

Análise comparativa entre o NDVI obtido por imagens multiespectrais e visíveis (RGB) em câmera acoplada em drone em área de videira

Larissa Silva Barbosa de Souza *, Ícaro Cardoso Maia **, Daniel dos Santos Costa **, Cloves Vilas Boas dos Santos ***, Ayala de Souza Reis Carneiro **, Magna Soelma Beserra de Moura ****

*Engenheira Agrônoma; Universidade Federal do Vale do São Francisco (UNIVASF). E-mail: larissasilvabs0@gmail.com (Autor correspondente).

**Universidade Federal do Vale do São Francisco (UNIVASF). E-mail: icaro.maia@univasf.edu.br; daniel.costa@univasf.edu.br; ayala.reis@hotmail.com.

***Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária (EMBRAPA), Embrapa Semiárido. E-mail: cloves.vilasboas@ufpe.br.

****Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária (EMBRAPA), Embrapa Agroindústria Tropical. E-mail: magna.moura@embrapa.br.

Received 05 December 2023; accepted December 2023

Resumo

O uso das tecnologias em estudos que envolvem o sensoriamento remoto tem avançado em função do aprimoramento dos sistemas de sensores e dos equipamentos que os transportam. Os avanços tecnológicos também têm possibilitado a realização de análises da superfície em diferentes escalas espaço-temporais por meio do uso de sensores acoplados em veículos aéreos não tripulados (VANT's). Seu uso na ciência agrícola tem possibilitado o cômputo de índices de vegetação que permitem diversas análises dos plantios. O Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) é um dos mais utilizados em sensoriamento remoto, no entanto, para seu cálculo é necessário a banda do infravermelho próximo (NIR). Diante disso, o objetivo desse trabalho foi calcular e avaliar índices que estimam o NDVI a partir das bandas RGB e comparar com o NDVI calculado a partir de câmera multiespectral, visando a aquisição deste índice por câmeras de custo mais acessível. O estudo foi realizado em uma área de cultivo de uva, localizada em Petrolina-PE. O imageamento aéreo ocorreu em diferentes fases fenológicas da videira, no ano de 2022. Após o processamento das imagens, foram calculados três índices: NDVI, vNDVI e NDVI_Arai. Observou-se que o NDVI_Arai superestimou o NDVI observado em todas as fases fenológicas avaliadas, enquanto o vNDVI superestimou apenas na fase inicial de crescimento vegetativo. As correlações entre os índices foram fortes ($R^2 \sim 1$), e o NDVI estimado mostrou ser eficiente para a representação do NDVI, sendo uma boa alternativa quando houver a ausência de câmeras multiespectrais ou hiperespectrais para a avaliação do desenvolvimento da videira.

Palavras-chave: Sensoriamento remoto, índice de vegetação, videira.

Comparative analysis between NDVI obtained by multispectral and visible (RGB) images from drone camera in a table grape area

Abstract

The use of technologies in studies involving remote sensing has advanced due to the improvement of sensor systems and the equipment that transport them. Technological advances have also made it possible to perform surface analyzes on different space-time scales through the use of sensors attached to unmanned aerial vehicles (UAVs). Its use in agricultural science has enabled the calculation of vegetation indices that allow various analyzes of plantations. The Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) is one of the most used in remote sensing, however, its calculation requires the near infrared (NIR) band. Therefore, the objective of this work was to calculate and evaluate indices that estimate the NDVI from the RGB bands and compare with the NDVI calculated from a multispectral camera, aiming to acquire this index by more affordable cameras. The study was carried out in a grape growing area, located in Petrolina-PE. Aerial imaging took place at different phenological stages of the vine, in the year 2022. After processing the images, three indices were calculated: NDVI, vNDVI and NDVI_Arai. It was observed that NDVI_Arai overestimated the NDVI observed in all phenological phases evaluated, while vNDVI overestimated only in the initial phase of vegetative growth. The correlations between the indices were strong ($R^2 \sim 1$), and the estimated NDVI proved to be efficient for representing the NDVI, being a good alternative when there is the absence of multispectral or hyperspectral cameras to evaluate grapevine development.

Keywords: Remote sensing, vegetation index, vineyard.

1. Introdução

O sensoriamento remoto consiste na ciência, técnica ou processo de obtenção de imagens da superfície por meio da interação com a radiação eletromagnética, sem que haja contato direto com o alvos existentes (Meneses e Almeida, 2012; Liu, 2015; Cardoso et al., 2021).

O uso de tecnologias em estudos que envolvem o sensoriamento remoto tem avançado em função do aprimoramento dos sistemas sensores (Bezerra et al., 2018), e dos equipamentos que os transportam. Isso vem proporcionando a existência de diversos programas de monitoramento da Terra a partir de satélites por meio de instituições de pesquisa cujos dados são públicos ou privados.

Os avanços tecnológicos em sensoriamento remoto também têm possibilitado a realização de análises da superfície da Terra em diferentes escalas espaço-temporais e radiométricas por meio do uso de sensores diversos acoplados em veículos aéreos não tripulados (VANT's), aeronaves remotamente pilotadas (ARP's), ou simplesmente drones.

A utilização de drones se tornou uma alternativa às imagens de satélite pela simplicidade de manuseio, baixo custo e, principalmente por fornecer dados de alta resolução espacial (Sampaio et al., 2020) e escala temporal desejada pelo usuário. O seu uso tem sido crescente em monitoramentos ambientais e em estudos agrícolas (Sampaio et al., 2020; Gomes et al., 2021), sendo uma alternativa de solução para problemas de escala, baixa resolução espacial e tempo de aquisição de dados que os satélites disponíveis fornecem (Ivushkin et al., 2019), além da aquisição de imagens com maior detalhamento em áreas de difícil acesso e com menor custo (Sousa, 2018).

Ao contrário dos satélites, cuja exploração para estudos agropecuários datam da década de 1970, o uso de drones em aplicações de sensoriamento remoto é mais recente, e tem sido utilizado em monitoramentos da saúde da vegetação, estado nutricional, ataque de pragas e insetos, determinação da biomassa ou produtividade e do estado fenológico das culturas (Formaggio e Sanches, 2017; Shiratsuchi et al., 2014), dentre outros.

O estudo do comportamento da vegetação ao longo do tempo se faz necessário para o planejamento do cultivo, aquisição de áreas, uso adequado de recursos hídricos, entre outros (Freire-Silva et al., 2019). No

entanto, como as superfícies possuem comportamentos espectrais diferentes, os sinais da vegetação no sensoriamento podem ser mascarados por outros alvos. Tentando identificar vegetação, foram desenvolvidos diversos índices com o objetivo de minimizar os efeitos de refletância dos demais alvos da superfície, e maximizar o comportamento espectral da própria vegetação (Liang, 2004; Myneni et al., 1997).

Um dos índices de vegetação mais utilizados é o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (IVDN, ou em inglês, Normalized Difference Vegetation Index - NDVI) proposto por Rouse et al. (1973). Esse índice utiliza as regiões do vermelho e infravermelho em um processo de diferença normalizada, realçando a vegetação fotossinteticamente ativa na imagem, e a partir disso, tornando-se possível o monitoramento das características fisiológicas e fenológicas da vegetação ao longo do tempo (Ferreira et al., 2008; Santos et al., 2017). O NDVI pode ainda ser utilizado como indicador de desenvolvimento ou degradação da vegetação (Eduvigem et al., 2020).

Alvos de vegetação apresentam maior refletância na região do infravermelho, pois os pigmentos foliares absorvem mais a radiação eletromagnética (REM) no espectro visível (RGB), ocasionando baixa refletância nestas bandas. Por sua vez, no comprimento de onda do Infravermelho Próximo (NIR) ocorre um aumento considerável da refletância devido à estrutura das folhas (Meneses e Netto, 2001).

A maioria dos drones possuem câmeras em RGB, capturando imagens apenas no espectro visível, especificamente nas bandas vermelha (Red, R), verde (Green, G) e azul (Blue, B). Para computo do NDVI, são necessárias imagens nas bandas do NIR e do R, o que tem limitado a aquisição deste índice por meio de câmeras RGB acopladas nessas aeronaves. Para contornar esta situação e ampliar o uso do NDVI utilizando-se imagens obtidas nas faixas visíveis do espectro eletromagnético, Arai et al. (2016) propuseram um método que estima a banda do infravermelho próximo (NIR) utilizando as bandas RGB, e dessa forma, torna possível o cálculo do NDVI. Segundo os autores, há uma relação linear entre os números digitais das bandas visíveis (RGB) e do infravermelho próximo (NIR), e assim, por meio de equações lineares se pode obter a banda NIR, tornando possível a estimativa do NDVI por meio de câmeras RGB. A aplicabilidade da estimativa da banda NIR pela metodologia de Arai et al. (2016) também foi realizada por Galvêncio e Naue (2020) e Galvêncio et al. (2022).

Outra proposta para se obter valores de NDVI por meio de câmeras RGB foi apresentada por Costa et al. (2020), em que os autores apresentaram uma função baseada em um algoritmo que utiliza os valores das três bandas RGB das câmeras convencionais na faixa do visível para cômputo do NDVI. O índice criado a partir da função proposta pelos autores foi chamado de NDVI Visível (vNDVI), e foi testado e comparado com o NDVI nas culturas do citrus, videira e cana-de-açúcar.

O principal polo de desenvolvimento da fruticultura irrigada do Brasil se localiza entre os municípios de Juazeiro, na Bahia e Petrolina, em Pernambuco. Dentre as principais culturas existentes na região, destaca-se a viticultura. A produção de uvas ocorre durante todo ano, sendo possível obter até 2,5 safras por ano em uma mesma área. Isso se deve as condições de clima e manejo empregados na região. Portanto, ávida por inserir em seu sistema de produção técnicas modernas de monitoramento das culturas, como satélites e drones, que podem contribuir para aplicações na área de fruticultura de precisão. Portanto, o objetivo do presente estudo foi calcular e avaliar índices que estimam o NDVI a partir das bandas RGB e comparar com o NDVI calculado a partir de câmera multiespectral, visando a aquisição deste índice por câmeras de custo mais acessível e verificando seu

potencial para o monitoramento sazonal da videira no Submédio do Vale São Francisco.

2. Material e métodos

Área de Estudo

A área de estudo compreende um parreiral de uvas de mesa plantado com a varietade ‘Cotton Candy’, localizado na Fazenda Área Nova (9°29’26,3’’S e 40°43’80,0’’W), município de Petrolina, região do Vale do São Francisco, inserido no sertão Pernambucano (Figura 1). A região possui clima do tipo BSwh’, segundo a classificação de Köppen (1948), caracterizado como clima tropical semiárido, quente e seco, com irregularidade pluviométrica e precipitação média anual de 510 mm (Álvares et al., 2013)

O parreiral foi instalado em 25 de julho de 2017, com a variedade ‘Cotton Candy’ plantada no espaçamento de 4,0 m entre fileiras por 2,5 m entre plantas, totalizando 3.626 plantas em uma área de 3,626 ha. O ciclo produtivo avaliado no presente estudo teve poda de produção realizada em 08 de maio de 2022 e colheita em 31 de agosto de 2022, totalizando 115 dias de ciclo produtivo.

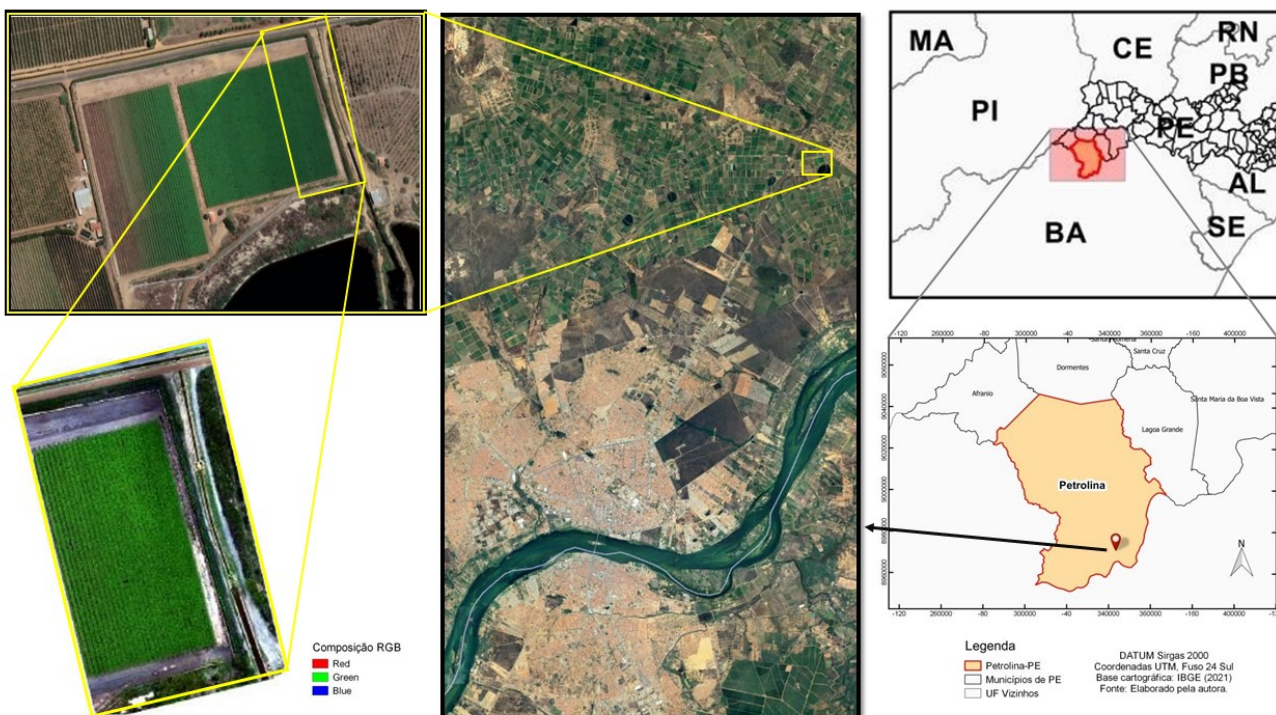


Figura 1 - Localização da Fazenda Área Nova, com o parreiral da variedade ‘Cotton Candy’, no município de Petrolina, PE.

Aquisição das imagens aéreas por meio de câmera acoplada em Drone

Foram realizados voos sobre a área de estudo utilizando um drone, modelo Matrice 200 V2, desenvolvido pela empresa DJI (Figura 2). A aeronave pesa aproximadamente 4,7 kg com as duas baterias acopladas e possui 883 x 886 x 398 mm de dimensão com hélices desdobradas e equipamentos de pouso inclusos. O drone também possui uma velocidade máxima de até 81 km h⁻¹ e tempo máximo de voo (com duas baterias) de aproximadamente 38 min. As baterias pesam 885 g cada e possuem capacidade de 7660 mAh. A aeronave opera com sistema de posicionamento Global Positioning System (GPS) e Global Navigation Satellite System (GLONASS).

Para a captura das imagens foi acoplada ao VANT uma câmera multiespectral, modelo Altum (Figura 2), desenvolvida pela empresa MicaSense. A

Altum é uma câmera que detecta seis bandas (vermelho, verde, azul, borda do vermelho, infravermelho próximo e infravermelho termal) e realiza uma captura por segundo de todas as bandas simultaneamente. A câmera possui 8,2 cm x 6,7 cm x 6,75 cm de dimensão e 357 g de massa, e vem incluído um sensor de luz DLS 2 com GPS integrado e um painel de refletância calibrado (Figura 2). É recomendado capturar uma imagem do painel de refletância antes e depois de cada voo para fornecer uma representação mais precisa das condições de luz do voo.

Os voos realizados foram planejados utilizando o aplicativo DJI Pilot, onde se adotou a altura de 80 metros, sobreposição frontal e lateral de 75% e velocidade de voo igual a 3,4 m s⁻¹. As imagens foram obtidas nos dias 01/06/2022, 13/06/2022 e 23/06/2022, em condições de tempo parcialmente nublado. Os voos duraram aproximadamente 11 minutos.

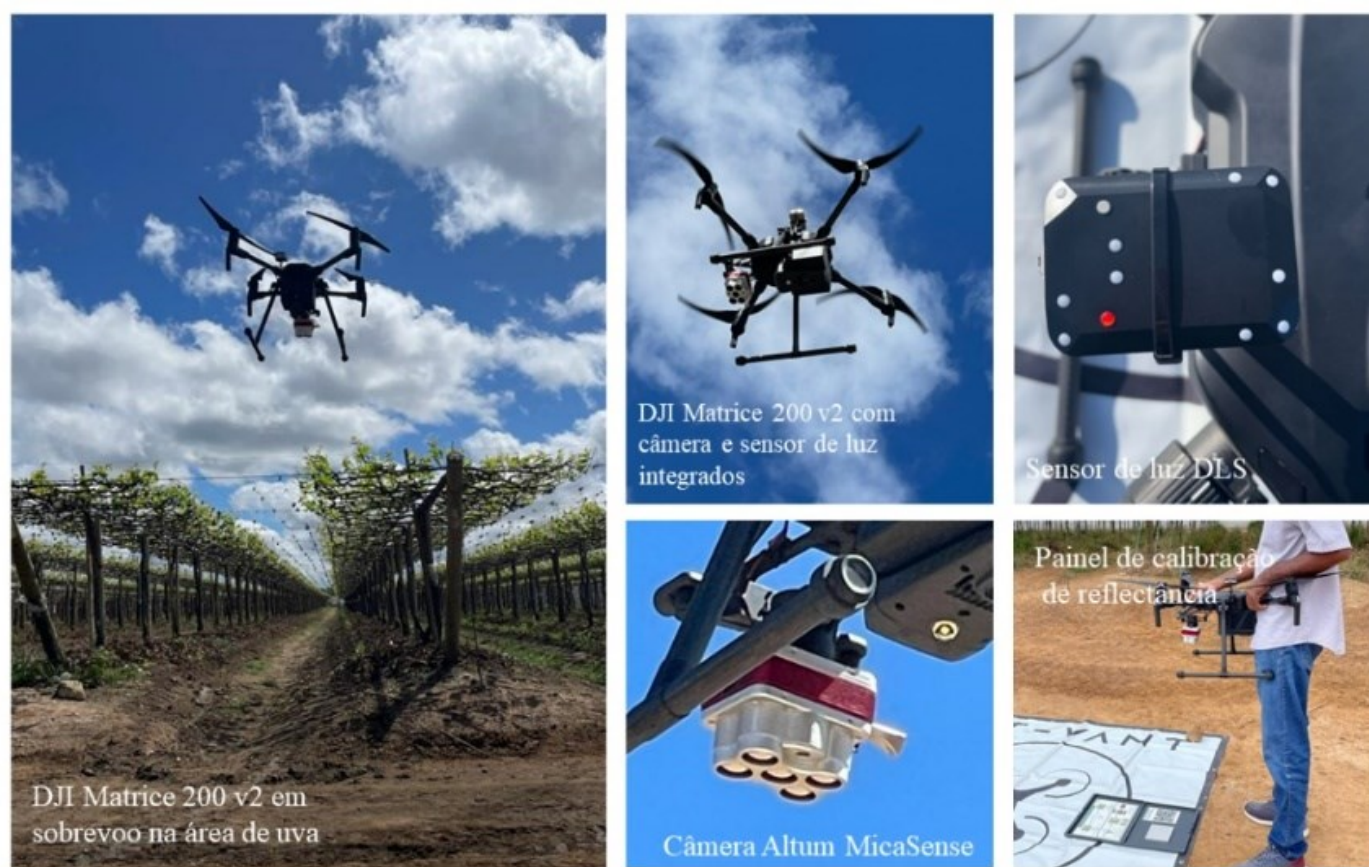


Figura 2 - Veículo aéreo não tripulado (VANT) modelo DJI Matrice 200 v2, em sobrevoo na área de estudo na Fazenda Área Nova para aquisição das imagens multiespectrais; detalhe da câmera multiespectral Altum, da MicaSense; sensor de luz DSL; e painel de calibração da refletância. Fotos: Magna Soelma Beserra de Moura (2022).

A geração do ortomosaico se deu por meio de uma rotina de processamento realizada no software Agisoft Metashape Professional, utilizando uma versão gratuita para teste, e seguindo as etapas de processamento: seleção e adição das imagens obtidas; localização do painel de refletância; calibração da refletância; alinhamento de fotos; otimização das câmeras; construção de nuvem densa de pontos; construção do modelo digital de elevação (DEM); e geração do ortomosaico. Os ortomosaicos obtidos no processamento foram exportados com resolução espacial de 5 cm por pixel, em formato Geotiff, e inseridos no software QGis versão 2.18.24 para recorte da área de interesse e cálculo dos índices de vegetação.

A Figura 3 contém os ortomosaicos das imagens capturadas nos três voos realizados sobre a área de estudo, representados em um mapa de composição colorida RGB (combinação das bandas vermelho, verde e azul), o qual representa tonalidades de cores mais próximas da realidade.

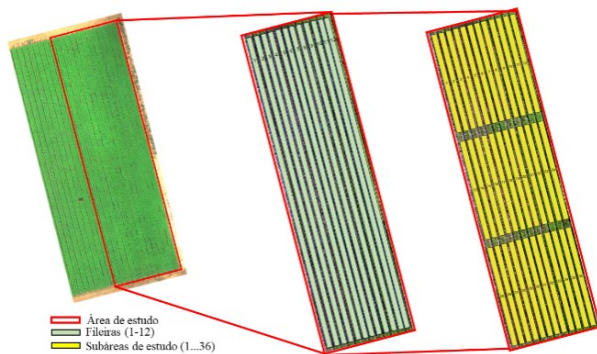


Figura 3 - Recorte da área de interesse, fileiras e subáreas de estudo no parreiral de 'Cotton Candy', Petrolina, PE, 2022.

Os ortomosaicos foram recortados, selecionando 12 fileiras de 'Cotton Candy' (Figura 3). Tanto o recorte como o cálculo do NDVI foram realizados utilizando o software Qgis com as ferramentas *extrair raster* e *Raster calculator*, respectivamente.

Os índices calculados nas imagens foram: Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI), NDVI Visível (vNDVI) (Costa et al., 2020) e NDVI estimado conforme proposto por Arai et al. (2016) (NDVI_Arai).

O NDVI foi calculado conforme a Equação 1, utilizando as bandas infravermelho próximo (NIR) e vermelho (R). O vNDVI foi calculado utilizando as bandas vermelho (R), verde (G) e azul (B), conforme a Equação 2, e para a obtenção do NDVI conforme proposto por Arai et al. (2016), primeiramente se estimou a banda NIR utilizando a banda verde e, posteriormente, se calculou o NDVI_Arai usando o NIR estimado (Equações 3 e 4):

$$NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R} \quad (1)$$

$$vNDVI = 0,5268 \times (R^{-0,1294} \times G^{0,3389} \times B^{-0,3118}) \quad (2)$$

$$NIR_{estimado} = \frac{360,6 - G}{1,1941} \quad (3)$$

$$NDVI_{Arai} = \frac{NIR_{estimado} - R}{NIR_{estimado} + R} \quad (4)$$

Análises estatísticas dos dados

Para as análises, as linhas da videira foram divididas em três subáreas cada, totalizando 36 subparcelas (*shapes*) na área de interesse (Figura 3). As estatísticas dos *shapes* foram extraídas para cada índice (NDVI, vNDVI e NDVI_Arai), por meio da ferramenta *Zonal Statistics* no software QGis. Essa ferramenta permite calcular os valores estatísticos dos *pixels* de uma camada raster através de uma camada vetorial, neste caso, os polígonos das subáreas.

Foi gerada uma amostragem com 36 subáreas para obter maior quantidade de pontos amostrais visando as análises de regressão. Além disso, foram realizadas análises por fileira com o objetivo de observar o comportamento dos índices em cada linha de cultivo individualmente. Os gráficos foram gerados a partir da média e desvio padrão das subáreas e das fileiras para cada índice e cada data. Foram gerados gráficos de dispersão e ajustados aos modelos linear e logarítmico, com a finalidade de encontrar um que mais se aplica ao conjunto de dados. Os dados usados para o ajuste dos modelos foram obtidos das subáreas de 1 a 24, e os dados das subáreas de 25 a 36 foram usados para validar os modelos.

3. Resultados e discussão

Os mapas dos índices NDVI, vNDVI e

NDVI_Arai são apresentados na Figura 4. Os índices foram renderizados em falsa cor para facilitar a comparação visual. O NDVI foi dividido em 6 classes com valores que variam de 0,0 a 1,0 enquanto o vNDVI

foi dividido em 7 classes com valores de 0,4 a 1,0; e o NDVI_Arai foi dividido em 6 classes variando de 0,55 a 1,0.

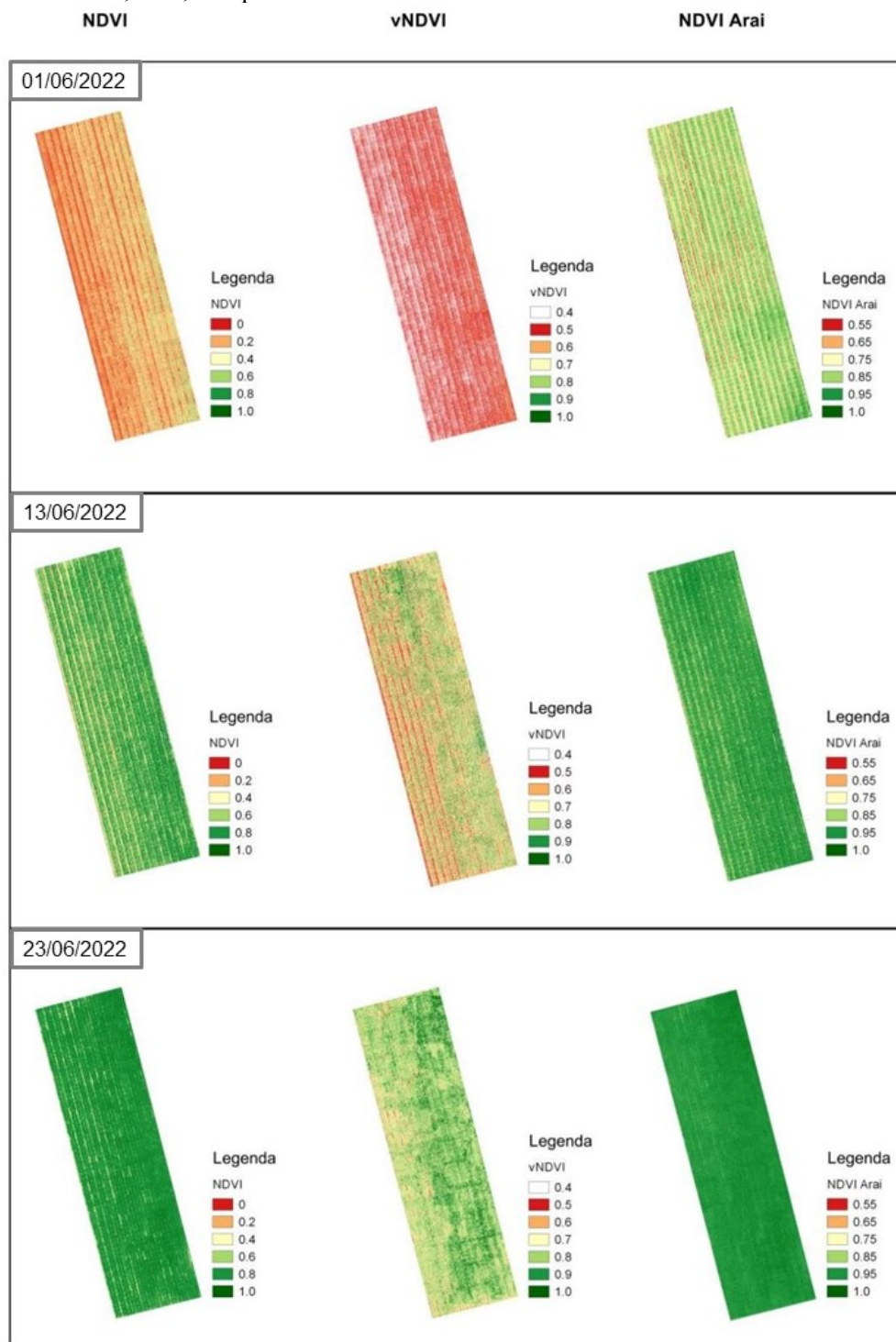


Figura 4 - Índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI), índices de vegetação por diferença normalizada visível (vNDVI) e Índices de vegetação por diferença normalizada conforme proposto por Arai et al. (2016) (NDVI_Arai) para área de cultivo da videira ‘Cotton Candy’, nos dias 01, 13 e 23 de junho de 2022, em Petrolina, PE.

A partir da análise das imagens conforme apresentado na Figura 4, foi possível observar uma superestimação do NDVI_Arai e do vNDVI em relação ao NDVI, com predominância de valores acima de 0,80 nas três datas monitoradas, com destaque na data 01/06/2022.

No momento de aquisição das imagens na primeira data de estudo, que ocorreu 24 dias após a poda, as plantas já apresentavam folhas, porém estas ainda estavam em fase de crescimento, de forma que o solo apresentava-se exposto principalmente nas fileiras de 1 a 5, que foram podadas alguns dias depois das fileiras 6-12. Assim, nessa data (01/06/2022), os valores médios dos índices variaram de 0,24 para o NDVI; 0,47 para o vNDVI e 0,81 para o NDVI_Arai. Essa superestimativa dos índices avaliados em relação ao NDVI corresponde a uma característica dos próprios índices, o que vem a afetar a sua utilidade na ausência de uma câmera multiespectral.

Essa diferença entre os dados de NDVI calculado a partir de diferentes métodos também foi identificado no estudo de Santos et al. (2022), que observaram em áreas de floresta tropical sazonalmente seca (caatinga preservada) uma superestimativa de valores para o NDVI calculado a partir do NIR estimado com a metodologia de Arai et al. (2016) quando comparado ao NDVI calculado com uma câmera multiespectral.

Com relação ao NDVI e vNDVI conforme apresentado na Figura 5, constatou-se que o vNDVI se comportou de maneira mais similar ao NDVI do que a estimativa proposta por Arai et al. (2016), tendo médias mais próximas principalmente quando a vegetação estava mais densa. Nos dias 13/06/2020 e 23/06/2022, o vNDVI superestima os valores (Figura 5B), enquanto no dia 23 (Figura 5C), o índice apresenta médias mais baixas que o NDVI. Os dados médios para NDVI e vNDVI no dia 13/06/2020 (36 após a poda) foram de 0,67 e 0,70, e para o dia 23/06/2022 (46 dias após a poda) aumentaram para 0,80 e 0,79, respectivamente. Embora os dados também tenham apresentado variabilidade espacial, eles apresentaram padrões que acompanharam o desenvolvimento da cultura ao longo do ciclo.

A subestimativa de valores de vNDVI também foi observada por Costa et al. (2020) na comparação entre o NDVI e vNDVI em fileiras de videira. Na Figura 5 percebe-se que em todas as datas avaliadas o NDVI_Arai foi bem superior aos demais índices, com a diferença diminuindo conforme se verificou o crescimento das plantas.

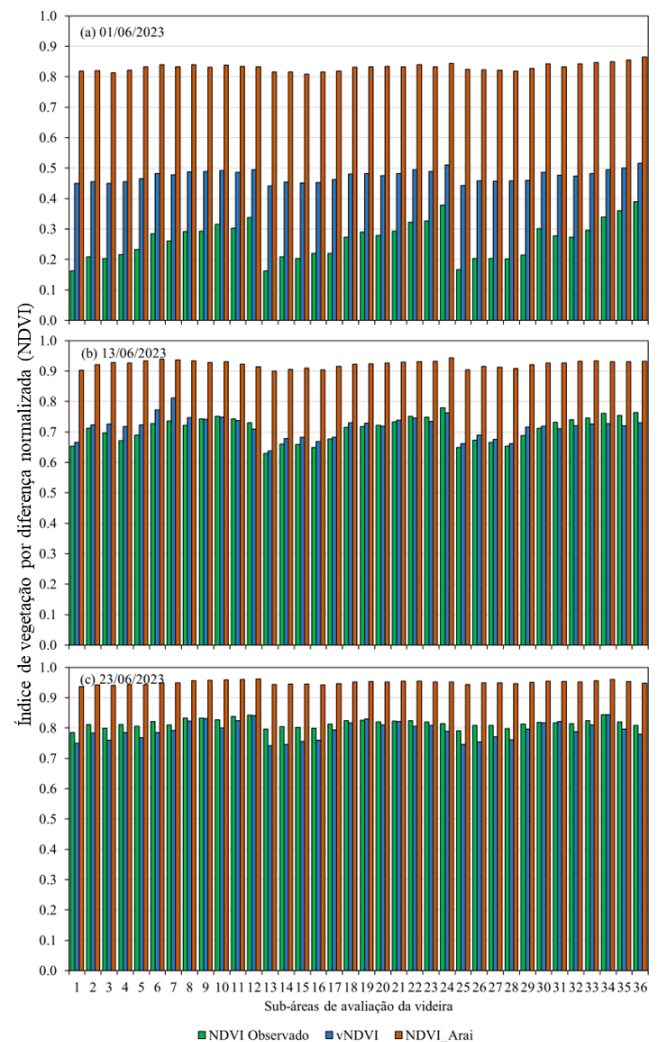


Figura 5 - Índices de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) obtido pelo método tradicional (NDVI Observado) e estimado utilizando bandas visíveis (vNDVI e NDVI arai) em área de cultivo da ‘Cotton Candy’, nos dias 01, 13 e 23 de junho de 2022, em Petrolina, PE.

As comparações feitas por fileira (Figura 6) mostraram o comportamento dos índices ao longo do tempo e da evolução da vegetação, uma vez que a poda foi realizada primeiro na fileira 12, e por último na fileira 1. A Figura 6 referente ao dia 01/06/2022 apontou maior variabilidade entre os índices, onde se pode observar que os maiores valores ocorrem na fileira 12, e os menores na fileira 1. Com o desenvolvimento das plantas, a cobertura do solo tende a se igualar em toda área, de forma que as diferenças nos valores dos índices entre as fileiras ficaram menores, demonstrando que o comportamento dos índices variou conforme o crescimento da vegetação.

Foi possível observar também que as comparações realizadas nas 12 fileiras apresentaram o mesmo comportamento dos índices das 36 subáreas. No dia 01/06/2022, quando houve maior discrepância de dados, foi possível identificar que na fileira 12 (primeira fileira podada) houve maior proximidade do NDVI com os índices avaliados, ratificando uma melhor correlação quando a densidade de vegetação é maior.

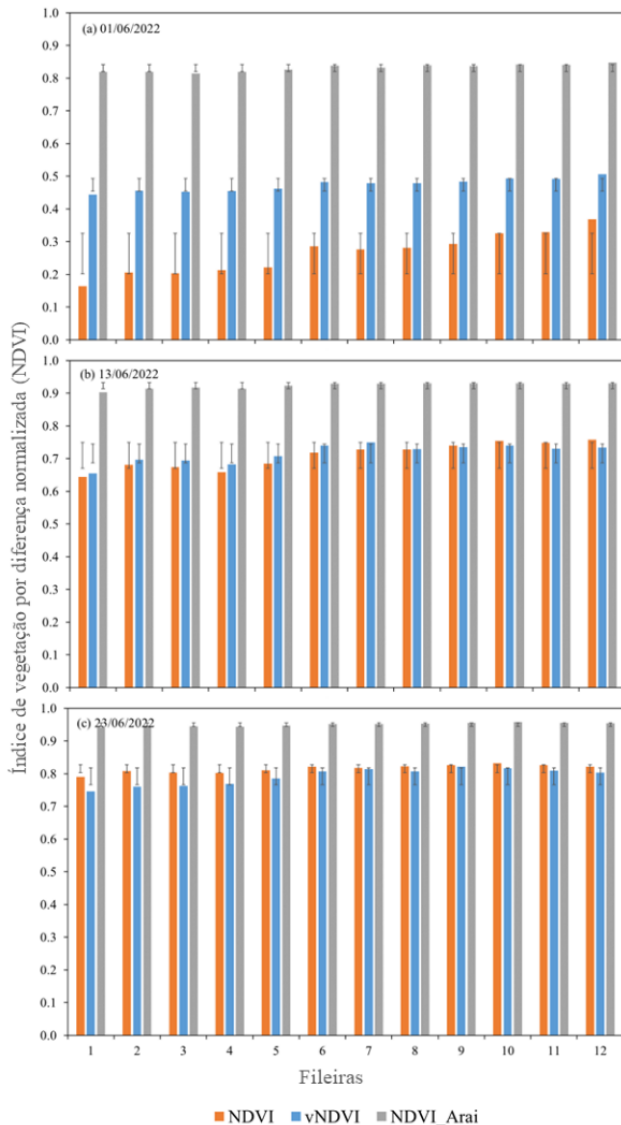


Figura 6 - Índices de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) obtido pelo método tradicional (NDVI) e estimado utilizando bandas visíveis (vNDVI e NDVI_Arai): média e desvio-padrão por fileira de uva ‘Cotton Candy’, nas datas 01/06/2022 (a); 13/06/2022 (b); e 23/06/2022 (c), em Petrolina, PE.

O ajuste dos NDVI com os índices estimados (vNDVI e NDVI_Arai) seguem apresentados conforme

a Figura 7, onde é observado que ambos os modelos – linear e exponencial – se ajustaram bem aos dados. O modelo linear apresentou coeficiente de determinação de 0,9789 para a análise entre NDVI e vNDVI, e de 0,9879 para NDVI e NDVI_Arai. O modelo logarítmico resultou em coeficientes de aproximadamente 0,99 para a comparação do NDVI observado com ambos os índices, mostrando melhor ajuste do modelo com os dados amostrados.

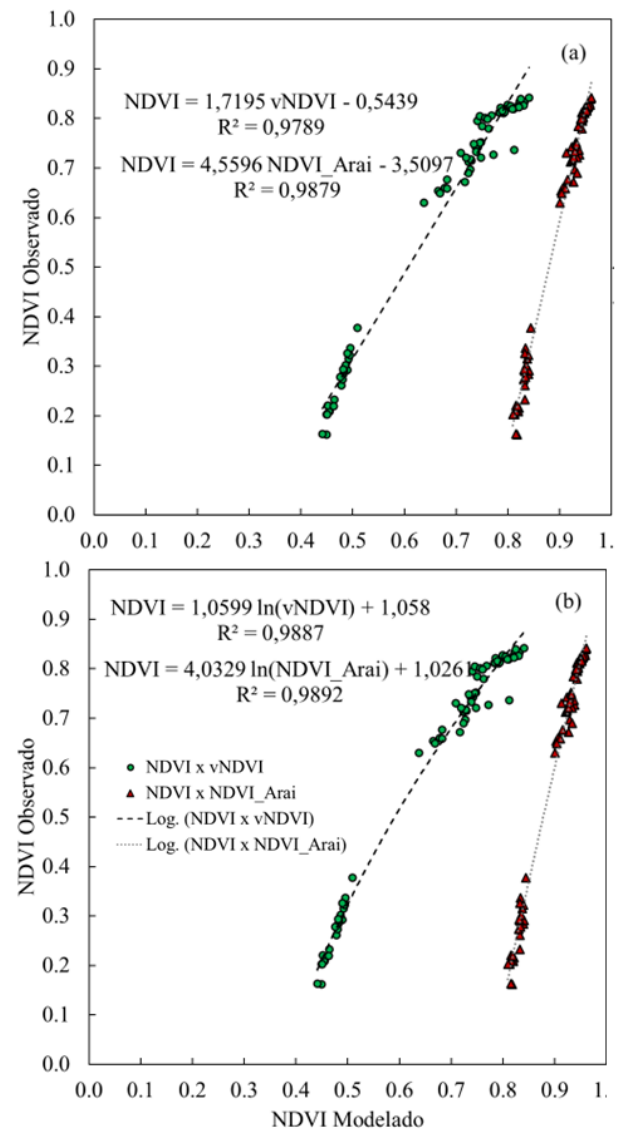


Figura 7 - Correlações entre o Índices de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) obtido pelo método tradicional (NDVI Observado) e estimado utilizando bandas visíveis (vNDVI e NDVI_Arai): (A) modelo linear e (B) modelo logarítmico.

A validação dos modelos (Figura 8) mostrou uma forte correlação do NDVI com ambos os índices

estimados, tanto para o modelo linear quanto para o logarítmico. Os coeficientes de determinação observados tanto na validação quanto no ajuste dos modelos foram todos próximos a 1, indicando que ambos os modelos se adequaram aos dados.

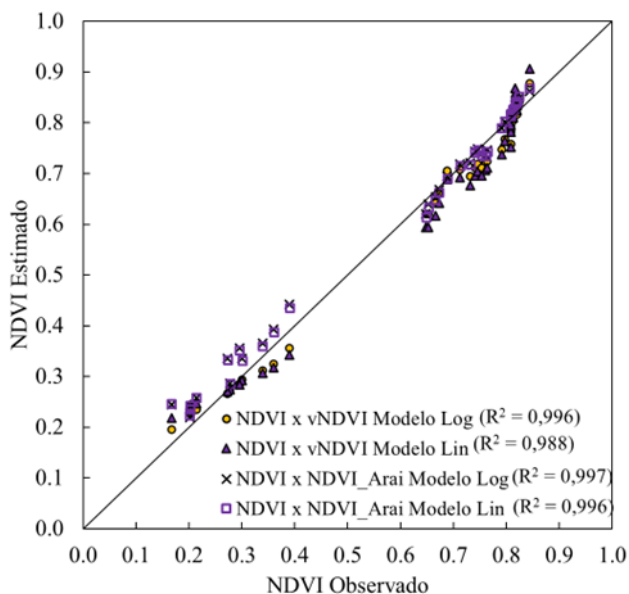


Figura 8 - Validação dos modelos linear e logaritmo para estimativa do Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) em área de videira ‘Cotton Candy’, Petrolina, PE.

As correlações observadas no presente estudo estão de acordo com outras pesquisas, a exemplo de Costa et al. (2020) que comparando os dados de vNDVI com o NDVI obtiveram um coeficiente $R^2 = 0,79$. Essas correlações do presente estudo também mostraram que ambos os modelos podem ser usados em análises de NDVI em diferentes contextos de uso, a exemplo de Santos et al. (2022) que utilizaram NDVI estimado para análises áreas de floresta tropical sazonalmente seca.

4. Conclusões

O presente estudo avaliou a potencialidade dos drones equipados com câmeras de imageamento nas faixas do RGB na avaliação o ciclo de crescimento da videira. Para isso foram considerados dois índices de vegetação determinados com as bandas RGB, validados pelo índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI) determinado pela câmera multiespectral.

Os resultados apresentados indicaram que o vNDVI apresentou comportamento mais similar ao NDVI do que o NDVI_Arai. Apesar do NDVI_Arai ter

apresentado valores superiores quando comparado ao NDVI, sua relação apresentou bons coeficientes de determinação quando estimado com os modelos linear e logaritmo, mostrando forte associação entre os índices e demonstrando que os dois modelos são altamente confiáveis para futuras análises em áreas de videira.

O estudo também mostrou que é possível utilizar índices que estimam o NDVI, a partir de drones acoplados com câmera em RGB como uma alternativa na ausência de câmeras multiespectrais que possuem a banda NIR, pois a forte relação entre as variáveis mostrou um potencial de uso desses métodos alternativos apresentados para o cálculo do NDVI e o quanto eles correspondem à realidade.

Os estudos acerca de métodos que facilitam a aquisição de dados para a obtenção de NDVI são promissores. No entanto, não há na literatura muitas pesquisas comparativas desses métodos com o NDVI tradicional, sendo necessário mais testes para validar as informações obtidas nesse trabalho, tanto para a cultura da videira quanto para outras culturas. Também se torna importante o uso das relações existentes entre as bandas do RGB com a NIR a fim de melhorar as estimativas desta considerando a diversidade de usos do solo na superfície. Para isso, outros métodos podem ser utilizados, a exemplo de curvas de resposta espectral obtidas com um espectrorradiômetro.

Agradecimentos

Os autores agradecem à Universidade Federal do Vale do São Francisco (UNIVASF) e à Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária (EMBRAPA) pelas contribuições com a presente pesquisa. Os autores também agradecem a Fazenda Área Nova (FAN), local de execução do experimento; e o apoio concedido junto ao Projeto na Embrapa “Evapotranspiração e status hídricos de cultivos no Submédio São Francisco por imageamento aéreo com drones - ET-VANT (20.18.04.003.00.00) e à Fundação de Amparo à Ciência e Tecnologia do Estado de Pernambuco (FACEPE) pelo financiamento do projeto intitulado “Vitis Habitat – Ambiente para Inovação do Arranjo Produtivo de Vinhos e Sucos” (APQ-0165-5.03/22).

Referências

Alvares, C.A., Stape, J.L., Sentelhas, P.C., Gonçalves, J.D.M., Sparovek, G., 2013. Köppen’s climate classification map for Brazil. *Meteorologische zeitschrift* 22, 711-728.

- Arai, K., Gondoh, K., Shigetomi, O., Miura, Y., 2016. Method for NIR reflectance estimation with visible camera data based on regression for NDVI estimation and its application for insect damage detection of rice paddy fields. *International Journal of Advanced Research in Artificial Intelligence* 5, 17-22.
- Bezerra, U.A., Oliveira, L.M.M., Candeias, A.L.B., Silva, B.B., Leite, A.C.L.D.S., Silva, L.T.M.D.S., 2018. Comparativo do Índice de Vegetação de Diferença Normalizada (NDVI) entre os Sensores OLI-Satélite Landsat-8 e MSI-Satélite Sentinel-2 em Região Semiárida. *Anuário do Instituto de Geociências* 41, 167-177.
- Cardoso, P.V., Seabra, V.S., Xavier, R.A., Rodrigues, E.M., 2021. Mapeamento de Áreas de Caatinga Através do Random Forrest: Estudo de caso na Bacia do Rio Taperoá. *Revista Geoaraguaia* 11, 55-68.
- Costa, L., Nunes, L., Ampatzidis, Y., 2020. A new visible band index (vNDVI) for estimating NDVI values on RGB images utilizing genetic algorithms. *Computers and Electronics in Agriculture* 172, 105334.
- Eduvirgem, R.V., Parolin, M., Villwock, F.H., 2020. Aplicação de índices de vegetação na avaliação espacial da vegetação do Parque Estadual de Vila Velha. *Geoiंगा. Revista do Programa de Pós-Graduação em Geografia (PGE/UEM)* 12, 78-96.
- Ferreira, L.G., Ferreira, N.C., Ferreira, M.E., 2008. Sensoriamento remoto da vegetação: evolução e estado-da-arte. *Acta Scientiarum. Biological Sciences* 30, 379-390.
- Formaggio, A.R., Sanches, I.D.A., 2017. Sensoriamento remoto em agricultura. *Oficina de Textos*, São Paulo.
- Freire-Silva, J., Paz, Y.E., Lima-Silva, P.P., Pereira, J.A.S., Candeias, A.L.B., 2019. Índices de vegetação do sensoriamento remoto para processamento de imagens na faixa do visível (RGB). *Journal of Hyperspectral Remote Sensing* 9, 228-239.
- Galvêncio, J.D., Naue, C.R., 2020. Estimation of NDVI with visible images (RGB) obtained with drones. *Journal of Hyperspectral Remote Sensing* 9, 407-420.
- Galvêncio, J., Miranda, R.Q., Moura, M.S.B., Montenegro, S., 2022. ADIVA - Análise de Índice de Vegetação e Água. *Revista Brasileira de Geografia Física* 15, 1654-1659.
- Gomes, A., Queiroz, D.M.D., Valente, D.S., Pinto, F.D.A.D.C., Rosas, J.T., 2021. Comparing a single-sensor camera with a multisensor camera for monitoring coffee crop using Unmanned Aerial Vehicles. *Engenharia Agrícola* 41, 87-97.
- Ivushkin, K., Bartholomeus, H., Bregt, A.K., Pulatov, A., Franceschini, M.H., Kramer, H., Lood, E.N., Romand, V.J., Finkers, R., 2019. UAV based soil salinity assessment of cropland. *Geoderma* 338, 502-512.
- Liang, S., 2004. Quantitative remote sensing of land surfaces. Wiley Interscience, New Jersey.
- Liu, W.T.H., 2015. Aplicações de sensoriamento remoto. UNIDERP, Campo Grande.
- Meneses, P.R., Almeida, T., 2012. Introdução ao processamento de imagens de sensoriamento remoto. Universidade de Brasília, Brasília.
- Meneses, P.R., Netto, J.S.M., 2001. Sensoriamento remoto: reflectância dos alvos naturais. Universidade de Brasília, Brasília.
- Myneni, R.B., Nemani, R.R., Running, S.W., 1997. Estimation of global leaf area index and absorbed PAR using radiative transfer models. *IEEE Transaction Geoscience Remote Sensing* 35, 1380-1393.
- Rouse, J.W., Haas, R.H., Schell, J.A., Deering, D.W., 1973. Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS. *Earth Resources Technology Satellite- 1 Symposium*, NASA SP-351, 309-317.
- Sampaio, H.S., Bourscheidt, V., Sarracini, L.H., Jorge, L.D.C., Bettiol, G.M., Bernardi, A.D.C., 2020. Comparação entre Índices de Vegetação obtidos por imagens aéreas com Veículo Aéreo não Tripulado (VANT) e Satélite. *Revista Brasileira de Engenharia de Biosistemas* 14, 111-124.
- Santos, C.V.B., Baptista, G.M.M., Moura, M.S.B., 2017. Seasonality of Vegetation Indices in different land uses in the São Francisco Valley. *Journal of Hyperspectral Remote Sensing* 7, 158-167.
- Santos, C.V.B., Moura, M.S.B., Carvalho, H.F.S., Galvêncio, J.D., Miranda, R.Q., Nishiwaki, A.A.M., Montenegro, S.M.G.L., 2022. Avaliação do índice de área foliar e índice de área da planta em floresta seca utilizando modelos simplificados em imagens de alta resolução com o uso de VANT. *Journal of Hyperspectral Remote Sensing* 12, 109-123.
- Santos, C.V.B., Moura, M.S.B., Galvêncio, J.D., Carvalho, H.D.S., Miranda, R.D.Q., Montenegro, S.M.G.L., 2021. Comparação de imagens multiespectrais utilizando Satélites e VANT para a análise de mudanças estruturais em área de Floresta Seca. *Revista Brasileira de Geografia Física* 14, 2510-2522.

- Shiratsuchi, L.S., Brandão, Z.N., Vicente, L.E., Victoria, D.D.C., Ducati, J.R., De Oliveira, R.P., Vilela, M.D.F., 2014. Sensoriamento remoto: conceitos básicos e aplicações na agricultura de precisão, in: Bernardi, A.C.C, Naime, J.M., Resende, A.V., Bassoi, L.H., Inamasu, R.Y., Agricultura de precisão: resultados de um novo olhar. Embrapa, Brasília, 58-73.
- Sousa, H.L., 2018. Sensoriamento remoto com VANTs: uma nova possibilidade para a aquisição de geoinformações. Revista Brasileira de Geomática 5, 326.