

Monitoramento temporal de índices de vegetação para identificação de zonas de manejo agrícola

Gustavo Antonelo da Rocha^{1*}; Helton Aparecido Rosa¹

¹ Curso de Agronomia, Centro Universitário da Fundação Assis Gurgacz, Cascavel, Paraná.
*enggustavoantonelo@gmail.com

Resumo: O presente trabalho teve como objetivo avaliar a variação temporal de índices de vegetação, com ênfase no NDVI, para subsidiar a identificação de zonas de manejo em uma área agrícola localizada no município de Boa Vista da Aparecida (PR). Foram utilizadas imagens Sentinel-2 de quatro safras (soja 23/24, milho 2024, soja 24/25 e milho 2025), além do Modelo Digital de Elevação (MDE), processados no software QGIS e no complemento Smart-Map. A análise estatística descritiva indicou baixa variabilidade intra-talhão nas quatro safras, embora diferenças fenológicas tenham influenciado os valores médios de NDVI. O algoritmo Fuzzy c-means foi aplicado para gerar de duas a cinco zonas de manejo, sendo que a divisão em quatro zonas apresentou os melhores índices de validação (FPI = 0,169; NCE = 0,168), indicando maior consistência e menor imprecisão na classificação. Assim com o uso de dados espectrais, topográficos e técnicas fuzzy demonstra ser uma boa estratégia para apoiar no manejo localizado e fortalecer a tomada de decisão na agricultura de precisão.

Palavras-chaves: NDVI; Agricultura de precisão; Analise temporal.

Temporal monitoring of vegetation indices for the identification of agricultural management zones

Abstract: This study aimed to evaluate the temporal variation of vegetation indices, particularly the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), to support the identification of agricultural management zones in a field located in Boa Vista da Aparecida, Paraná, Brazil. Sentinel-2 satellite images from four cropping seasons (soybean 2023/2024, maize 2024, soybean 2024/2025, and maize 2025) were processed using QGIS and the Smart-Map plugin, together with a Digital Elevation Model (DEM). Descriptive statistical analysis indicated low intra-field variability across seasons, although phenological differences influenced NDVI behavior. The Fuzzy cmeans algorithm was applied to generate two to five management zones, and the four-zone configuration presented the best validation metrics (FPI = 0.169; NCE = 0.168), reflecting higher consistency and lower classification uncertainty. Thus, the use of spectral data, topographic information, and fuzzy techniques proves to be a good strategy to support localized management and strengthen decision-making in precision agriculture.

Keywords: NDVI; Precision agriculture; Temporal analysis.

Introdução

O desenvolvimento das tecnologias digitais voltadas ao campo tem modificado significativamente a maneira como o produtor rural realiza o manejo das lavouras. A agricultura de precisão consolidou-se nesse cenário por permitir o monitoramento contínuo de variáveis agronômicas que influenciam diretamente a produtividade e a sustentabilidade dos sistemas agrícolas (Molin et al., 2015; Zhang et al., 2021). Por meio da coleta detalhada de informações espaciais e temporais, essa abordagem possibilita identificar a variabilidade dentro dos talhões e aplicar insumos de forma localizada, promovendo o uso racional dos recursos e reduzindo impactos ambientais (Girardi et al., 2020; Silva et al., 2022).

Dentro desse contexto, o sensoriamento remoto se destaca como uma ferramenta fundamental, uma vez que permite obter informações sobre a superfície terrestre sem contato direto com o solo, por meio da detecção da energia refletida ou emitida pelos alvos (Florezano, 2011; Novo, 2010). Essa tecnologia viabiliza o acompanhamento sistemático de grandes áreas agrícolas com elevada frequência temporal e resolução espacial, favorecendo o monitoramento fenológico das culturas e a avaliação de parâmetros biofísicos ao longo das safras (Jensen, 2015; Shiratsuchi, 2014; Li et al., 2023).

Estudos desenvolvidos pela Embrapa destacam que séries temporais de índices de vegetação derivadas de sensores Sentinel-2 têm papel central no monitoramento agrícola brasileiro, devido à combinação entre resolução espacial e temporal (Leivas et al., 2022). Essa capacidade permite caracterizar estádios fenológicos, identificar variações intra-talhão e acompanhar o comportamento da vegetação ao longo do ciclo agrícola, utilizando índices como NDVI e EVI, que auxiliam na detecção precoce de estresses e na identificação de heterogeneidades produtivas. Pesquisas mostram que cada índice de vegetação responde de forma diferenciada às variações estruturais do dossel e às propriedades do solo, sendo que NDVI, EVI e SAVI apresentam sensibilidades distintas à densidade foliar, à arquitetura da planta e à profundidade óptica (Zou et al., 2017).

Pereira et al. (2021) mostram que índices que utilizam reflectância no vermelho e no infravermelho próximo possuem grande capacidade de estimar parâmetros agronômicos, permitindo análises não destrutivas do desempenho das culturas. Nesse sentido, o NDVI calculado a partir da razão entre as bandas do vermelho e do infravermelho próximo gera valores

que variam de -1 a 1, representando a intensidade da atividade fotossintética e a densidade da vegetação (Boratto; Gomide, 2013; Jabal; Khayyun; Alwan, 2022).

Com o avanço das análises espaciais aplicadas à agricultura, os índices de vegetação passaram a ser amplamente empregados na delimitação de zonas de manejo, definidas como áreas homogêneas baseadas na variabilidade de atributos como solo, relevo e produtividade (Hauschild, 2013; Molin; Amaral, 2018). Tais zonas orientam o uso localizado de insumos, permitindo ajustar doses conforme o potencial produtivo de cada porção da área, o que resulta em maior eficiência agronômica, econômica e ambiental (Machado et al., 2020; Santos et al., 2022; Ribeiro et al., 2024).

A análise temporal de índices de vegetação, portanto, constitui uma estratégia importante para interpretar a dinâmica das culturas e identificar padrões de estabilidade produtiva. A integração dessas séries históricas permite reconhecer regiões que apresentam comportamento espectral semelhante e inferir sua resposta ao longo dos ciclos agrícolas (Verbesselt et al., 2010; Couto Júnior et al., 2013; Lee; Hwang; Cho, 2021).

Diante desse contexto, o presente trabalho teve objetivo utilizar a variação temporal do índice de vegetação NDVI, associado ao modelo digital de elevação, para geração de zonas de manejo, com foco na sustentabilidade dos sistemas agrícolas e na eficiência produtiva.

Material e métodos

O experimento foi realizado na propriedade Antonelo, em um talhão de 14,2 ha (Figura 1), pertencente ao município de Boa Vista da Aparecida, localizado na região oeste do Paraná, com latitude; 25°21'55.7"S longitude 53°21'30.5"W e altitude de 446 m.

Segundo a classificação de Köppen-Geiger, o clima predominante na região é caracterizado como subtropical úmido mesotérmico (Cfa) e a precipitação anual média está entre 1800 a 2000 mm (NITSCHE et al., 2019). O solo é classificado como Latossolo Vermelho Distroférrico Típico (EMBRAPA, 2018).

Figura 1 – Delimitação da área do estudo.



O mapa de elevação do terreno foi realizado através do download do Modelo Digital de Elevação (MDE) da área do estudo. Ele corresponde a modelo matemático que representa altitudes topográficas da superfície do solo agregada a elementos geográficos que existem sobre ela.

Para a geração do índice de vegetação (NDVI), utilizou-se imagens do satélite Sentinel2 (Sensor MSI), que trabalha com duas bandas de diferentes cores, neste trabalho foram usadas duas delas em resolução espacial de 10 m, nas bandas: B04 (Red-665nm) - Vermelho, B08 (NIR-842nm) – Infravermelho Próximo. Os downloads das imagens foram feitas sem presenças de nuvens, em torno do período de máximo desenvolvimento vegetativo das culturas nas quatro safras (Tabela 1).

Tabela 1 – Cultura, material, data de plantio, data de avaliação, dias após a semeadura e estádio fenológico das culturas.

Cultura	Material	Data de plantio	Data da avaliação	DAS	Estádio fenológico
Soja	ZEUS	03/10/2023	03/12/2023	68	R3 - R4
Milho	MG616	08/02/2024	22/04/2024	81	VT - R1
Soja	ZEUS	02/10/2024	18/12/2024	84	R4 - R5
Milho	NK501	09/02/2025	09/05/2025	68	VT - R1

Fonte: elaborado pelos autores (2025)

Para o cálculo do índice de vegetação NDVI (Equação 1), utilizou-se a calculadora raster do software QGIS.

$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED} \text{ (Equação 1)}$$

Em que:

NIR = Refletância na banda do infravermelho próximo (nm).

RED = Refletância na banda do vermelho (nm).

Os dados das variáveis do estudo foram submetidos a análise estatística descritiva, onde foram calculados média, mediana, mínimo, máximo, e coeficiente de variação (CV).

Para o delineamento das zonas de manejo foi utilizado a plataforma, o complemento Smart-Map (Pereira et al., 2022) para o QGIS, é distribuído gratuitamente para instalação, utilizando o algoritmo Fuzzy c-means, com a finalidade de criar grupos com 2, 3, 4 e 5 classes.

Eles foram gerados utilizando os índices de vegetação (NDVI) das quatro safras e o modelo digital de elevação (MDE). A distância euclidiana foi a métrica utilizada, para calcular a diferença da distância entre dois pontos que foi projetado em uma superfície.

Após o delineamento das ZMs, foi utilizado o Índice de Desempenho Fuzzy (FPI) é utilizado para quantificar o grau de sobreposição entre clusters em uma classificação fuzzy. A abordagem é aplicada tanto em mapeamentos ambientais quanto em análises agrícolas, sendo totalmente compatível com métricas como a Normalized Classification Entropy (NCE), amplamente utilizada em zoneamento e agricultura de precisão para avaliar a confiabilidade da classificação realizada.

Resultados e discussão

A partir do modelo digital de elevação (MDE) (Figura 2), pode-se observar que grande parte da área tem elevações entre 432 e 440 m. De acordo com a análise, a maior altitude observada foi de 472 m, enquanto a menor foi de 432 m.

Figura 2 – Mapa de altitude da área obtido através do Modelo Digital de Elevação – MDE.

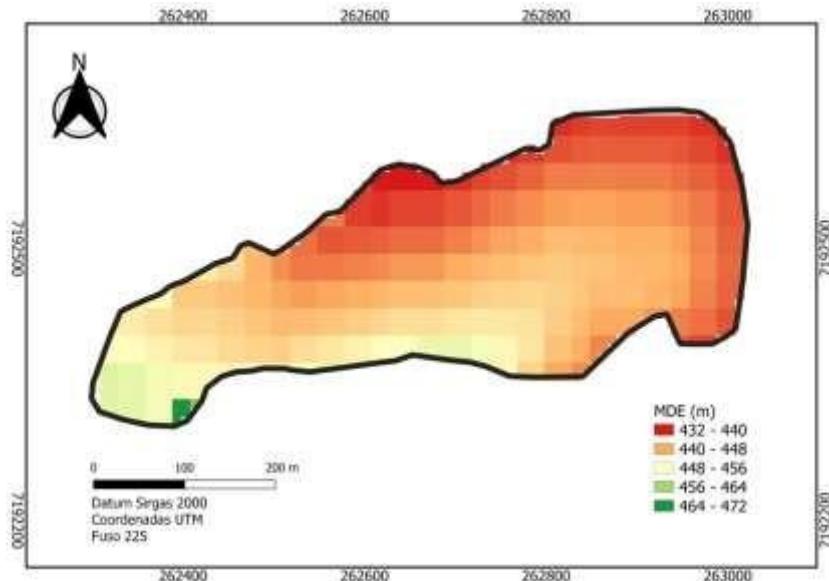


Tabela 2 - Estatística descritiva do índice de vegetação (IV) NDVI de 4 safras e MDE utilizados para geração de ZM.

	IV_SOJA_23_24	IV_MILHO_24	IV_SOJA_24_25	IV_MILHO_25	MDE
Média	0,57	0,53	0,58	0,61	443,07
Mediana	0,57	0,54	0,59	0,61	442,73
DesvPad	0,02	0,02	0,05	0,02	5,75
Mínimo	0,36	0,38	0,37	0,45	432,52
Máximo	0,62	0,61	0,69	0,64	472,21
CV	4,12	4,21	8,35	3,50	1,30

Os resultados relativos à análise estatística descritiva dos índices de vegetação das safras de soja 2023/2024, milho 2024, soja 2024/2025 e milho 2025 da área de estudo podem ser observados nos valores mínimo, máximo, média, desvio padrão e coeficiente de variação (Tabela 2).

Os dados obtidos mostram que a safra de soja 23/24, em que o NDVI apresentou 0,57 de média, esta mesma safra também obteve uma máxima com 0,62. Porém, a safra com índice de vegetação que melhor apresentou o coeficiente de variação entre as avaliações foi de milho 2025 com o menor CV de 3,5 %. Em contrapartida, a safra de soja 24/25, o NDVI apresentou

maior coeficiente de variação, sendo 8,35 % CV, com isto é possível observar uma variação significativa dos valores máximos do mínimo (Tabela 2).

Portanto, os valores obtidos do NDVI, nas safras analisadas (Tabela 2), de acordo com o CV, apresentaram baixa variabilidade (Pimentel-Gomes, 1985). De acordo com Vanni (1998), o coeficiente de variação maior que 35%, mostra a heterogeneidade dos dados. Assim, os valores observados nas análises seguem um padrão (homogêneos), uma vez que, todas as safras apresentaram CV abaixo de 8,35 % (Tabela 2).

De acordo com a Figura 3, o NDVI da safra de soja 2023/2024 apresentou valores entre 0,54 - 0,62. Neste mapa é possível observar relação, apesar de pouco expressiva, do NDVI com o MDE, pois na faixa de elevação de 464 - 472 o NDVI apresentou verde mais intenso.

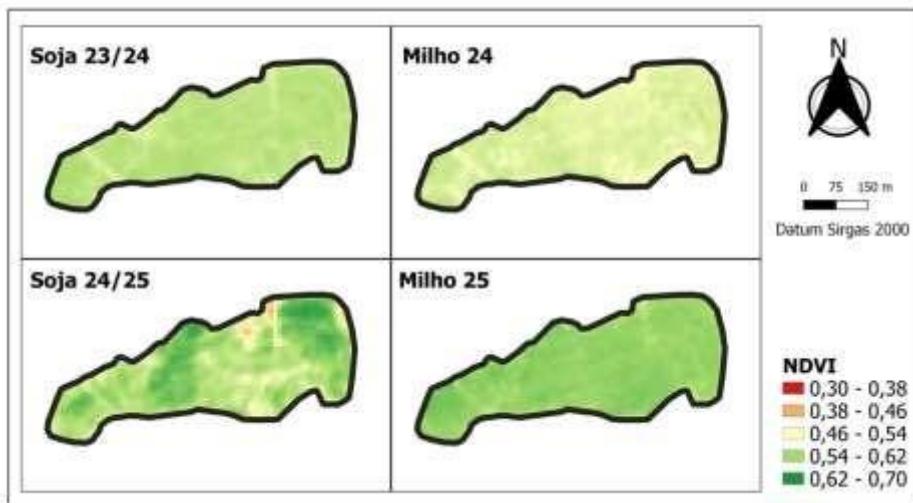
Ao observar a Figura 3, é possível verificar que a safra de soja 2023/2024 apresenta análise visual do NDVI diferente da safra de soja 2024/2025, sendo respectivamente 0,54 – 0,62 e 0,30 - 0,70 NDVI. No entanto, a análise feita nas safras de 2023/2024 e 2024/2025 foram realizados em diferentes estádios de desenvolvimento da cultura. O NDVI está relacionado ao desenvolvimento da cultura, como a área foliar e peso da biomassa seca de parte aérea das plantas (Allen; Pereira, 2009). Rodrigues et al. (2013), constataram que a partir do aumento da biomassa há incremento do NDVI e seu pico se deu no máximo vigor vegetativo da cultura.

Na safra com cultivo de Soja 23/24, os valores registrados do NDVI foi de 0,54 - 0,62. Portanto a média do índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI) foi de 0,57, valor próximo a 1. Valores deste índice quanto mais próximo a 1 ocorrem em razão do acúmulo de clorofila no tecido vegetal, uma vez que, maior teor de clorofila mostra maior refletância do dossel na faixa do infravermelho, maiores índices são observados no estádio reprodutivo, onde a cultura tem maior acumulo do pigmento na folha (Peng et al., 2017).

A safra de milho 2024 apresentou baixo valor do índice de vegetação no momento da análise (VT – R1), com baixo teor de clorofila, em que a média de NDVI foi de 0,53. Os maiores valores de NDVI em soja encontrado por Kuiawski et al. (2017) foram na fase reprodutiva R5 entre 0,86 e 0,94, vale ressaltar que as avaliações ocorreram em V6, R5 e R5.5, a extração dos resultados foi utilizando espectro radiômetro modelo FieldSpec®.

Portanto, o NDVI altera de acordo com a safra, a cultura e com o estádio de desenvolvimento das plantas, já que sua resposta varia conforme a estrutura do dossel e a atividade fotossintética (ROUSE et al., 1974; TUCKER, 1979)

Figura 3 - Mapa de NDVI - Índice de Vegetação por Diferença Normalizada



Na safra de soja 23/24, o NDVI da área de estudo oscilou entre 0,54 - 0,62. Portanto, não é verificado discrepância nos valores, possivelmente pelo estádio de desenvolvimento da cultura R3, iniciando R4. A média ficou em 0,57 NDVI (Tabela 2). Os estádios intermediários de desenvolvimento da soja é o momento em que apresentam os maiores valores de NDVI, já no final de ciclo os valores tendem a reduzir, pois a cultura transloca suas reservas para os órgãos reprodutivos, como também ocorre a senescência das folhas e degradação da clorofila (Kuiawski et al. 2017).

Carneiro et al. (2019), comentaram que o melhor momento para monitorar a variabilidade da planta é no estádio R1, pois nesta fase há as melhores correlações entre os indicadores de qualidade. Já no presente estudo, apenas ao analisar o melhor valor de NDVI obtido, verifica-se que a safra de milho 2024 em estádio VT, iniciando R1 apresentou média de 0,46 – 0,54 e 0,54 – 0,62 NDVI, indicando o melhor momento para seu monitoramento.

Conforme verificado nos resultados em ambas as safras (Figura 3), mais avaliações em diferentes momentos dos estádios vegetativos e reprodutivos seriam importantes para melhor obtenção dos dados de NDVI ao longo desenvolvimento das culturas durante as safras. De acordo com Santi et al. (2013), o monitoramento no momento ideal é importante, pois auxilia no diagnóstico dos aspectos que afetam o desenvolvimento da cultura e com isso permite adoção de melhor manejo localizado de insumos.

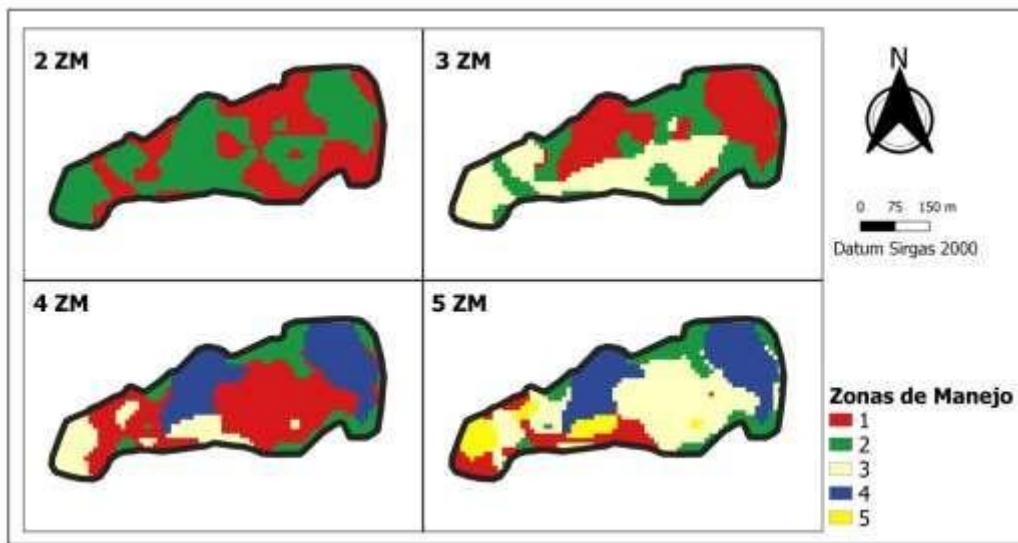
Tabela 3 - Análise estatística das ZM geradas utilizando índice de vegetação NDVI de 4 safras e MDE.

	2 ZM	3 ZM	4 ZM	5 ZM
FPI	0,26	0,216	0,169	0,219
NCE	0,311	0,24	0,168	0,202

Legenda: FPI: Índice de desempenho fuzzy; NCE: Entropia de classificação Normalizada.

O Índice de desempenho de imprecisão (FPI) e entropia de classificação normalizada (NCE) calculados pelo MZA (Fridgen et al., 2004) foi de 0,26 e de 0,311 para duas zonas, respectivamente e de 0,216 e 0,24 para três zonas, respectivamente e de 0,169 e 0,168 para quatro zonas, respectivamente e de 0,219 e 0,202 para cinco zonas, respectivamente. O FPI é uma medida do grau de imprecisão e os valores são restritos entre 0 e 1 (Odeh et al., 1992). A NCE é mais usada para decidir quantos clusters são mais apropriados (Bezdek, 1981). O menor valor de NCE foi para quatro zonas, enquanto que o menor de FPI foi também para quatro zonas. Com os valores de FPI e NCE fez-se a espacialização das zonas geradas pelo software MZA (Fridgen et al., 2004) em duas, três, quatro e cinco zonas (Figura 4). Pode-se verificar a distinção de regiões bem distribuídas na área, seja para duas ou três zonas.

Figura 4 - Zonas de manejos classificadas em duas, três, quatro e cinco classes pelo MZA.



O melhor resultado do mapa de delineamento de zonas de manejos (Figura 4), é o mapa com 4 ZMs (Figura 4). É crucial o monitoramento de dados da propriedade, a fim de verificar a estabilidade das zonas de manejos ao longo dos anos, independentemente de quais variáveis utilizadas, uma vez que há uma tendência de alteração nas ZMs (Rosa, 2021).

Conclusão

A análise temporal dos índices de vegetação mostrou-se eficiente para identificar a variabilidade espacial e compreender o desenvolvimento das culturas ao longo das safras.

O NDVI indicou baixa variabilidade intra-talhão, com diferenças explicadas pelos estádios fenológicos. A integração do NDVI com o MDE resultou em zonas de manejos consistentes, sendo o modelo de 4 ZMs (Figura4) o mais adequado segundo os índices FPI e NCE.

Assim com o uso de dados espectrais, topográficos e técnicas fuzzy demonstra ser uma boa estratégia para apoiar no manejo localizado e fortalecer a tomada de decisão na agricultura de precisão.

Referências

ALLEN, R. G.; PEREIRA, L. S.; RAES, D.; SMITH, M. Evapotranspiration del cultivo: Guías para la determinación de los requerimientos de agua de los cultivos. **Roma: FAO**, 2009. (FAO Irrigation and Drainage Paper, 56).

BORATTO, F. J. M.; GOMIDE, R. L. Índices de vegetação obtidos por sensoriamento remoto: fundamentos e aplicações. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 65, n. 5, p. 1101– 1112, 2013.

BEZDEK, J. C. Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms. **New York: Plenum Press**, 1981. 257 p.

CARNEIRO, Franciele Morlin. **Sensores de dossel no monitoramento da variabilidade temporal das culturas da soja e do amendoim**. 2018. 106 f. Tese (Doutorado em Agronomia — Produção Vegetal) — Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias, Universidade Estadual Paulista Júlio de Mesquita Filho, Jaboticabal, 2018.

COUTO JÚNIOR, A. F. ; ALMEIDA, T. I. R.; VIEIRA, C. A. O. Análise temporal de índices de vegetação aplicados ao monitoramento agrícola. **Engenharia Agrícola**, v. 33, n. 2, p. 374– 383, 2013.

FRIDGEN, J. J.; Kitchen, N. R.; Sudduth, K. A.; Drummond, S. T.; Wiebold, W. J.; Fraisse, C. W. *Management Zone Analyst (MZA): software for subfield management zone delineation*. **Agronomy Journal**, v. 96, p. 100–108, 2004.

FRIDGEN, J. J. et al. Management Zone Analyst (MZA): software for subfield management zone delineation. **Agronomy Journal**, v. 96, n. 1, p. 100-108, 2004.

FLORENZANO, T. G. Iniciação em sensoriamento remoto. **3. ed. São Paulo: Oficina de Textos**, 2011.

GIRARDI, L. B. ; VIEIRA, S. R.; BERNARDI, A. C. C. Agricultura de precisão: conceitos e aplicações práticas. **Campinas: Embrapa Informática Agropecuária**, 2020.

HAUSCHILD, C. A. **Definição de zonas de manejo em agricultura de precisão com base em dados geoespaciais**. 2013. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola) – Universidade Federal de Santa Maria, Santa Maria.

JABAL, A. A. ; KHAYYUN, T. S.; ALWAN, A. A. Assessing vegetation dynamics using NDVI and remote sensing data. **International Journal of Remote Sensing**, v. 43, n. 9, p. 3342–3357, 2022.

JENSEN, J. R. Introductory digital image processing: a remote sensing perspective. **4. ed. Upper Saddle River: Pearson Prentice Hall**, 2015.

KUIAWSKI, Amanda Carolina Marx Bacellar; SAFANELLI, José Lucas; BOTTEGA, Eduardo Leonel; OLIVEIRA NETO, Antonio Mendes de; GUERRA, Naiara. Índices de vegetação na delimitação de zonas de manejo para a soja. **Pesquisa Agropecuária Tropical, Goiânia**, v. 47, n. 2, p. 168-177, 2017.

LEE, J. H. ; HWANG, J.; CHO, Y. Temporal stability analysis of vegetation indices for crop monitoring. **Agricultural Systems**, v. 190, p. 103–110, 2021.

LEIVAS, J. F. ; ANDRADE, R. G.; VICTORIA, D. C.; SILVA, A. S. Monitoramento agrícola baseado em índices de vegetação obtidos por sensores orbitais. **Brasília, DF: Embrapa**, 2022. Disponível em: <<https://www.alice.cnptia.embrapa.br/handle/doc/1150836>>. Acesso em: 24 nov. 2025.

MACHADO, P. V. F. et al. Zonas de manejo e variabilidade espacial de atributos do solo em lavoura de grãos. **Ciência Rural**, v. 50, n. 12, e20200015, 2020.

MOLIN, J. P. ; AMARAL, L. R. Agricultura de precisão. **2. ed. Piracicaba: Oficina de Textos**, 2018.

MOLIN, J. P. ; AMARAL, L. R.; COLAÇO, A. F. Agricultura de precisão: princípios e aplicações. **Piracicaba: ESALQ/USP**, 2015.

NITSCHE, Pablo Ricardo; CARAMORI, Paulo Henrique; RICCE, Wilian da Silva; PINTO, Larissa Fernandes Dias; et al. **Atlas Climático do Estado do Paraná**. Londrina, PR: IAPAR, 2019.

NOVO, E. M. L. M. Sensoriamento remoto: princípios e aplicações. **4. ed. São Paulo: Blucher**, 2010.

ODEH, I. O. A.; McBRATNEY, A. B.; CHITTLEBOROUGH, D. J. **Fuzzy-c means and fuzzy performance index for classification and management zone delineation**. 1992.

PEREIRA, A. J. ; SANTOS, P. M.; PIRES, M. F. A. Caracterização espectral e correlação entre índices de vegetação e atributos biofísicos do capim Tifton-85. **São Carlos: Embrapa Pecuária Sudeste**, 2021. Disponível em:

<<https://www.alice.cnptia.embrapa.br/handle/doc/1136565>>. Acesso em: 24 nov. 2025..

PEREIRA, G. W.; VALENTE, D. S. M.; QUEIROZ, D. M. d.; COELHO, A. L. d. F.; COSTA, M. M.; GRIFT, T. Smart-Map: An Open-Source QGIS Plugin for Digital Mapping Using Machine Learning Techniques and Ordinary Kriging. **Agronomy**, v. 12, n. 6, art. 1350, 2022. RIBEIRO, L. F. ; BERNARDI, A. C. C.; SANTOS, C. P. Zoneamento de manejo em áreas agrícolas utilizando índices espectrais e produtividade. **Revista de Agricultura de Precisão e Sensoriamento Remoto**, v. 2, n. 1, p. 45–59, 2024.

ROSA, Helton Aparecido. **Sensoriamento remoto orbital e não orbital no delineamento de zonas de manejo para agricultura de precisão**. 2021. 111 f. Tese (Doutorado em Engenharia Agrícola) — Universidade Estadual do Oeste do Paraná (UNIOESTE), Cascavel – PR.

ROUSE, J. W. et al. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. In: Proceedings of the Earth Resources Technology Satellite Symposium. **Washington: NASA**, 1974. p. 309–317.

SANTOS, C. P. ; , J. P.; SILVA, C. R. Variabilidade espacial e geração de zonas de manejo em culturas de grãos. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 26, n. 4, p. 273–282, 2022.

SANTOS, H. G. dos; JACOMINE, P. K. T.; ANJOS, L. H. C. dos; OLIVEIRA, V. A. de; LUMBRERAS, J. F.; COELHO, M. R.; ALMEIDA, J. A. de; ARAUJO FILHO, J. C. de; OLIVEIRA, J. B. de; CUNHA, T. J. F. **Brazilian Soil Classification System**. 5. ed., rev. e ampl. **Brasília**, DF: Embrapa, 2018

SHIRATSUCHI, L. S. Sensoriamento remoto aplicado à agricultura de precisão. **Planaltina: Embrapa** Cerrados, 2014.

SILVA, C. A. ; MARTINS, D. R.; SOARES, L. P. Agricultura de precisão e sustentabilidade: revisão e perspectivas. **Revista de Ciências Agrárias**, v. 45, n. 2, p. 22–34, 2022.

TUCKER, C. J. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. **Remote Sensing of Environment**, v. 8, p. 127–150, 1979.

VANNI, M. A. S. Estatística aplicada à experimentação agrícola. 2. ed. **Jaboticabal: Funep**, 1998. 221 p.

VERBESSELT, J. ; HYNDMAN, R. ; ZEILEIS, A.; CULVENOR, D. Phenological change detection in time series of satellite data. **Remote Sensing of Environment**, v. 114, n. 12, p. 2980–2990, 2010.

ZHANG, C. ; QIN, Y. ; ZHAO, Y. Integration of digital technologies in precision agriculture: challenges and opportunities. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 187, p. 106– 276, 2021.

ZOU, X. ; SHAO, Y. ; LI, K.; LI, Y.; LIAO, Q. Sensitivity of common vegetation indices to the canopy structure of field crops. **Remote Sensing**, v. 9, n. 10, p. 1–21, 2017.