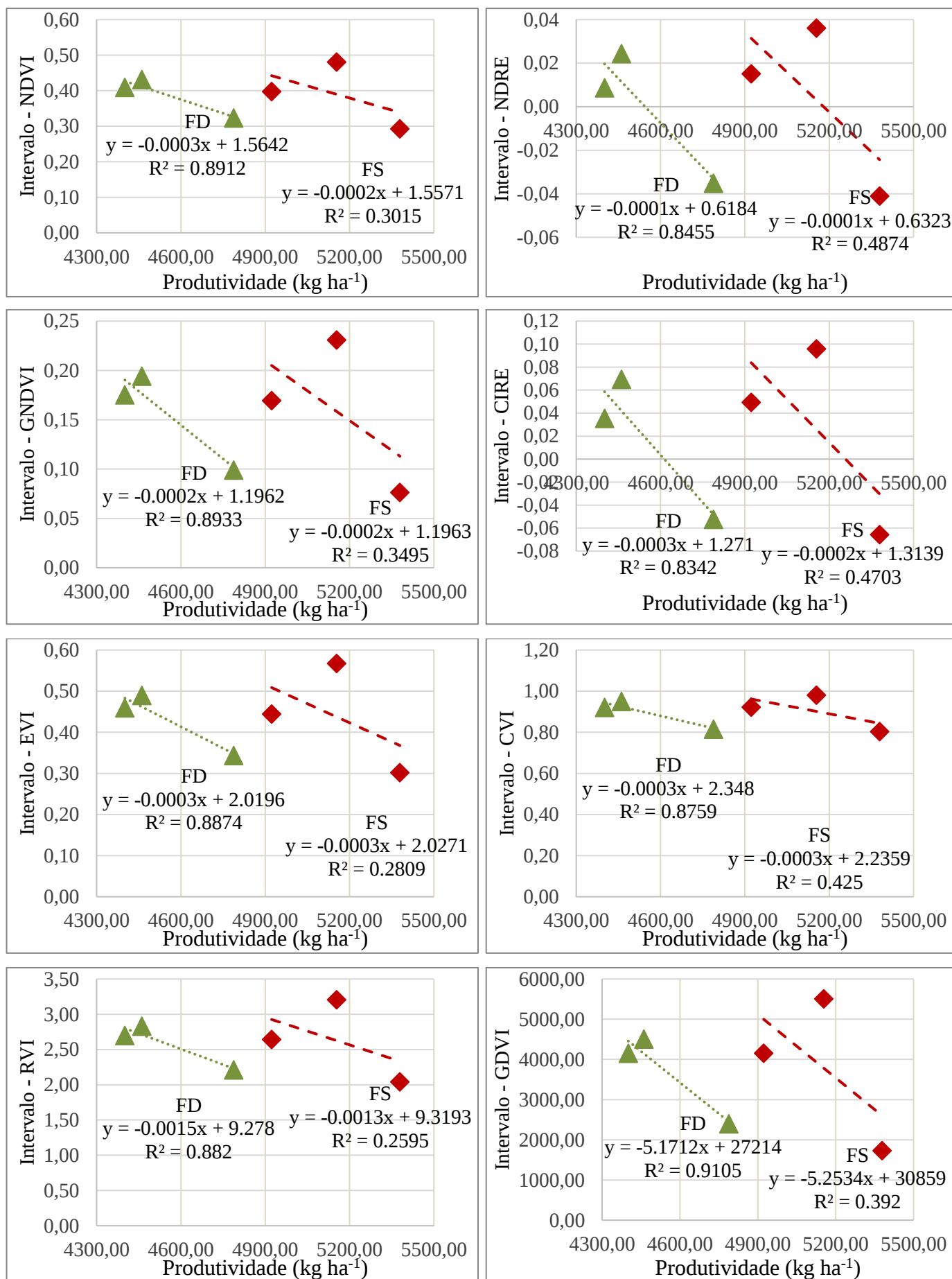
WU, Shangming; FENG, Lin; ZHANG, Xiaorui; YIN, Chaoen; QUAN, Lei; TIAN, Bo. Otimização da porcentagem de sobreposição para maior precisão e eficiência na modelagem 3D de edifícios com fotogrametria oblíqua. **Construction and Building Materials**, [S. l.], v. 489, 142382, 2025. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2025.142382>. Acesso em: 16 fev. 2026.

Anexo I – IVs utilizados nas análises de produtividade

IVs	DESCRIÇÃO	FÓRMULA	RELAÇÃO	REFERÊNCIAS
NDVI	Índice de Vegetação por Diferença Normalizada	$(NIR - R) / (NIR + R)$	Clorofila, IAF, biomassa, rendimento	Rouse <i>et al.</i> (1974)
NDRE	Índice de Borda Vermelha de Diferença Normalizada	$(NIR - RE) / (NIR + RE)$	Clorofila	Gitelson e Merzlyak (1994)
GNDVI	Índice de Vegetação por Diferença Normalizada Verde	$(NIR - G) / (NIR + G)$	Clorofila, IAF, nitrogênio, teor de proteína, teor de água	Gitelson <i>et al.</i> (1996)
CIRE	Índice de clorofila borda vermelha	$(NIR / RE) - 1$	Clorofila	Gitelson <i>et al.</i> (2003)
EVI	Índice de vegetação aprimorado	$2.5 * ((NIR - R) / (NIR + G * R - 7.5 * B + 1))$	Clorofila, biomassa, nitrogênio	Huete <i>et al.</i> (2002)
CVI	Índice de vegetação de clorofila	$(NIR * R) / (G * G)$	Clorofila	Vincini <i>et al.</i> (2008)
RVI	Índice de Vegetação por Razão	NIR / R	Biomassa, teor de água, nitrogênio	Pearson; Miller (1972)
GDVI	Índice de Vegetação por Diferença Verde	$NIR - G$	Requisitos iniciais de nitrogênio	Sripada <i>et al.</i> (2006)
VIRE	Índice de Vegetação usando Red Edge	$(RE - R) / RE + R$	Estimativa de clorofila	Gitelson; Merzlyak (1994)
TCARI	Índice de Razão de Absorção de Clorofila Transformado	$3 * ((RE - R) - 0.2 * (RE - G) * (RE / R))$	Clorofila, Vegetação adaptada ao solo	Haboudane <i>et al.</i> (2002)
OSAVI	Índice de Vegetação Ajustado ao Solo Otimizado	$(NIR - R) / (NIR + R + 0.16)$	Vegetação adaptada ao solo	Rondeaux <i>et al.</i> (1996)
GLI	Índice de Folha Verde	$(2 * G - R - B) / (2 * G + R + B)$	Clorofila	Louhaichi <i>et al.</i> (2001)
NGRDI	Índice de diferença verde-vermelho normalizado	$(G - R) / (G + R)$	Clorofila, biomassa, teor de água	Tucker (1979)
GSAVI	Índice de Vegetação Ajustado ao Solo Verde	$((NIR - G) / (NIR + G + 0.5)) * (1 + 0.5)$	Vegetação adaptada ao solo	Sripada <i>et al.</i> (2006)

¹IVs = Índices de vegetação; B= Banda do Blue; G= Banda do Green; R= Banda do Red; RE= Banda do Red Edge; NIR= Banda do Infravermelho; IAF= Índice de Área Foliar.

Anexo II – Análise de regressão linear dos IVs e a produtividade de grãos (kg ha⁻¹) para os espaçamentos FD e FS



Continuação Anexo II

