


ESTIMATIVA DA PRODUTIVIDADE DA SOJA POR MEIO DO SENSORIAMENTO REMOTO PROXIMAL POR MEIO DOS ÍNDICES DE VEGETAÇÃO NDVI E NDRE

 <https://doi.org/10.22533/at.ed.738122516122>

Sarah Wachtel

Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR), *Campus* Santa Helena,
Santa Helena (PR), Brazil.

Joseane Aparecida De Paula Cardoso

Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR), *Campus* Santa Helena,
Santa Helena (PR), Brazil.

Henrique Carlos Mognol

Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR), *Campus* Santa Helena,
Santa Helena (PR), Brazil.

Matheus Gabriel Anschau

Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR), *Campus* Santa Helena,
Santa Helena (PR), Brazil.

Vitor Hugo Arenhartt Radetzki

Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR), *Campus* Santa Helena,
Santa Helena (PR), Brazil.

Gabriele Vitoria Silva Serena

Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR), *Campus* Santa Helena,
Santa Helena (PR), Brazil.

Bárbara Caroline Matwijou

Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR), *Campus* Santa Helena,
Santa Helena (PR), Brazil.

Gesivaldo Ribeiro Silva

Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR), *Campus* Santa Helena,
Santa Helena (PR), Brazil.

Armando Lopes De Brito Filho

Universidade Estadual do Oeste do Paraná (UNIOESTE), *Campus* Cascavel,
Cascavel (PR), Brazil.

Lincon Oliveira Stefanello

Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR), *Campus* Santa Helena,
Santa Helena (PR), Brazil.

Maura Gabriela Da Silva Brochado

Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR), *Campus* Santa Helena,
Santa Helena (PR), Brazil.

Franciele Morlin Carneiro

Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR), *Campus* Santa Helena,
Santa Helena (PR), Brazil.

RESUMO: O Sensoriamento Remoto (SR) é uma geotecnologia que permite a implantação de práticas sustentáveis na agricultura, pois é um método não destrutivo que possibilita o monitoramento da variabilidade temporal e espacial de cultivos agrícolas, auxiliando na tomada de decisões mais assertivas e rápidas. Partindo desse pressuposto, nosso estudo investigou como a densidade de semeadura afeta a produtividade da soja por meio do monitoramento espectral do cultivo, utilizando o sensoriamento remoto proximal (SRP). O objetivo deste trabalho foi estimar a produtividade da soja em função da densidade de semeadura e identificar a melhor época de avaliação utilizando os índices de vegetação. O trabalho foi realizado em área experimental da Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR), *Campus* Santa Helena, no Estado do Paraná. O delineamento experimental foi inteiramente casualizado em faixas, composto por dois tratamentos, sendo duas densidades de semeadura (21,2 e 22,5 sementes m^{-1}), e quatro repetições. As variáveis analisadas foram índices de vegetação (NDVI - *Normalized Difference Vegetation Index* e NDRE - *Normalized Difference Red Edge Index*) e produtividade. As épocas avaliadas para os índices de vegetação foram aos 36, 69, 76, 85 e 92 dias após a semeadura (DAS). A produtividade foi avaliada apenas no final do ciclo da cultura, quando a soja atingiu o estágio de maturação fisiológica. As análises estatísticas incluíram boxplot, coeficiente de correlação de Pearson e regressão de modelo polinomial para a estimativa da produtividade, utilizando o coeficiente de determinação (R^2) como parâmetro de precisão. Concluiu-se que o NDRE apresentou melhores resultados para a estimativa da produtividade em relação ao NDVI, que apresentou problemas de saturação. O problema de saturação do NDVI é amplamente descrito na literatura como a perda de sensibilidade do índice em áreas com alta biomassa ou dossel muito fechado, situação em que o NDVI atinge um platô e deixa de diferenciar variações reais no vigor da vegetação. Para a densidade de semeadura de 21,2 sementes m^{-1} , as melhores épocas para a estimativa da produtividade foram aos 76 e 92 DAS. Para a densidade de semeadura de 22,5 sementes m^{-1} , as melhores épocas foram aos 85 e 92 DAS.

PALAVRAS-CHAVE: agricultura de precisão, *Glycine max* (L) Merrill, sensoriamento remoto, sensor óptico ativo, agricultura sustentável.

Estimation of soybean productivity through proximal remote sensing using the NDVI and NDRE vegetation indices.

ABSTRACT: Remote sensing (RS) is a valuable geotechnological tool that facilitates the implementation of sustainable agricultural practices. As a non-destructive method, it allows for the monitoring of temporal and spatial variability in crops, enabling more informed and timely decision-making. Based on this premise, our study explored how sowing density impacts soybean productivity through spectral monitoring of the crop, utilizing proximal remote sensing (PRS). The objective was to estimate soybean productivity as a function of sowing density and to identify the optimal times for evaluation using vegetation indices. This research was conducted in an experimental area at the Federal Technological University of Paraná (UTFPR), Santa Helena *Campus*, in the state of Paraná. The experimental design was completely randomized in strips, consisting of two treatments, two sowing densities (21.2 and 22.5 seeds m^{-1}), and four replicates. The variables analyzed were vegetation indices (NDVI - Normalized Difference Vegetation Index and NDRE - Normalized Difference Red Edge Index) and productivity. The periods evaluated for vegetation indices were 36, 69, 76, 85, and 92 days after sowing (DAS). Productivity was evaluated only at the end of the crop cycle, when soybeans reached physiological maturity. Statistical analyses included boxplots, Pearson's correlation coefficient, and polynomial model regression to estimate yield, using the coefficient of determination (R^2) as a measure of accuracy. The analysis concluded that the NDRE provided better results for yield estimation compared to the NDVI, which exhibited issues with saturation. For a sowing density of 21.2 seeds per meter, the optimal times for estimating productivity were at 76 and 92 DAS. In contrast, for a sowing density of 22.5 seeds per meter, the best times for estimation were at 85 and 92 DAS.

KEYWORDS: sustainable agriculture, precision agriculture, *Glycine max* (L.) Merrill, remote sensing, active optical sensor.

INTRODUÇÃO

O complexo agroindustrial da soja é de extrema importância para o Brasil, pois envolve uma ampla gama de pessoas e organizações ligadas a diversos setores socioeconômicos (HIRAKURI, 2024). Segundo Conab (2024) os dados apontam uma diminuição de 4,7% na produção quando comparada à safra de 2022/2023, redução essa atribuída principalmente a fatores climáticos. De acordo com a USDA

(2024) a produção global de soja está estimada em 376,11 milhões de toneladas, destacando a grande relevância desse grão.

A produtividade dos cultivos agrícolas de soja é influenciada por uma combinação de fatores ambientais, agronômicos, econômicos e tecnológicos. O clima, a qualidade do solo e a presença de insetos-praga e doenças desempenham papéis cruciais no desenvolvimento das plantas de soja (FERREIRA, 2021). Além disso, práticas agronômicas como a rotação de culturas e a escolha de cultivares adaptadas às condições locais são fundamentais para aumentar a resiliência da soja contra estresses ambientais e biológicos (SILVA, 2020).

Nesse contexto, a Agricultura de Precisão (AP) se destaca como uma abordagem de gestão agrícola que utiliza geotecnologias, como o Sistema Global de Navegação por Satélite (GNSS), Sensoriamento Remoto (SR), Sistemas de Informação Geográfica (SIG) e análise de dados, para monitorar e otimizar o uso de insumos agrícolas, aumentando a produtividade e a sustentabilidade (JONES, 2021). A AP permite a aplicação eficiente de fertilizantes e produtos fitossanitários, reduzindo custos e impactos ambientais, além de melhorar a gestão do solo e da água (BROWN, 2020). Tecnologias como sensores de umidade do solo, Aeronaves Remotamente Pilotadas (ARPs) utilizadas no monitoramento de patógenos e insetos-praga, bem como modelos preditivos aplicados à detecção de doenças, possibilitam intervenções mais eficientes e localizadas, contribuindo para a mitigação dos fatores que afetam negativamente a produtividade da soja (MARTINEZ, 2023).

A AP é crucial para promover a agricultura sustentável e alcançar vários Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (ODS) da ONU, como Fome Zero e Agricultura Sustentável (ODS 2), Água Potável e Saneamento (ODS 6), Consumo e Produção Responsáveis (ODS 12), Ação Contra a Mudança Global do Clima (ODS 13) e Vida Terrestre (ODS 15). Ao utilizar geotecnologias avançadas, a AP otimiza o uso de insumos agrícolas, melhora a gestão dos recursos hídricos e do solo, reduzindo desperdícios e impactos ambientais, o que resulta em maior produtividade e sustentabilidade das práticas agrícolas (JONES, 2021; BROWN, 2020; MARTINEZ, 2023; SMITH, 2022).

Dentre as geotecnologias utilizadas na AP, o SR vem sendo amplamente empregado, permitindo a coleta e análise de dados em nível orbital, aéreo e terrestre, o que facilita o monitoramento eficiente das áreas agrícolas (MOLIN et al., 2015; CARNEIRO et al., 2024). Essa geotecnologia oferece vários benefícios para a agricultura sustentável, incluindo o monitoramento contínuo dos cultivos agrícolas, a gestão eficiente da água e a análise da qualidade do solo, promovendo a aplicação eficiente de insumos e minimizando impactos ambientais (ZHANG, 2019; LOBELL, 2020). Além disso, o SR auxilia na previsão de safra e de eventos climáticos extremos, permitindo que os agricultores tomem decisões mais assertivas (SHIRATSUCHI, 2021; WANG, 2019).

Em SR, utilizam-se os índices de vegetação (IVs), que permitem o monitoramento espaço-temporal das culturas. Entre os IVs, o NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*) é amplamente utilizado para estimar o desenvolvimento da vegetação, sendo calculado a partir de dados de reflectância na região do vermelho (RED) e do infravermelho próximo (NIR) (ROUSE, 1974; TUCKER 1979). O NDRE (*Normalized Difference Red Edge Index*) é semelhante ao NDVI, mas utiliza a região da borda vermelha (Red Edge), sensível à clorofila e à estrutura da folha, sendo calculado a partir da reflectância no infravermelho próximo (NIR) e na borda vermelha (RE) (TUCKER, 1979; GITELSON, 2004a).

A escolha do Extremo Oeste do Paraná como área de investigação se justifica pela relevância agropecuária da região e por suas características edafoclimáticas singulares, que influenciam diretamente o desempenho da cultura da soja. Essa região está inserida no bioma Mata Atlântica e apresenta predominância de Latossolos Vermelhos eutroféricos, solos profundos e bem drenados, mas que demandam manejo criterioso da fertilidade, especialmente quanto ao equilíbrio entre macro e micronutrientes (SANTOS et al., 2018). Além disso, o Extremo Oeste situa-se em uma zona de transição climática com regime Cfa subtropical úmido, caracterizado por verões quentes, alta variabilidade de chuvas e ocorrência de eventos extremos, como estiagens sazonais e períodos de excesso hídrico, que podem comprometer a definição da população final de plantas e, consequentemente, a produtividade da soja (CAVIGLIONE et al., 2000).

Partindo desse pressuposto, formulou-se a hipótese de que a densidade de semeadura influencia diretamente a produtividade da cultura da soja. O desenvolvimento deste estudo justificou-se pela necessidade de identificar a densidade de semeadura mais adequada às condições edafoclimáticas da região do Extremo Oeste do Estado do Paraná, bem como de avaliar a viabilidade do uso do SRP na estimativa da produtividade dessa cultura.

Além disso, a análise realizada demonstrou que o ajuste preciso da densidade de semeadura exerce influência significativa sobre o aumento da produtividade agrícola. Essa abordagem busca oferecer aos produtores rurais ferramentas mais eficazes para otimizar o uso de insumos, reduzir custos operacionais e adotar práticas agrícolas mais sustentáveis, fortalecendo a segurança alimentar e promovendo o uso responsável dos recursos naturais.

Diante do exposto, os objetivos deste trabalho foram: (i) monitorar o comportamento espectral temporal da cultura da soja no município de Santa Helena, região do Extremo Oeste do Paraná, utilizando os índices de vegetação NDVI e NDRE para caracterizar as respostas da cultura às condições edafoclimáticas locais. e (ii) estimar a produtividade da soja em função da densidade de semeadura, identificando a melhor época de avaliação utilizando os índices de vegetação NDVI e NDRE.

MATERIAL E MÉTODOS

Descrição da área experimental

O trabalho foi conduzido na área experimental da Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR), campus Santa Helena, situada nas coordenadas geográficas 24°50'57,70" S e 54°20'46,23" O, no município de Santa Helena, região Oeste do Estado do Paraná, conforme ilustrado na Figura 1. De acordo com a classificação brasileira de solos, a área é composta por Nitossolo vermelho eutroférico (Bdia, 2019). O clima local é classificado como subtropical úmido (Cfa), segundo a classificação climática de Köppen (ALVARES et al., 2013). A pluviosidade média da safra 23/24, conforme dados do INMET (2023/2024), é de 65,4 mm a 298,8 mm, sendo que a Figura 2 apresenta a distribuição média mensal dessa precipitação.

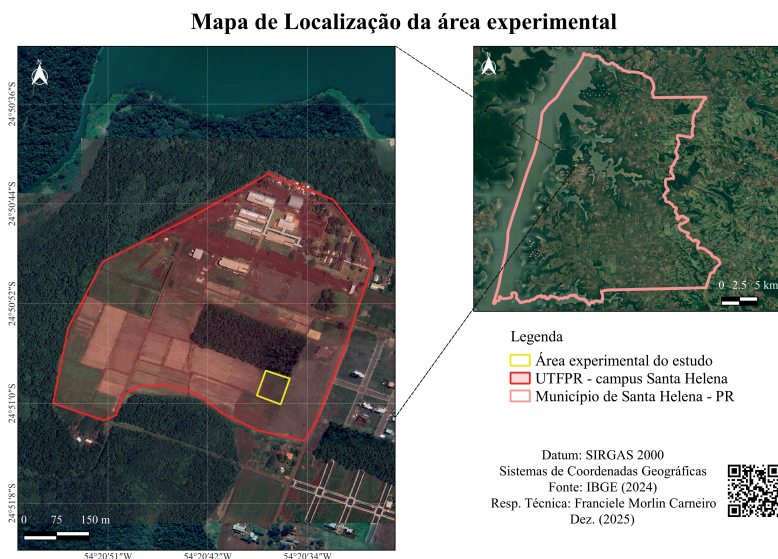


Figura 1. Mapa de localização do município de Santa Helena, onde está situada a Universidade Tecnológica Federal do Paraná, local onde o experimento foi conduzido, no Estado do Paraná.

Fonte: Autores (2023)

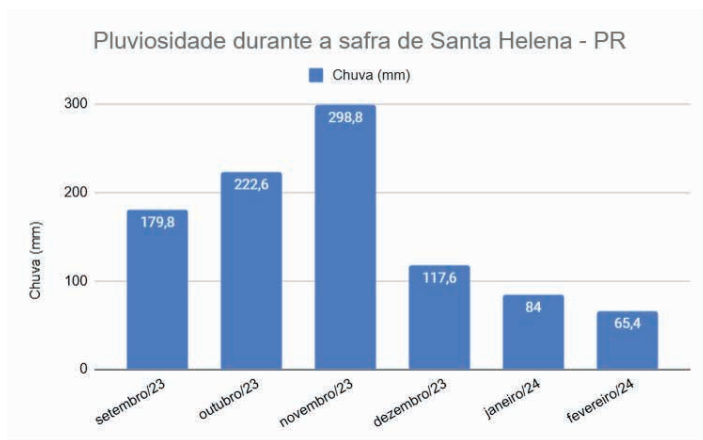


Figura 2. Representação pluviosidade durante a safra 2023/2024.

Fonte: INMET (2025)

Delineamento experimental

O experimento foi delineado em um esquema Inteiramente Casualizado (DIC) em faixas contínua, com dois tratamentos e quatro repetições. Os tratamentos (Tabela 1) consistiram em duas densidades de semeadura (21,2 e 22,5 sementes por metro), totalizando oito parcelas. Cada parcela foi dimensionada com 50 metros de comprimento e 15 metros de largura (Figura 3).

Tratamento	Densidade de semeadura (semente por m ²)
1	21,2
2	22,5
3	21,2
4	22,5

Tabela 1. Tratamentos utilizados no experimento

Fonte: Autoria Própria (2025)

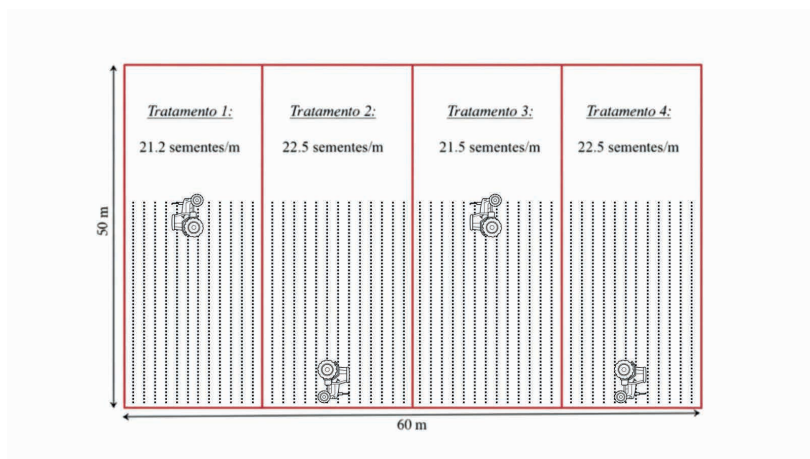


Figura 3. Representação esquemática do delineamento experimental adotado neste estudo.

Fonte: Autores (2025)

Equipamentos agrícolas

Durante o experimento, a semeadura foi realizada utilizando a cultivar de soja 621, de acordo com os tratamentos previamente estabelecidos, os quais consistiram em duas densidades de semeadura (21,2 e 22,5 sementes por metro). As densidades foram definidas com base em uma discussão técnica, conduzida por meio de *brainstorming* pela equipe, com o objetivo de avaliar o impacto de uma população elevada de plantas, associada a uma data de semeadura tardia e à ocorrência de déficit hídrico, sobre a produtividade e o comportamento espectral da cultura da soja.

A operação foi conduzida com o uso de um conjunto mecanizado composto por trator e semeadora-adubadora mecânica. O trator empregado foi o modelo LS Plus 90 (Figura 4a) com potência do motor de 93 cavalos (cv), acoplado a uma semeadora-adubadora mecânica (Figura 4b) de sete linhas, com espaçamento de 0,5 m entre linhas. A colheita foi conduzida de forma semimecanizada: o corte das plantas será realizado manualmente, enquanto a trilha e a separação dos grãos serão efetuadas por meio de uma trilhadora de arrasto (Figura 9c), modelo B-340 (Figura 4c) acoplada ao trator LS Plus 90.

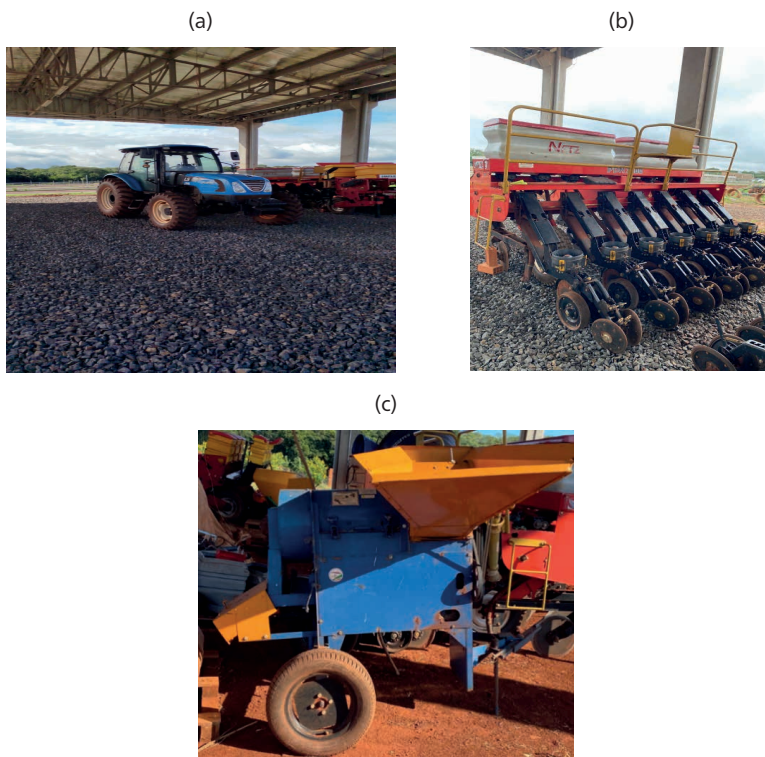


Figura 4. Equipamentos agrícolas empregados nas operações de semeadura e colheita semimecanizada: (a) trator; (b) semeadora-adubadora; (c)trilhadora.

Fonte: Autoria Própria (2025)

Aquisição de Dados

As variáveis avaliadas no experimento foram a produtividade da soja e os índices de vegetação NDVI e NDRE. A produtividade foi mensurada em uma única data, correspondente ao estágio de maturação fisiológica da cultura. Após a colheita, as amostras de cada tratamento foram encaminhadas ao laboratório da UTFPR, *campus* Santa Helena, onde foram determinados o teor de água dos grãos e a massa total colhida. Posteriormente, os valores de produtividade foram corrigidos para um teor de água de 13% e convertidos para produtividade por área, expressa em quilogramas por hectare (kg ha^{-1}).

Os índices de vegetação NDVI e NDRE foram obtidos por meio do sensor óptico ativo, modelo CS-45 (Figura 5). Este equipamento permitiu a realização de medições espectrais diretamente em campo, fornecendo dados em tempo real com elevada precisão, sendo amplamente empregado na AP (MADEIRA NETTO; SOUSA; CRUZ, 2019). O monitoramento temporal do comportamento espectral da cultura da soja foi conduzido utilizando esse sensor, com coletas realizadas em cinco momentos distintos ao longo do ciclo da cultura: 36, 69, 76, 85 e 92 dias após a semeadura (DAS), correspondendo, respectivamente, às datas 1, 2, 3, 4 e 5. As fórmulas utilizadas para o cálculo dos índices de vegetação encontram-se descritas na Tabela 2.



Figura 5. Equipamento utilizado para o sensoriamento remoto proximal, realizado por meio do sensor óptico ativo, modelo CS-45.

Fonte: Autoria Própria (2025)

Índice de Vegetação*	Equações**	Fonte
NDVI	$\frac{(NIR - Vermelho)}{(NIR + Vermelho)}$	Rouse Jr. et al. (1974)
NDRE	$NDRE = \frac{NIR - \Re}{NIR + \Re}$	Buschmann and Nagel (1993)

*NDVI - Normalized Difference Vegetation Index, NDRE - Normalized Difference Red Edge Index). **NIR: Infravermelho-próximo, Red edge: borda do Vermelho

Tabela 2. Índices de Vegetação utilizados no experimento por meio de sensoriamento remoto proximal.

Análises estatísticas

As análises estatísticas foram realizadas por meio de *boxplots*, do cálculo do coeficiente de correlação de Pearson e da aplicação de modelos de regressão polinomial, com o objetivo de estimar a produtividade a partir dos parâmetros biofísicos da cultura da soja. As etapas de tabulação e análise inicial dos dados foram conduzidas no Microsoft Excel. A análise de correlação, utilizando o coeficiente de correlação de Pearson, foi realizada no ambiente virtual Google Colaboratory (<https://colab.google/>), empregando a linguagem de programação Python. A acurácia dos modelos foi avaliada por meio do coeficiente de determinação (R^2), conforme apresentado na Equação 1.

$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y}_i)^2}$	(1)
---	-----

Em que:

y_i : valores observados;

\hat{y}_i : valores estimados;

N: número de amostras;

\bar{y}_i : média aritmética simples dos valores observados.

RESULTADOS E DISCUSSÃO

De modo geral, a Figura 6 ilustra o monitoramento do comportamento espectral da cultura da soja por meio do *boxplot*, permitindo identificar a variabilidade das leituras nas cinco datas avaliadas (36, 69, 76, 85 e 92 DAS) para os índices de vegetação NDVI e NDRE. Observa-se que ambos os índices apresentaram padrões dinâmicos ao longo do ciclo da cultura, refletindo as mudanças estruturais, fisiológicas e bioquímicas da vegetação, conforme amplamente descrito na literatura de sensoriamento remoto aplicado à agricultura (ZHANG et al., 2019; LOBELL et al., 2020).

O NDVI e o NDRE exibiram comportamentos distintos dependendo do estágio fenológico da planta, com algumas épocas demonstrando maior variabilidade e outras

menor. Essa diferença é esperada, uma vez que o NDVI responde majoritariamente ao acúmulo de área foliar e biomassa verde, enquanto o NDRE é mais sensível às variações de clorofila e estrutura interna da folha, sobretudo em estádios mais avançados (GITELSON et al., 2004; HORLER et al., 1983).

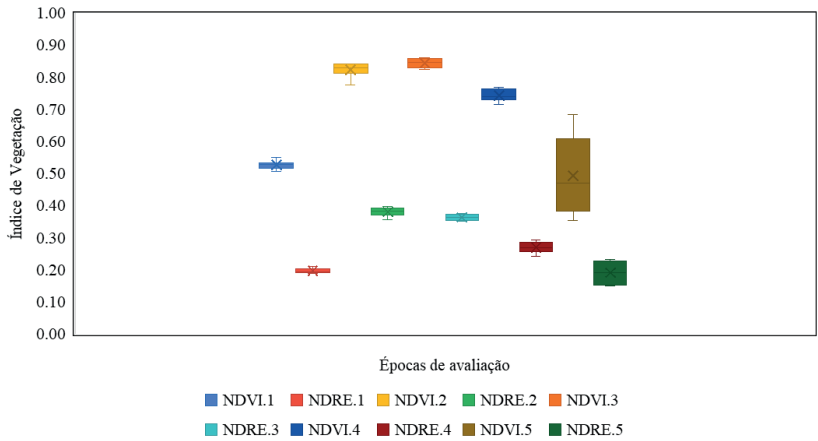


Figura 6. Monitoramento da variabilidade temporal dos índices de vegetação NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) e NDRE (Normalized Difference Red Edge Index) em função das épocas de avaliação (1-36; 2-69; 3-76; 4-85 e 5-92 dias após a semeadura).

Fonte: Autores (2025)

Aos 36 DAS, verificou-se menor variabilidade nas leituras de ambos os índices. Esse comportamento está associado à baixa cobertura vegetal típica dos estádios iniciais, quando grande parte da reflectância registrada ainda sofre influência direta do solo exposto, situação amplamente reportada em estudos com soja e cereais (POVH et al., 2008; VINA et al., 2011).

Essa condição limita a capacidade dos índices de vegetação em discriminar variações entre tratamentos, uma vez que a vegetação ainda não domina o pixel.

Em contraste, entre 69 e 76 DAS, observou-se um aumento expressivo dos valores de NDVI, acompanhado também de maior estabilidade dos valores de NDRE. Esse comportamento está relacionado ao incremento da biomassa e ao fechamento completo do dossel, fase em que ocorre o máximo índice de área foliar da cultura. Contudo, como amplamente discutido por Morlin Carneiro et al. (2020) e Zanzarini et al. (2013), o NDVI tende a apresentar saturação a partir do momento em que a densidade foliar atinge altos níveis, reduzindo sua sensibilidade para detectar

diferenças estruturais entre tratamentos, comportamento também evidenciado no presente estudo, principalmente aos 69 DAS.

Aos 92 DAS, a maior variabilidade observada, especialmente em NDRE, pode ser atribuída à redução progressiva da clorofila foliar e ao início do processo de senescência, característicos do estágio reprodutivo avançado da soja (TAIZ; ZEIGER, 2017). Nesse estágio, o declínio da atividade fotossintética resulta em maior heterogeneidade espectral dentro do dossel, o que explica o aumento da amplitude dos valores detectados.

A estimativa de produtividade para o tratamento 1 (densidade de 21,2 sementes m^{-1}) foi realizada em função das épocas avaliadas (36, 69, 76, 85 e 92 DAS). Os melhores resultados para NDVI foram observados aos 36 e 76 DAS, com R^2 de 90,34% e 85,59%, respectivamente.

Esses achados reforçam que, embora o NDVI apresente saturação em biomassa elevada, ele ainda possui alta capacidade preditiva em fases iniciais e intermediárias do ciclo, antes que o fechamento pleno do dossel comprometa sua sensibilidade, como discutido em Gitelson (2004b).

Para o NDRE, os maiores coeficientes de determinação ocorreram aos 69, 76 e 92 DAS, com R^2 de 94,95%, 99,85% e 99,79%, respectivamente. Esses resultados indicam que o NDRE mantém alta sensibilidade mesmo em estádios avançados da cultura, característica já consolidada em estudos que demonstram sua superioridade frente ao NDVI após o fechamento do dossel (GITELSON et al., 2006; XUE; SU, 2017). Isso ocorre porque o NDRE utiliza o comprimento de onda da borda vermelha, região espectral que penetra mais profundamente no dossel e apresenta menor saturação em altas densidades foliares (RED EDGE), permitindo discriminar diferenças estruturais e fisiológicas que o NDVI não detecta.

Para o tratamento 2, observou-se que as melhores épocas para estimar a produtividade da soja utilizando o NDVI foram aos 76 e 92 DAS, com coeficientes de determinação de 91,91% e 90,64%, respectivamente (Figuras 7c e 7e). Esse comportamento é coerente com a literatura, que aponta que o NDVI mantém boa habilidade preditiva até o início do período de estabilização do índice, quando o dossel ainda não atingiu saturação total, mas já apresenta elevado acúmulo de área foliar (GITELSON et al., 2004; VINA et al., 2011). A partir desse ponto, pequenas diferenças estruturais entre plantas deixam de ser registradas, fenômeno amplamente reconhecido como saturação espectral do NDVI.

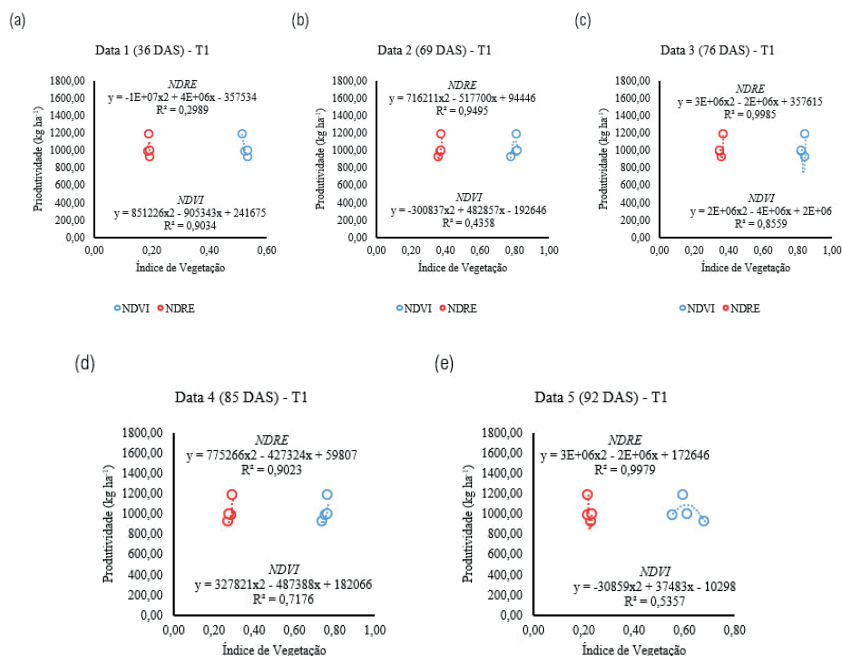


Figura 7. Análise de regressão linear entre produtividade e índices de vegetação (NDVI - Normalized Difference Vegetation Index e NDRE - Normalized Difference Red Edge Index) em função da densidade de semeadura (22,5 sementes por metro). T1 – Tratamento 1 (21,2 sementes por metro). DAS: Dias após a semeadura.

Fonte: Autores (2025).

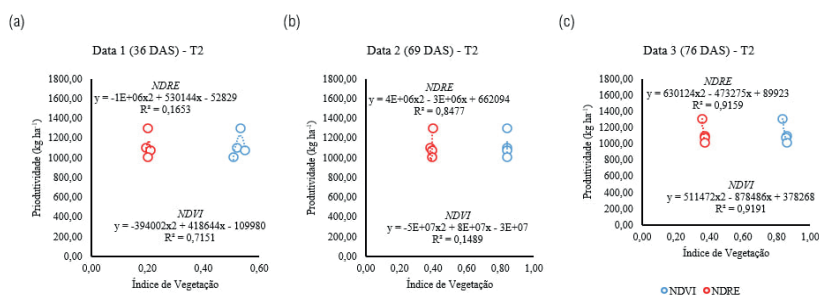
Para o NDRE, os melhores resultados foram obtidos aos 76, 85 e 92 DAS, com coeficientes de determinação de 91,59%, 93,30% e 99,79%, respectivamente (Figuras 8c, 8d e 8e). A literatura demonstra que o NDRE apresenta maior capacidade de discriminação em dosséis densos por utilizar comprimentos de onda da borda-vermelha, menos suscetíveis à saturação e mais sensíveis às alterações fisiológicas associadas à senescência e à clorofila (GITELSON et al., 2005; XUE; SU, 2017). Esse comportamento explica o desempenho superior do NDRE aos 92 DAS, momento em que a cultura passa por mudanças metabólicas relevantes para a previsão de produtividade.

Em ambos os tratamentos, a época que melhor estimou a produtividade foi aos 92 DAS, utilizando o NDRE, que apresentou coeficiente de determinação de 99,79%. Esse resultado reforça achados de pesquisas que indicam a superioridade de índices baseados na borda-vermelha em estádios reprodutivos avançados da soja (ZANZARINI et al., 2013).

A maior produtividade foi observada no tratamento 2, com densidade de 22,5 sementes por metro, representando um incremento de 1,69 sacas por hectare em comparação ao tratamento 1 (21,2 sementes por metro). Incrementos moderados de densidade podem aumentar a interceptação de radiação e melhorar a eficiência de uso da luz, especialmente em cultivares de hábito determinado, conforme demonstrado em estudos agrônômicos recentes (BOARD; KAMAL, 2021). Contudo, o aumento excessivo da densidade tende a gerar competição intraespecífica, reduzindo o potencial produtivo, o que reforça a necessidade de ajustes precisos.

A Figura 6 complementa os resultados ao apresentar as análises de correlação entre produtividade e índices de vegetação. Os maiores valores de correlação entre NDVI e produtividade ocorreram aos 36 DAS (tratamento 1) e aos 76 DAS (tratamento 2). A correlação elevada aos 36 DAS reforça que diferenças iniciais de vigor podem impactar na produtividade. Por outro lado, a alta correlação aos 76 DAS coincide com o período de maior índice de área foliar, no qual a eficiência de interceptação luminosa se relaciona diretamente com a formação dos componentes de rendimento.

Para o NDRE, as maiores correlações foram encontradas aos 69, 76 e 85 DAS, correspondendo ao tratamento 1 (69 DAS) e ao tratamento 2 (76 e 85 DAS). A literatura destaca que a banda da borda-vermelha possui sensibilidade superior para detectar variações relacionadas ao teor de clorofila, estresse fisiológico e vigor reprodutivo, o que explica as correlações elevadas observadas (GITELSON et al., 2006). Assim, as análises reforçam que o NDRE apresenta maior estabilidade e precisão em estádios intermediários e avançados, conforme observado nas Figuras 7a, 7c, 8b e 8c.



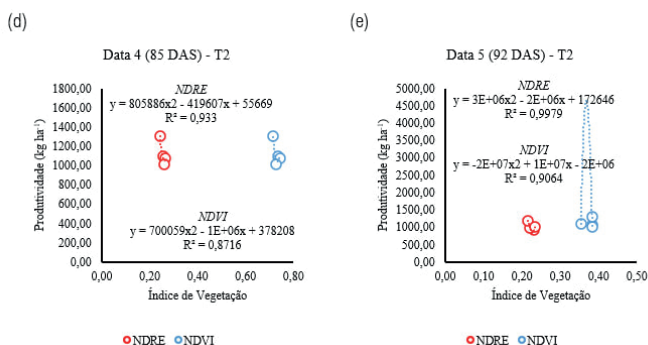


Figura 8. Análise de regressão linear entre produtividade e índices de vegetação (NDVI - Normalized Difference Vegetation Index e NDRE - Normalized Difference Red Edge Index) em função da densidade de semeadura (22,5 sementes por metro). T2 – Tratamento 2 (22,5 sementes por metro).

Fonte: Autores (2025)

Complementando o exposto, a Figura 9 apresenta as correlações entre a produtividade e os índices de vegetação (IVs). Para o NDVI, as maiores correlações foram registradas aos 36 DAS no tratamento 1 e aos 76 DAS no tratamento 2, indicando que o índice responde melhor nos estádios iniciais de desenvolvimento e próximo ao máximo crescimento vegetativo. Já o NDRE mostrou correlações mais elevadas aos 69, 76 e 85 DAS, contemplando ambos os tratamentos, o que evidencia sua maior sensibilidade em fases mais avançadas do ciclo, quando o dossel está mais fechado. Assim, os resultados apresentados nas Figuras 7a, 7c, 8b e 8c reforçam que o NDVI tende a ser mais eficiente para estimativas em fases vegetativas, enquanto o NDRE oferece maior precisão em períodos intermediários e reprodutivos da cultura.

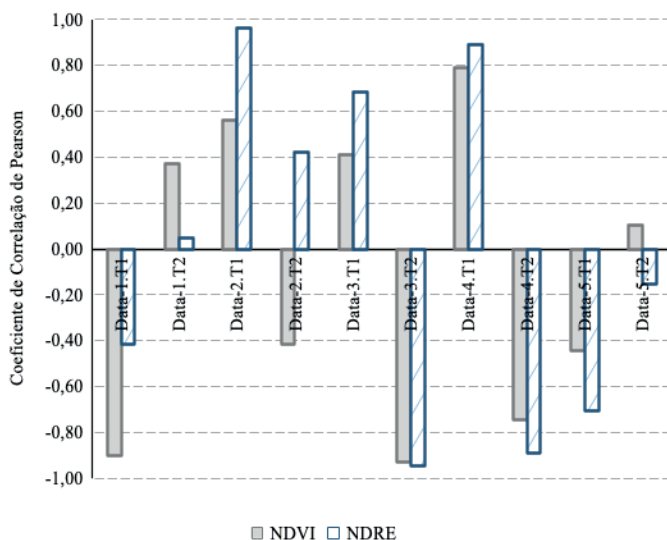


Figura 9. Coeficiente de Correlação de Pearson entre a produtividade e os índices de vegetação (NDVI - Normalized Difference Vegetation Index e NDRE - Normalized Difference Red Edge Index) em função da densidade de semeadura (21,2 e 22,5 sementes por metro) e das épocas de avaliação (36, 69, 76, 85 e 92 dias após a semeadura - DAS). T1 – Tratamento 1 (21,2 sementes por metro). T2 – Tratamento 2 (22,5 sementes por metro).

Fonte: Autores (2025)

Além disso, os resultados obtidos evidenciaram que ajustes precisos na densidade de semeadura podem contribuir para o incremento da produtividade agrícola. Tal abordagem visa oferecer aos produtores rurais ferramentas mais eficazes para otimizar o uso de insumos, reduzir custos operacionais e adotar práticas agrícolas mais sustentáveis, fortalecendo a segurança alimentar e promovendo o uso responsável dos recursos naturais.

A utilização conjunta de NDVI e NDRE no presente trabalho permitiu obter uma análise mais robusta e detalhada do estado das culturas monitoradas. Essa abordagem integrada possibilita o acompanhamento contínuo do desenvolvimento vegetal, desde as fases iniciais até momentos críticos relacionados ao manejo nutricional. Assim, os produtores podem realizar intervenções localizadas e precisas, promovendo o uso racional de insumos e contribuindo para a sustentabilidade ambiental e a rentabilidade econômica das lavouras (JIN et al., 2019a).

Os resultados deste estudo confirmam as descobertas de outros pesquisadores que também notaram variações significativas no desempenho dos índices de

vegetação de acordo com o estágio fenológico das culturas. Segundo Gitelson et al. (2004), o NDVI tende a saturar em estádios mais avançados de crescimento devido ao aumento da biomassa e maior densidade foliar, o que diminui sua sensibilidade para identificar variações na clorofila.

Em contrapartida, o NDRE, ao incluir a banda da borda vermelha, preserva uma boa sensibilidade mesmo em densidades de dossel elevadas, conforme relatado por (HABOUDANE et al., 2004; MUTANGA; SKIDMORE, 2004). Isso justifica o elevado coeficiente de determinação (R^2) observado aos 92 DAS neste estudo. Resultados semelhantes foram observados por JIN et al. (2019b), que encontraram uma forte correlação entre o NDRE e a produtividade de milho, sugerindo seu uso como um indicador confiável do estado fisiológico das plantas.

Por outro lado, (ZANZARINI et al., 2013; MORLIN CARNEIRO et al., 2020) também notaram o fenômeno de saturação no NDVI, corroborando a adequação desse índice apenas para as etapas iniciais do ciclo da cultura. Esses resultados mostram que o uso combinado de NDVI e NDRE aumenta a capacidade de monitoramento, possibilitando análises mais detalhadas e precisas sobre o vigor e a produtividade das plantas, em conformidade com os princípios da agricultura de precisão.

Portanto, a escolha desses dois índices reflete a busca por maior acurácia e eficiência no monitoramento agrícola, dentro do contexto da agricultura de precisão. O emprego combinado do NDVI e NDRE proporciona um diagnóstico mais completo da condição fitossanitária e fisiológica das plantas, sendo essencial para a gestão inteligente da produção agrícola em tempo hábil (XUE; SU, 2017).

CONCLUSÃO

Concluiu-se que o sensoriamento remoto proximal mostrou-se uma ferramenta eficaz para caracterizar o comportamento espectral da soja ao longo do ciclo da cultura, atendendo plenamente aos objetivos do estudo. O monitoramento temporal dos índices de vegetação evidenciou padrões compatíveis com os estádios fenológicos da cultura. Nas fases iniciais (36 DAS), a baixa cobertura vegetal resultou em menor sensibilidade dos índices devido à interferência do solo exposto. Entre 69 e 76 DAS, observou-se maior estabilidade e elevação dos valores espectrais, associadas ao fechamento do dossel e ao máximo acúmulo de biomassa. Aos 92 DAS, a maior variabilidade dos índices refletiu o início da senescência, evidenciando mudanças fisiológicas próprias dos estádios finais. Esses padrões demonstram que os índices foram capazes de captar respostas fisiológicas da planta às condições edafoclimáticas do Extremo Oeste do Paraná, marcadas por elevada variabilidade hídrica e forte influência da temperatura no desenvolvimento da soja.

Na estimativa da produtividade, verificou-se que o NDRE apresentou desempenho superior ao NDVI, especialmente em estádios intermediários e finais, devido à menor saturação do índice na presença de elevada biomassa. Para a densidade de semeadura de 21,2 sementes m^{-1} , as melhores épocas de predição ocorreram aos 69, 76 e 92 DAS, enquanto para a densidade de 22,5 sementes m^{-1} , os maiores valores de R^2 foram registrados aos 85 e 92 DAS. Em ambas as densidades, o NDRE aos 92 DAS apresentou o maior coeficiente de determinação, indicando maior sensibilidade às alterações estruturais e fisiológicas do dossel no final do ciclo.

O tratamento com densidade de 22,5 sementes m^{-1} apresentou as maiores produtividades, com incremento de 1,69 sacas ha^{-1} em relação ao tratamento com 21,2 sementes m^{-1} . Esse resultado sugere que pequenas elevações na população de plantas podem melhorar a interceptação luminosa, aumentar o índice de área foliar e favorecer a compensação reprodutiva, desde que respeitados os limites de competição intraespecífica. Assim, ajustes na densidade de semeadura podem contribuir para sistemas produtivos mais eficientes, principalmente em ambientes com boa disponibilidade hídrica e fertilidade adequada, como os observados na área de estudo.

De modo geral, o NDVI demonstrou maior eficiência nas fases vegetativas, enquanto o NDRE se destacou como o índice mais preciso e estável para a predição de produtividade ao longo de todo o ciclo. Os resultados confirmam o potencial do sensoriamento remoto proximal como ferramenta estratégica para avaliar o desenvolvimento fisiológico da soja, identificar janelas críticas de manejo e aprimorar práticas agrônômicas, contribuindo para sistemas de produção mais sustentáveis, eficientes e adaptados às condições regionais.

REFERÊNCIAS

- ALVARES, C. A.; et al. Köppen's climate classification map for Brazil. **Meteorologische Zeitschrift**, v. 22, n. 6, p. 711-728, 2013. DOI: 10.1127/0941-2948/2013/0507.
- BOARD, J. E.; KAMAL, M. Intercepted radiation and soybean yield as influenced by plant density and genotype. **Agronomy Journal**, v. 113, n. 1, p. 81-93, 2021.
- BROWN, A. L.; WILLIAMS, D.; LEE, S. Precision Agriculture and Environmental Benefits. **Agricultural Systems**, v. 180, p. 102-110, 2020.
- BUSCHMANN, C.; NAGEL, E. In vivo spectroscopy and internal optics of leaves as basis for remote sensing of vegetation. *International Journal of Remote Sensing*, 14(4), 711-722, 1993.

CARNEIRO, F. M.; et al. Technological advances applied to spectral monitoring in agriculture. In: **Earth Observation for Monitoring and Modeling Land Use**. Amsterdam: Elsevier, 2024. p. 305–326. Cap. 13. DOI: 10.1016/B978-0-323-95193-7.00009-9.

CAVIGLIONE, J. H.; et al. **Cartas Climáticas do Estado do Paraná**, Paraná, 2000. Disponível em: https://infoagro.deinfo.uepg.br/artigos/pdf/info_102.pdf. Acesso em 15 dez. 2025.

CONAB. **Acompanhamento da Safra Brasileira de Grãos**. Brasília, DF, v. 11, safra 2023/24, n. 9 nono levantamento, junho 2024.

FERREIRA, J. A.; SOUZA, R. M.; ALMEIDA, P. R. Impactos Climáticos na Produção de Soja. **Revista Brasileira de Agrometeorologia**, v. 29, n. 3, p. 215-227, 2021.

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

GITELSON, A. A. Remote estimation of crop biomass and physiological parameters: limitations and potential of vegetation indices. **Remote Sensing of Environment**, v. 92, n. 3, p. 547–560, 2004b.

GITELSON, A. A.; KAUFMAN, Y. J.; MERZLYAK, M. N. Use of a green channel in remote sensing of global vegetation from EOS-MODIS. **Remote Sensing of Environment**, v. 58, n. 3, p. 289–298, 2004.

Gitelson, A. A.; Viña, A.; Ciganda, V.; Rundquist, D. C.; Arkebauer, T. J. Remote estimation of canopy chlorophyll content in crops. **Geophysical Research Letters**, 32(L08403), 2005. <https://doi.org/10.1029/2005GL022688>

HABOUDANE, D. et al. Hyperspectral 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, p. 337–352, 2004.

HIRAKURI, M. H. **O agronegócio da soja nos contextos mundial e brasileiro**. Londrina: 2014. Disponível em: <https://www.infoteca.cnptia.embrapa.br/infoteca/bitstream/doc/990000/1/Oagronegociodasojanoscontextosmundialebrasileiro.pdf>. Acesso em 10 de setembro de 2025.

HORLER, D. N. H.; DOCKRAY, M.; BARBER, J. *The red edge of plant leaf reflectance*. International Journal of Remote Sensing, v. 4, n. 2, p. 273–288, 1983.

INMET - INSTITUTO NACIONAL DE METEOROLOGIA. **Dados históricos**. Disponível em: <https://portal.inmet.gov.br/dadoshistoricos>. Acesso em 10 de maio de 2025.

JIN, X. et al. Advances in proximal sensing technology for crop monitoring and management. **Sensors**, v. 19, n. 16, p. 3512, 2019a. DOI: 10.3390/s19163512.

JIN, X. et al. Evaluating the potential of red-edge parameters and vegetation indices from Sentinel-2 for estimating the LAI and chlorophyll content of maize. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 82, p. 101902, 2019b.

JONES, M.; ROBERTS, P.; TAYLOR, H. Advanced Technologies in Precision Agriculture. **Journal of Agronomy**, v. 120, n. 2, p. 145-159, 2021.

LI, F.; MENG, Q.; LI, M.; ZHAO, G. Assessment of red-edge vegetation indices for estimating crop parameters in maize. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 184, p. 106091, 2021.

LI, Li; PU, Ruiliang; CHENG, Yanhong. Proximal remote sensing of leaf chlorophyll content using a hyperspectral chlorophyll index. **Remote Sensing of Environment**, v. 150, p. 31–41, 2014. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.04.006>.

LOBELL, D. B.; THAU, D.; SEIFERT, C.; ENGELHARDT, K. A. M.; KEITH, C. Remote Sensing of Environmental Conditions for Crop Management. **Journal of Environmental Monitoring**, v. 22, p. 346-356, 2020.

MADEIRA NETTO, J. S.; SOUSA, A. M.; CRUZ, P. G. Utilização do sensor RapidSCAN CS-45 na agricultura de precisão. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, Campina Grande, v. 23, n. 2, p. 120-126, 2019.

MARTINEZ, R.; KIM, Y.; CLARK, J. Innovations in Pest and Disease Management through Precision Agriculture. **Plant Protection Journal**, v. 47, n. 1, p. 25-35, 2023.

MOLIN, J. P.; AMARAL, L. R. do; COLAÇO, A. F. **Agricultura de precisão**. São Paulo: Oficina de Textos, 2015.

MORLIN CARNEIRO, F.; et al. Comparison between vegetation indices for detecting spatial and temporal variabilities in soybean crop using canopy sensors. **Precision Agriculture**, v. 21, p. 979-1007. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11119-019-09704-3>

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.

POVH, F. P.; et al. Comportamento do NDVI obtido por sensor ótico ativo em cereais. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 43, n. 8, p. 1075-1083. doi:10.1590/S0100-204X2008000800018

ROUSE, J. W. Jr.; et al. Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS. In **Proceeding of the N. SP-351**, Ed. Third ERTS symposium, 1 (pp. 309-317), Washington, USA: NASA, 1974.

SANTOS, H. G. dos; et al. *Sistema Brasileiro de Classificação de Solos* – 5. ed. rev. e ampl. Brasília, DF: Embrapa Solos, 2018. 356 p. ISBN 978-85-7035-800-4.

SHIRATSUCHI, L. S.; et al. Application of Remote Sensing for Crop Monitoring and Management. **Precision Agriculture**, v. 22, n. 1, p. 69-82, 2021.

SILVA, D. R. **Fisiologia e manejo da soja**. Viçosa: UFV, 2020.

SMITH, J.; ADAMS, R. Data-Driven Decision Making in Precision Farming. **Precision Agriculture**, v. 22, n. 4, p. 401-415, 2022.

TAIZ, L.; ZEIGER, E. **Fisiologia vegetal**. Vol. 10. Universitat Jaume I, 2007.

TUCKER, C. J. Combinação linear infravermelha vermelha e fotográfica para monitoramento de vegetação. **Sensoriamento remoto do ambiente**, 8, 127-150, 1979. [http://dx.doi.org/10.1016/0034-4257\(79\)90013-0](http://dx.doi.org/10.1016/0034-4257(79)90013-0).

USDA - FAS. United States Department of Agriculture - **Foreign Agricultural Service**. Grain and Feed Annual - Brasília, Brazil. Disponível em: https://apps.fas.usda.gov/newgainapi/api/Report/DownloadReportByFileName?fileName=Grain%20and%20Feed%20Annual_Brasilia_Brazil_BR2024-0005. Acesso em 10 de maio de 2025.

XUE, J.; SU, B. Significant remote sensing vegetation indices: A review of developments and applications. **Journal of Sensors**, v. 2017, p. 1353691, 2017. DOI: 10.1155/2017/1353691.

WANG, Y.; LI, X.; SONG, W.; LIU, M. Assessing Agricultural Drought in China Using Remote Sensing. **Journal of Agricultural Meteorology**, v. 75, n. 2, p. 160-168, 2019.

ZANZARINI, F.V. et al. Correlação espacial do índice de vegetação (NDVI) de imagem Landsat/ETM+ com atributos do solo. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental** 17:608–614.

ZHANG, C.; WALTER, M. T.; CRAWFORD, N. M. Remote Sensing for Crop Monitoring and Precision Agriculture: The Future is Now. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 161, p. 38-50, 2019.