

ÍNDICES DE VEGETAÇÃO NA PREDIÇÃO DE PRODUTIVIDADE DE SOJA

por

RÔMULO MOREIRA SILVA

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Bioenergia e Grãos do Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia Goiano - Campus Rio Verde, como parte dos requisitos para obtenção do grau de Mestre em Bioenergia e Grãos.

Rio Verde - GO

Fevereiro - 2022



SERVIÇO PÚBLICO FEDERAL
MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO
SECRETARIA DE EDUCAÇÃO PROFISSIONAL E TECNOLÓGICA
INSTITUTO FEDERAL DE EDUCAÇÃO, CIÊNCIA E TECNOLOGIA GOIANO

Documentos 91/2021 - NREPG-RV/CPG-RV/DPGPI-RV/CMPRV/IFGOIANO

ÍNDICES DE VEGETAÇÃO NA PREDIÇÃO DE PRODUTIVIDADE DA SOJA

Autor: Rômulo Moreira Silva
Orientador: Gustavo Castoldi

TITULAÇÃO: Mestre em Bioenergia e Grãos - Área de Concentração Agroenergia

APROVADA em 31 de agosto de 2021.

Prof.^a Dr.^a Darliane de Castro Santos
Avaliadora externa - IF Goiano / Polo
de Inovação

Prof. Dr. Alaerson Maia Geraldine
Avaliador interno - IF Goiano / Polo
de Inovação

Prof. Dr. Leonardo de Castro Santos
Avaliador interno - IF Goiano / Polo de
Inovação

Prof. Dr. Gustavo Castoldi
Presidente da Banca - IF Goiano /
Polo de Inovação

Documento assinado eletronicamente por:

- Leonardo de Castro Santos, PROFESSOR ENS BASICO TECN TECNOLOGICO, em 31/08/2021 17:37:49.
- Alaerson Maia Geraldine, PROFESSOR ENS BASICO TECN TECNOLOGICO, em 31/08/2021 17:31:00.
- Darliane de Castro Santos, PROFESSOR ENS BASICO TECN TECNOLOGICO, em 31/08/2021 17:30:51.
- Gustavo Castoldi, PROFESSOR ENS BASICO TECN TECNOLOGICO, em 31/08/2021 17:29:52.

Este documento foi emitido pelo SUAP em 23/08/2021. Para comprovar sua autenticidade, faça a leitura do QRCode ao lado ou acesse <https://suap.ifgoiano.edu.br/autenticar-documento/> e forneça os dados abaixo:

Código Verificador: 302265
Código de Autenticação: 46c4726236



INSTITUTO FEDERAL GOIANO
Campus Rio Verde
Rodovia Sul Goiana, Km 01, Zona Rural, None, RIO VERDE / GO, CEP 75901-970
(64) 3620-5600

Sistema desenvolvido pelo ICMC/USP
Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)
Sistema Integrado de Bibliotecas - Instituto Federal Goiano

S586i Silva, Rômulo Moreira
Índices de Vegetação na Predição de Produtividade
de Soja / Rômulo Moreira Silva; orientador Gustavo
Castoldi; co-orientador Leonardo de Castro Santos. --
Rio Verde, 2022.
35 p.

Dissertação (Mestrado em Programa de Pós-Graduação
em Bioenergia e Grãos) -- Instituto Federal Goiano,
Campus Rio Verde, 2022.

1. Correlação. 2. Experimentação. 3. Glycine max.
4. NDVI. 5. Safrinha. I. Castoldi, Gustavo, orient.
II. de Castro Santos, Leonardo, co-orient. III.
Título.

Responsável: Johnathan Pereira Alves Diniz - Bibliotecário-Documentalista CRB-1 nº2376



TERMO DE CIÊNCIA E DE AUTORIZAÇÃO PARA DISPONIBILIZAR PRODUÇÕES TÉCNICO-CIENTÍFICAS NO REPOSITÓRIO INSTITUCIONAL DO IF GOIANO

Com base no disposto na Lei Federal nº 9.610, de 19 de fevereiro de 1998, AUTORIZO o Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia Goiano a disponibilizar gratuitamente o documento em formato digital no Repositório Institucional do IF Goiano (RIIF Goiano), sem ressarcimento de direitos autorais, conforme permissão assinada abaixo, para fins de leitura, download e impressão, a título de divulgação da produção técnico-científica no IF Goiano.

IDENTIFICAÇÃO DA PRODUÇÃO TÉCNICO-CIENTÍFICA

- | | |
|--|---|
| <input type="checkbox"/> Tese (doutorado) | <input type="checkbox"/> Artigo científico |
| <input checked="" type="checkbox"/> Dissertação (mestrado) | <input type="checkbox"/> Capítulo de livro |
| <input type="checkbox"/> Monografia (especialização) | <input type="checkbox"/> Livro |
| <input type="checkbox"/> TCC (graduação) | <input type="checkbox"/> Trabalho apresentado em evento |

Produto técnico e educacional - Tipo:

Nome completo do autor:
Rômulo Moreira Silva

Matrícula:
2019202331540051

Título do trabalho:
Índices de vegetação na predição de produtividade da soja

RESTRIÇÕES DE ACESSO AO DOCUMENTO

Documento confidencial: Não Sim, justifique:

Informe a data que poderá ser disponibilizado no RIIF Goiano: 25 / 02 / 2022

- O documento está sujeito a registro de patente? Sim Não
O documento pode vir a ser publicado como livro? Sim Não

DECLARAÇÃO DE DISTRIBUIÇÃO NÃO-EXCLUSIVA

O(a) referido(a) autor(a) declara:

- Que o documento é seu trabalho original, detém os direitos autorais da produção técnico-científica e não infringe os direitos de qualquer outra pessoa ou entidade;
- Que obteve autorização de quaisquer materiais inclusos no documento do qual não detém os direitos de autoria, para conceder ao Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia Goiano os direitos requeridos e que este material cujos direitos autorais são de terceiros, estão claramente identificados e reconhecidos no texto ou conteúdo do documento entregue;
- Que cumpriu quaisquer obrigações exigidas por contrato ou acordo, caso o documento entregue seja baseado em trabalho financiado ou apoiado por outra instituição que não o Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia Goiano.

Rio Verde, Goiás
Local

25 / 02 / 2022
Data

Rômulo Moreira Silva

Assinatura do autor e/ou detentor dos direitos autorais

Ciente e de acordo:

Justavo Castaldi

Assinatura do(a) orientador(a)

ÍNDICES DE VEGETAÇÃO NA PREDIÇÃO DE PRODUTIVIDADE DE SOJA

por

RÔMULO MOREIRA SILVA

Comitê de Orientação:

Prof. Dr. Gustavo Castoldi - IFGoiano Polo de Inovação

Prof. Dr. Leonardo de Castro Santos - IFGoiano Polo de Inovação

DEDICATÓRIA

Dedico esse trabalho a Deus, meus pais Jaime e Marina, meu irmão Estenio, minha noiva Dêmily, meu avô Jaime e minhas avós Antônia, Maria e Estêvão (*in memoriam*), de todo meu coração são as pessoas mais importantes em minha vida.

AGRADECIMENTOS

Aos meus pais Jaime e Marina, que sempre me apoiaram e deram forças para continuar conquistando meus objetivos e me motivam a ser uma pessoa melhor a cada dia. Ao meu avô Jaime pela sabedoria repassada em todas nossas conversas, e a todos meus familiares.

Ao meu irmão Estenio, pelo apoio incondicional desde a época da graduação, sempre tendo tempo para me aconselhar, ensinar e ajudar a direcionar pelo melhor caminho a ser seguido. Também à minha cunhada que sempre esteve pronta para ajudar no que fosse necessário.

À minha noiva e futura esposa Dêmily, que participou direta e indiretamente de todo o período do mestrado, dando apoio emocional e psicológico fundamentais para superar as dificuldades do dia a dia.

Ao meu orientador professor Gustavo, pelas orientações, apoio e conhecimento transmitido ao longo desses 2 anos.

Ao meu coorientador professor Leonardo, pela presteza, suporte, conhecimento e orientações dadas ao longo de todo mestrado.

Ao professor Alaerson e professora Darliane, por todo apoio, orientação, ensinamentos transmitidos durante todo esse tempo e pela confiança que foi depositada em mim, minha eterna gratidão.

Ao professor Tavvs, pela confiança e parceria em 2 anos de projeto EMBRAPPII, sucesso!

Ao meu amigo Aldo, que foi um dos que deram suporte durante meu período de mudança e adaptação em Rio Verde.

Aos colegas dos laboratórios que serei eternamente grato pela amizade ao longo desse tempo, sendo alguns deles: Iara, Priscila Batista, João Gabriel, Pedro Paulo, Leandro, Gabriel Castoldi, Gabriel Jesus, Lucas, Emanuel, Eide, Eugenio, Jéssica, Mylena, Autielis, Linconl, Pedro Bitencourt, Gustavo, Thamires, Thomas, Victor, Bruno.

A todo corpo docente do Programa de Pós-graduação em Bioenergia e Grãos, em nome da professora Renata, muito obrigado pelas experiências incríveis que estive participando das disciplinas, aulas práticas, visitas técnicas, meu muito obrigado.

Ao Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia Goiano, Campus Rio Verde, por todo suporte e estrutura que possibilitou a realização de um sonho.

Ao polo EMBRAPPII, pela bolsa de pesquisa que me ajudou bastante na minha permanência em Rio Verde/GO e auxiliando no custeio das demais despesas que tive durante o mestrado.

Ao Polo de Inovação, pelo fornecimento dos equipamentos e insumos extremamente necessários para a condução desse trabalho. Também pela estrutura cedida para que pudesse estudar/trabalhar/innovar todos os dias durante os 24 meses do mestrado.

Aos demais servidores do IF Goiano, em nome do servidor José que direta e indiretamente contribuíram para chegar ao final de mais um ciclo acadêmico.

Aos funcionários terceirizados em nome da Corina, Luca e Welisson, que sempre prestaram um trabalho admirável e impecável, além de serem meus amigos.

Obrigado a todos por terem contribuído significativamente em minha vida pessoal/profissional, que Deus os abençoe sempre.

SUMÁRIO

	Página
RESUMO	1
ABSTRACT	3
1. INTRODUÇÃO	5
2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	7
2.1 História do Sensoriamento Remoto	7
2.2 Satélites.....	7
2.2.1 História dos satélites	7
2.2.2 Satélites voltados para a Agricultura	8
2.3 Sensores	8
2.3.1 Sensores utilizados para Agricultura.....	8
2.3.2 Tipos de Resolução	10
2.4 Processamento de Imagens	12
2.4.1 Aspectos gerais	12
2.5 Drones.....	12
2.5.1 Modelos utilizados atualmente.....	13
2.5.2 Vantagens e desvantagens desse equipamento	14
2.5.3 Capacidade operacional atual.....	14
3. MATERIAL E MÉTODOS	16
3.1 Área experimental e obtenção dos dados.....	16
3.1.1 Avaliação da safra 2018/2019.....	17
3.1.2 Avaliação da safra 2019/2020.....	18
3.1.3 Avaliação da safra 2020/2021	18
3.2 Coleta de dados.....	18
3.3 Metodologia dos voos.....	19
3.4 Cálculo índice NDVI.....	20
3.5 Análise estatística	21
4. RESULTADOS E DISCUSSÃO	22
5. CONCLUSÃO	29
6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	31

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Descrição dos tratamentos avaliados como opções de segunda safra.....	17
Tabela 2. Correlações lineares de Pearson entre os parâmetros soma, média e mediana de NDVI versus a produtividade de grãos de soja obtidos na safra 2018/2019, sob efeito de diferentes sistemas de segunda safra. Rio Verde, Goiás, 2019.....	22
Tabela 3. Correlações lineares de Pearson entre o parâmetro soma de NDVI versus a produtividade de grãos de soja obtidos na safra 2018/2019, testando diferentes estádios fenológico, antecedido por diferentes alternativas de sistemas para segunda safra. Rio Verde, Goiás, 2019.....	24
Tabela 4. Correlações lineares de Pearson entre os parâmetros soma, média e mediana de NDVI versus a produtividade de grãos de soja obtidos na safra 2019/2020, sob efeito de diferentes sistemas de segunda safra. Rio Verde, Goiás, 2019.....	25
Tabela 5. Correlações lineares de Pearson entre o parâmetro soma de NDVI versus a produtividade de grãos de soja obtidos na safra 2019/2020, testando diferentes estádios fenológico, antecedido por diferentes alternativas de sistemas para segunda safra. Rio Verde, Goiás, 2019.....	27
Tabela 6. Correlações lineares de Pearson entre os parâmetros soma, média e mediana de NDVI versus a produtividade de grãos de soja obtidos na safra 2020/2021, obtidas sob efeito de três anos consecutivos de diferentes sistemas de segunda safra. Rio Verde, Goiás, 2021.....	28
Tabela 7. Correlações lineares de Pearson entre o parâmetro soma de NDVI versus a produtividade de grãos de soja obtidos na safra 2020/2021, testando diferentes alturas de voo aos sistemas de segunda safra. Rio Verde, Goiás, 2021.....	29

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Área experimental sobrevoada e amostragens realizadas durante os anos 2018/2019 e 2021, na estação experimental do GAPES, Rio Verde/GO.....	16
Figura 2. Linha do tempo dos voos realizados, estágio fenológico e período.....	20
Figura 3. Exemplo do resultado do cálculo de NDVI no software QGis.....	21

ÍNDICES DE VEGETAÇÃO NA PREDIÇÃO DE PRODUTIVIDADE DE SOJA

por

RÔMULO MOREIRA SILVA

Sob Orientação do Professor Dr. Gustavo Castoldi - IFGoiano Polo de Inovação

RESUMO

A revolução 4.0 está direcionando para que o agronegócio empregue mais tecnologia para auxiliar o manejo dos cultivos agrícolas. A utilização de drones para imageamento proporciona nova perspectiva da saúde das plantas, permitindo verificar falhas e manchas que não são observadas do solo. Dessa forma, este trabalho objetivou avaliar a capacidade de correlacionar a produtividade de soja obtida com o imageamento prévio da cultura, sob efeitos de diferentes alternativas de segunda safra antecedente ao cultivo de soja. Foi utilizado um drone com câmera multiespectral embarcada, realizando voos durante a safra 2018/2019 e 2021 em uma estação experimental na cidade de Rio Verde, GO. Os voos foram realizados em quatro estádios fenológicos da soja (R3, R5, R6 e R7) e sete estádios fenológicos do milho e outras plantas de cobertura (V1, V3, V7, V8, R1, R4 e R6) e a diferentes alturas no primeira, segunda e terceira safra, respectivamente. O delineamento experimental foi em faixas, dispondo os tratamentos em faixas, totalizando 14 tratamentos e 12 repetições, somando 168 parcelas amostrais de 3 m². Os resultados obtidos para o índice de NDVI (soma, média e mediana) foram avaliados em relação a produtividade de soja corrigida pelo método da correlação linear de Pearson ao nível de 1 e 5% de probabilidade pelo teste F. Os resultados

obtidos demonstram sinais de capacidade de uso da tecnologia para prever a produtividade da soja. Entretanto, os sistemas de segunda safra que antecede, altura do voo, estágio fenológico, e momento do voo (Safra ou safrinha) influenciam diretamente na resposta. Conclui-se que, há necessidade de refinamento nos parâmetros para uso das imagens na experimentação agrícola, com propósito de obter correlações robustas por meio do imageamento.

PALAVRAS-CHAVE: *Brachiaria*, correlação, crotalaria, experimentação, milho, *Glycine max*, NDVI, safrinha.

VEGETATION INDEXES IN THE PREDICTION OF SOYBEAN PRODUCTIVITY

by

RÔMULO MOREIRA SILVA

Under the adviser of Professor Dr. Gustavo Castoldi - IF Goiano Polo de Inovação

ABSTRACT

Revolution 4.0 is directing agribusiness to employ more technology to help manage agricultural crops. The use of drones for imaging offers a new perspective on plant health, turning possible to verify flaws and spots that are not observed in the soil. Thus, this work aimed to evaluate the ability to correlate soybean yield obtained with previous crop imaging, under the effects of different second crop alternatives prior to soybean cultivation. A drone with onboard multispectral camera was used, flying during a 2018/2019, 2019/2020 and 2020/2021 harvest at an experimental station in the city of Rio Verde, GO. The flights were carried out in four phenological stages of soybean (R3, R5, R6 and R7) and seven phenological stages of corn and other cover crops (V1, V3, V7, V8, R1, R4 and R6) at different heights in the first, second and third harvest, respectively. The experimental design was in DC, arranging treatments in strips, totaling 14 treatments and 12 replications, totaling 168 sample plots of 3 m². The results obtained for the NDVI index (sum, mean and median) were evaluated in relation to soybean yield corrected by the Pearson linear correlation method at the level of 1 and 5% probability by the F test. The results obtained show signs of ability to use technology to predict soybean yield. However, the second harvest systems that proceed,

height of flight, phenological stage, and time of flight (harvest or off-season) directly influence the response. It is concluded that there is a need of refinement in the parameters to use the images in agricultural experimentation, to obtain robust correlations through imaging.

KEY WORDS: *Brachiaria*, correlation, rattlebox, experimentation, corn, *Glycine max*, NDVI, off-season.

1. INTRODUÇÃO

O Brasil é um dos países com maior produção de cereais no mundo (Yu *et al.* 2019), o equilíbrio em expansão e otimização de áreas cultiváveis e incrementos na produtividade são responsáveis pelo aumento da produção agrícola e minimizadores dos efeitos ambientais (Abdi *et al.* 2021) considerado um dos caminhos para a produção sustentável.

Os sistemas agrícolas são alicerces na alimentação mundial e muitos fatores ameaçam a produtividade das culturas, sejam por ações humanas, como a degradação da terra ou por fatores antropogênicos (Prevalie *et al.* 2021). Para as culturas de soja (*Glycine max*) e milho (*Zea mais*), garantir a produtividade máxima dessas monoculturas é fundamental para economia do país (Conab 2021), não sendo suficiente apenas o aumento em áreas para cultivo, mas, atentar-se a fatores que reduzem o potencial produtivo como manejo empregado, características físicas e químicas do solo, controle de pragas e doenças (Agussabti *et al.* 2020).

O uso de imageamento para agricultura permite possibilidades inúmeras, permitindo o produtor ter tomadas de decisões mais assertivas, com muitas informações que se bem aplicadas podem reduzir o custo de produção.

Grande demanda por tecnologia vem aumentando ano após ano, sendo de fato amplamente utilizada por todos os setores produtivos estabelecidos, atualmente no país e no mundo (Tao *et al.* 2021). Essas tecnologias são essenciais para que produções agrícolas, por exemplo, tenham aumento de produtividade por meio de decisões mais assertivas e com menor margem de erros pelos gestores (Mao *et al.* 2021).

O sensoriamento remoto veio para facilitar as atividades tanto na zona urbana quanto na zona rural, além de ser uma forma econômica de mapear grandes áreas (Valle Júnior *et al.* 2019). Hodiernamente, diversas soluções estão sendo desenvolvidas para inúmeros setores agropecuários (Pauschinger & Klauser 2021), que possibilitou aumento bilionário no mercado global. Técnicas do sensoriamento remoto têm grande potencial para caracterização da

produtividade baseados nos atributos biofísicos de cultivos ou solos (Liaghat & Balasundram 2010).

O Índice de Vegetação com Diferença Normalizada (NDVI) vem sendo utilizado em estudos de monitoramento de culturas, ressalta-se que alguns fatores impactam sobre os índices do NDVI, como as mudanças climáticas e os fatores antropogênicos (Piedallu *et al.* 2019), nutricional (Li *et al.* 2020), efeitos residuais das culturas antecessoras (Recuero *et al.* 2019), espécies avaliadas (Tenreiro *et al.* 2021) e as inúmeras interações possíveis da combinação dos fatores envolvidos no processo produtivo (Ouzemou *et al.* 2018).

Assim, objetivou-se avaliar a capacidade de correlacionar a produtividade de soja obtida com o NDVI obtido por imageamento prévio da cultura, sob efeitos de diferentes alternativas de segunda safra antecedente ao cultivo da soja.

2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 História do Sensoriamento Remoto

A história do sensoriamento pode ser dividida em dois períodos: o primeiro entre 1860 e 1960, que era baseado na utilização de fotografias aéreas (Mboga *et al.* 2020), e de 1960 até os dias atuais, caracterizado pela multiplicidade de sistemas e sensores. Segundo Meneses e Almeida (2012), o sensoriamento remoto é “a ciência que visa o desenvolvimento da obtenção das interações da radiação eletromagnética com os materiais terrestres”.

Há evolução nos sensores desenvolvidos durante os últimos anos pensando em classificação agrônômica, tendo grande variedade de equipamentos com aplicações diversas (Singh & Singh 2020). Foram surgindo sensores adaptados para captar o infravermelho, que era uma câmera RGB com filtro específico para o espectro desse comprimento de onda vinda do sol (Zefri *et al.* 2021), com o passar do tempo as câmeras multiespectrais foram sendo introduzidas no portfólio de soluções tecnológicas utilizadas atualmente (Svensgaard *et al.* 2021).

Existe grande quantidade de tipos e diferentes sensores espectrais no mercado seja voltado para grande resolução na imagem, ou até mesmo respostas espectrais específicas, cada uma tem uma particularidade e vantagens e desvantagens para cada modelo.

2.2 Satélites

2.2.1 História dos satélites

Próximo do fim do século XIX, algumas técnicas de fotografias recentes já estavam disponíveis para a aquisição pelas pessoas (Raffo & Morato 2009). Entre a Primeira e Segunda Guerra Mundial, aviões foram usados para tirar fotografias da superfície da terra. As técnicas foram aplicadas principalmente para aerolevanteamento de recursos naturais, sendo eles: levantamento topográficos, atividades agrícolas, levantamento de florestas e formações geológicas, a fim de entender sobre como eram os solos séculos atrás (Pinto Júnior 2019). O

aumento da demanda por fotografias aéreas fizeram com que essa área estivesse em constante evolução. Especialmente durante a segunda guerra mundial, algumas técnicas novas foram empregadas, como por exemplo as bandas do infravermelho e do radar de micro-onda, sendo que a utilização do sensor radiométrico capaz de detectar pequenos sinais de radiação eletromagnética, armazenando os dados em um computador que cumpria o que eles prometiam.

2.2.2 Satélites voltados para a Agricultura

Os satélites auxiliam no monitoramento de toda superfície terrestre abrangendo diversas aplicações e linhas de pesquisa, comunicação e análises temporal, espacial, espectral e radiométrica, oferecendo uma perspectiva de visão única (Nguyen *et al.* 2020).

A agricultura vem se beneficiando do uso de imagens de satélites para melhor o manejo de suas lavouras, através da obtenção de imagens que mostram como está a saúde das plantas, permitindo que os produtores consigam ter uma tomada de decisão mais assertiva.

2.3 Sensores

Sensores embarcados tanto em satélites quanto em VANTs promovem nova perspectiva do mundo. A gama de possibilidades é imensa e há alguns anos essa ferramenta auxilia em diversas atividades com informações via imageamento, exercendo papel importante na evolução em várias áreas no mundo (Kumar *et al.* 2021).

2.3.1 Sensores utilizados para Agricultura

No início, os equipamentos fabricados não foram amplamente aceitos e utilizados, em virtude do tamanho e, portanto, da dificuldade de transporte. As empresas que lideravam esse segmento foram à falência, porque não possuíam equipamentos de fácil acoplamento em aeronaves e de difícil utilização.

Os sensores atuais são compactos e leves, como a câmera multiespectral Sequoia, fabricada pela Parrot, com quatro sensores monocromáticos com 1.2 megapixel e as bandas espectrais, sendo elas: verde (550nm - 40nm Bandwidth), vermelho (660nm - 40 Bandwidth), Red Edge (735nm - 10nm Bandwidth), infravermelho (790nm - 40nm Bandwidth) e um sensor RGB com 16 megapixel, além do sensor de luminosidade para correções de sombreamento na utilização (Kopačková-Strnadová *et al.* 2021). Segundo Olsson e colaboradores (2021) esse sensor permite mapeamento de alta resolução, porém é limitante na correção radiométrica das imagens, além da sensibilidade da câmera a temperaturas e interferências atmosféricas.

A câmera Quad Multispectral Sensor, fabricada pela Sentera, pode ser configurada de diversas formas e já vem integrada ao drone, como por exemplo DJI Inspire 2. Na utilização desse sensor para calcular índices de vegetação, recomenda-se seguir as instruções da câmera (Kurbanov & Zakharova 2020), a saber: 1 sensor RGB com 1.2 megapixel e 7 sensores monocromáticos com 1.2 megapixel e as bandas espectrais sendo, verde (586nm - 40nm Bandwidth), vermelho (615nm - 40 Bandwidth), vermelho (661nm - 40nm Bandwidth), red edge (775nm - 25nm Bandwidth), infra-vermelho (825nm - 25nm Bandwidth), vermelho + infra-vermelho (R NIR), red edge + infravermelho (RE NIR).

A câmera Altum, fabricada pela Micasense, captura 6 bandas espectrais com 3.2 megapixel sendo eles: azul (475nm - 32nm Bandwidth), verde (560nm - 27nm Bandwidth), vermelho (668nm - 16nm Bandwidth), vermelho limítrofe (717nm - 12nm Bandwidth), infravermelho próximo (842nm - 57nm Bandwidth) e térmica (11 μ m) tendo como vantagem a boa resolução espacial melhorando a autonomia dos voos com altitudes superiores, porém como desvantagem podendo citar seu peso total chegando a 406,5 gramas, fator que limita na escolha do equipamento.

Já a câmera hiperespectral Nano-Hyperspec, fabricada pela Headwall, é um equipamento mais complexo e oferece soluções superiores a qualquer outra categoria de sensor já fabricado

atualmente, com captura de largura da banda entre 400-1000nm, com 640 bandas espaciais, 270 bandas espectrais, taxa máxima de quadros alcançável de 350 Hz, memória interna de 480 Gigabytes (Gb) podendo armazenar dados de até 130 minutos de voo. Ainda não existem muitas pesquisas realizadas com essa categoria de sensores, que ainda está sendo estudada.

Sensores LiDAR, ou Light Detection and Ranging (Detecção de Luz e Alcance) é um sensor remoto ativo a bordo de plataformas (tripuladas ou não tripuladas) e um método direto de captura de dados, ele possui sua própria fonte de energia, sendo uma fonte de luz utilizada o laser, funcionando na forma de emissão de feixes de laser na banda do infravermelho próximo (IV) e é capaz de modelar a superfície do terreno tridimensionalmente. Esse sensor, permite gerar produtos como por exemplo o DSM ou Digital Surface Model (Modelo Digital de Superfície) representando o terreno que foi sobrevoado. Permite escanear a área de interesse com detalhes e precisão centimétrica, reconstruindo uma imagem tridimensional para análises e avaliação de determinada característica de estruturas, geralmente, como por exemplo, ver se os galhos das árvores estão próximo de redes de alta tensão, permitindo que ocorra a poda de forma assertiva sem necessidade de monitoramento visual para que ocorra essa tomada de decisão.

2.3.2 Tipos de Resolução

2.3.2.1 Resolução espectral

A obtenção simultânea de imagens em múltiplas bandas espectrais é uma das principais características de sensores imageadores, quando se refere ao sensoriamento remoto. Envolvendo ao menos três parâmetros de medida, o termo resolução espectral, tendo: o número de bandas que o sensor possui; a disposição que as bandas estão situadas no espectro eletromagnético e por último, a largura em comprimento de onda das bandas. Observando a comparação entre eles para que o sensor tenha melhor resolução espectral, ele precisará ter

mais bandas situadas em diferentes regiões espectrais, e com larguras estreitas de comprimentos de onda (Meneses & Almeida 2012).

Segundo Zhao e colaboradores (2020), embora esse tipo de resolução associada a espacial seja bastante utilizada e com classificações finas, há desafios a serem aprimorados, como bandas contaminadas com ruídos severo, distribuição heterogênea da informação espectral discriminativa e a variabilidade espectral das culturas.

2.3.2.2 Resolução espacial

Individualmente, o tamanho da área imageada representa importante propriedade da imagem em qualquer tipo de sensor (Zhao *et al.* 2020), sendo essa classificada como resolução espacial. Sua relevância consiste, primordialmente, em determinar o tamanho de pequenos objetos identificados em uma imagem, quando associada a outras resoluções, como a espectral e temporal fornecem maior confiabilidade nos dados de sensoriamento (Zhang *et al.* 2019).

2.3.2.3 Resolução temporal

A resolução temporal indica com qual frequência o sensor revisita uma área e quantas imagens conseguirá capturar durante seu tempo de funcionamento. Essa possibilidade está associada aos satélites de sensoriamento remoto que executam órbita heliossíncrona, particularidade característica de uma órbita semipolar. O plano de órbita é sempre fixo e ortogonal no sentido de rotação da Terra (Zhang *et al.* 2020). Dessa forma, os satélites passam pelo mesmo ponto da superfície terrestre no mesmo momento. Sowden e colaboradores (2019), também utilizaram essa resolução para monitoramento da qualidade do ar.

2.3.2.4 Resolução radiométrica

Já a resolução radiométrica é comumente associada aos dados de sensoriamento remoto multiespectral para melhor interpretação dos dados (Aisabokhae & Osazuwa 2021), é

denominada através da medida dos detectores da intensidade de radiância da área de cada pixel. Quanto maior for a capacidade do detector de medir as diferenças de intensidade nos níveis de radiância, maior será a resolução radiométrica. Dessa forma, define-se o número de níveis de radiância que o dispositivo poderá identificar. Conforme é a intensidade de radiação para entrada no sensor, assim, na saída correspondente é convertida eletronicamente em um número digital (Meneses & Almeida 2012).

2.4 Processamento de Imagens

2.4.1 Aspectos gerais

O processamento de imagens é um processo fundamental para obtenção do produto que se utiliza para extrair informações com dados geográficos, denominada ortomosaico (Puniach *et al.* 2021). O ortomosaico é a combinação de todas as imagens obtidas de um determinado voo, gerando uma única imagem com dados de geolocalização fornecendo as informações necessárias para que seja possível fazer a correção dessa imagem, detalhes sobre tamanho da área, mapas de produtividade, modelo digital de superfície para a geração de curvas de nível, dentre outras aplicações possíveis.

A geração de ortomosaicos se torna cada vez mais importante para interpretação de dados e para apresentações de resultados, seja de um experimento a campo ou até mesmo para facilitar o planejamento e manejo das propriedades agrícolas.

2.5 Drones

Drones começaram a ser construídos com finalidade militar, e, posteriormente foi direcionado para o mercado de consumidores (VACCA e ONISHI, 2017). A inspiração para a invenção dos drones, baseou-se na bomba do tipo V-1 construída pela Alemanha durante a Segunda Guerra Mundial. O principal modelo utilizado como base para os equipamentos que se conhece hoje foi desenvolvido pelo engenheiro espacial israelita Abraham (Abe) Karem,

em 1977. Eram necessárias 30 pessoas para operar o drone, após melhorias alcançadas tempos depois, ele se tornou operacional com uma equipe de apenas três pessoas e com autonomia de aproximadamente 56 horas de voo, sem carregar as baterias.

No Brasil, o primeiro VANT registrado no país foi o modelo BQM1BR, produzido pela Companhia Brasileira de Tratores (CBT), sendo movido a jato o protótipo com o objetivo de servir de alvo aéreo, sendo o primeiro voo realizado em 1983 (PERES, 2015).

2.5.1 Modelos utilizados atualmente

Existem vários modelos de drones e cada um tem finalidade e utilização específica, sendo para mapear pequenas e grandes áreas (Hovhannisyán *et al.* 2018), pulverizadores (Klauser & Pauschinger 2021), amostragem de solos (Huuskonen & Oksanen 2018) filmagens amadoras e profissionais (Giones & Brem 2017), embarcar modernos sensores como o LiDAR (sensor de detecção e alcance de luz).

Dentro desses modelos podendo citar o DJI Phantom 4, para exemplificar um drone popular que consumidores não profissionais adquirem para realizar voos recreativos, possuindo sensor de 20.1 Megapixel (Mp) e autonomia próxima dos 25 minutos e velocidade máxima de 72 km/h. As imagens são equivalentes aos drones profissionais, perdendo apenas no quesito de estabilidade, materiais de construção, resistência e outros aspectos. Já o DJI Inspire 2, é um drone da linha empresarial utilizado em diversos segmentos, como cinema, filmagens profissionais, mapeamento com sensores multiespectrais sendo ele capaz de carregar aproximadamente 800 gramas e chegar a incríveis 94 km/h. Existem alguns drones mais robustos e que carregam sensores ainda maiores e mais pesados, como por exemplo o DJI Matrice 300 e DJI Matrice 600, que conseguem embarcar grandes câmeras, porém com autonomia limitada, por causa do peso de decolagem.

Drones maiores estão sendo construídos para atender as mais diversas demandas da indústria cinematográfica, de inspeção de estruturas ou até mesmo drones para o transporte de

pessoas, iniciando uma nova era dos meios de transportes individuais. No futuro próximo haverá possibilidade de voar sem dificuldades, haja vista o investimento maciço nessa área de veículos de transporte aéreo de baixa altitude.

2.5.2 Vantagens e desvantagens desse equipamento

Dentre as vantagens que se tem na utilização dos drones em diversos serviços estão: capacidade de voar sobre locais específicos a qualquer momento; maior resolução espacial quando comparado a satélites gratuitos; capacidade e monitoramento de determinadas áreas com resolução temporal superior aos satélites; voa abaixo das nuvens, possibilitando trabalhos a qualquer tempo, apenas com restrição a fortes ventos e chuva; existe a possibilidade de corrigir o voo caso não apresente os resultados esperados; pulverização de defensivos agrícolas em locais que antes só era possível a pulverização manual e de difícil acesso; visão plena da propriedade do ponto de vista aéreo, possibilitando planejamento mais assertivo e preciso, sem distorções ocasionados pelo olho humano; locações de curvas de nível e análise completa do relevo da área mapeada.

Os méritos da utilização de drones para inúmeras atividades é indiscutível, embora alguns pontos na utilização desses equipamentos precisam ser observados, o mal uso pelo operante pode causar ferimentos e danos a pessoas e propriedades (Ayamga *et al.* 2021), alto custo para manutenção, em épocas chuvosas a capacidade operacional é altamente restrita, tolerância a altas temperaturas dos trópicos diminui a vida útil das baterias reduzindo consideravelmente a quantidade de ciclos de carga e a autonomia, na maioria dos casos é bastante limitada, impedindo o mapeamento de grandes áreas com poucas baterias.

2.5.3 Capacidade operacional atual

A capacidade desses equipamentos atualmente se torna um diferencial por causa da possibilidade de monitoramento constante da área de interesse, seja ambiental, pastagem,

lavoura ou cultivos específicos como por exemplo parreirais. Alguns modelos já são compatíveis com operação simultânea de cinco equipamentos, com apenas um piloto acompanhando todas as informações através do tablet acoplado no controle remoto, nesse exemplo citado seriam drones da DJI linha de drones pulverizadores (Hovhannisyan *et al.* 2018).

Existem outros projetos em andamento e investimentos maciços nessa área que está em exponencial crescimento e as aplicações estão aumentando cada dia mais, com drones empregados na inspeção de estruturas, inspeção de painéis solares, mapeamento 3D de estruturas construídas, mapeamento de áreas cultivadas, florestas, levantamento de fauna, flora, dentre várias funções que hoje se tornam cada vez mais essenciais para um trabalho considerado de qualidade e com rapidez dos resultados (Ayamga *et al.* 2021).

3. MATERIAL E MÉTODOS

3.1 Área experimental e obtenção dos dados

Os voos foram realizados durante as safras de soja 2018/2019 e 2021, na estação experimental do Grupo Associado de Pesquisa do Sudoeste Goiano - GAPES, localizado em Rio Verde - GO (17°52'06.43"S, 50°55'37.34"O), área destinada a pesquisa com aproximadamente 2,5 hectares (157 x 157 metros) (Figura 1).

Os tratamentos avaliados foram: T1 - Milho; T2 - Milho + *Brachiaria ruziziensis*; T3 - *Brachiaria ruziziensis*; T4 - Sorgo + *Brachiria ruziziensis*; T5 - Sorgo; T6 - Milho + *Brachiaria brizantha* cv. Marandu; T7 - *Brachiaria brizantha* cv. Marandu; T8 - Milho + *Brachiaria brizantha* cv. BRS Paiguás; T9 - *Brachiaria brizantha* cv. Paiguás; T10 - Girassol + *Brachiaria ruziziensis*; T11 - *Crotalaria spectabilis*; T12 - Milheto; T13 - MIX (milheto + *C. spectabilis* + *B. ruziziensis*); T14 - Área em pousio (Tabela 1).



Figura 1. Área experimental sobrevoada e amostragens realizadas durante os anos 2018/2019 e 2021, na estação experimental do GAPES, Rio Verde/GO.

Os tratamentos foram implantados em faixas distribuídas de forma aleatória na área, totalizando 14 tratamentos e 12 repetições, somando 168 parcelas amostrais, descritos na tabela 1. Os tratamentos foram compostos por diferentes alternativas de segunda safra (“safrinha”) destinados a compor portfólio de sucessão da soja, como cultura principal. A área amostral foi de 3 m² sendo 2 linhas de 3 metros de soja, como está representado na figura 1. Com auxílio do software livre QGIS versão 3.18 foram desenhados os polígonos (shape files) para realizar o cálculo para NDVI na camada raster (vetorial) para cada um dos voos. O software ArcGIS Pro versão 2.5 foi utilizado para o georreferenciamento dos voos, haja vista que existe erro de localização entre as bandas do sensor.

Tabela 1. Descrição dos tratamentos avaliados como opções de segunda safra.

Tratamentos	Nomenclatura
Milho	T1
Milho + <i>Brachiaria ruziziensis</i>	T2
<i>Brachiaria ruziziensis</i>	T3
Sorgo + <i>Brachiaria ruziziensis</i>	T4
Sorgo	T5
Milho + <i>Brachiaria brizantha</i> cv. Marandu	T6
<i>Brachiaria brizantha</i> cv. Marandu	T7
Milho + <i>Brachiaria brizantha</i> cv. BRS	T8
Paiguás	T9
<i>Brachiaria brizantha</i> cv. Paiaguás	T9
Girassol + <i>Brachiaria ruziziensis</i>	T10
<i>Crotalaria spectabilis</i>	T11
Milheto	T12
MIX (Milheto + <i>C. spectabilis</i> + <i>B. ruziziensis</i>)	T13
Área em pousio	T14

3.1.1 Avaliação da safra 2018/2019

O ensaio iniciou com a implantação dos tratamentos (opções de segunda safra) em 13-03-2018. Passada a entressafra, a área foi dessecada em 19-09-2018 com 2,5 L/ha de glifosato

para implantar a cultura principal (soja) com objetivo de observar os efeitos das diferentes opções de segunda safra sobre a correlação entre a produtividade e índices de imageamento obtidos.

Em 19-10-2018, semeou-se o cultivar de soja SYN 15640 IPRO sob espaçamento de 0,50 m entre linhas e densidade populacional de 400 mil plantas por hectare.

Avaliou-se a correlação entre a produtividade de soja obtida no 1º ano e os índices de NDVI dos voos realizados durante o desenvolvimento da cultura.

3.1.2 Avaliação da safra 2019/2020

Avaliou-se a correlação da produtividade obtida na soja colhida em 2020 e os padrões de NDVI determinados nas diferentes alternativas de segunda safra em 2019, semeadas após a colheita do primeiro ano de soja. Utilizou-se como referência o estágio fenológico da cultura do milho. Ou seja, nesta safra o objetivo foi avaliar a correlação dos índices de NDVI e a produtividade obtida na soja cultivada em sequência (2º ano).

3.1.3 Avaliação da safra 2020/2021

Na safra 2020/2021 foram realizadas avaliações sob diferentes alturas de voos com objetivo de avaliar as respostas e conseqüentemente a correlação entre a produtividade da soja no 3º ano em relação ao índice de NDVI obtido por imageamento via VANT.

3.2 Coleta de dados

As produtividades foram obtidas por meio de 12 amostras de 3 m² coletadas em cada tratamento. As plantas foram trilhadas, limpas e determinada a umidade. De posse destes resultados, determinou-se a produtividade de grãos corrigida (kg/ha)

Na coleta de dados de imageamento, realizou-se voos com o drone DJI® Inspire 2, equipado com sensor multiespectral Sentera® Dual Quad-Sensor capaz de captar os seguintes

comprimentos de onda, em nanômetros (nm): verde (586 nm), vermelho limítrofe (615 nm), vermelho (661 nm), borda vermelha, Red Edge (775 nm), vermelho, verde e azul (RGB) infravermelho próximo, NIR (825 nm), vermelho + infravermelho (RNIR) e borda do vermelho + infravermelho (RENIR). Os voos foram realizados com tempo totalmente nublado e sem vento, sendo o padrão aplicado são voos sem nuvens ou nublado e sem vento, para obter o melhor resultado possível.

3.3 Metodologia dos voos

Dos voos analisados da safra 2018/2019 foram selecionados apenas os de 150 metros de altura, a fim de padronizar o tamanho o pixel em 13,2 centímetros (cm) e os dados obtidos durante os estádios de cultivo tanto da soja quanto da safrinha (milho e outras plantas de cobertura). São os dados descritos nas tabelas 2, 3, 4 e 5, sendo as tabelas 2 e 3 os voos realizados durante 4 estádios fenológicos da soja (R3, R5, R6 e R7) e as tabelas 4 e 5 os dados obtidos nos voos durante o desenvolvimento das plantas de cobertura, nesse caso adotando o estágio fenológico do milho para exemplificar (V1, V3, V7, V8, R1, R4 e R6).

Para análise dos voos na cultura da soja foi correlacionado com dados de produtividade posterior aos voos (produtividade de soja colhida em fev/2019) e para correlacionar os voos conduzidos na segunda safra (safrinha) utilizando a produtividade posterior ao cultivo (produtividade de soja colhida em fev/2020), dessa forma, elaborando um modelo de predição.

Safra Soja							2ª Safra (Safrinha) - Plantas de Cobertura					
1º Ano	out/18	nov/18	dez/18	jan/19	fev/19	mar/19	mar/19	abr/19	mai/19	jun/19	jul/19	ago/19
	19/10/2018			07/02/2019			09/03/2019			21/07/2019		
	Plantio			Colheita			Plantio			Colheita		
		voo 1	voos 2, 3, 4			voos 5, 6	voos 7 e 8		voo 9	voo 10	voo 11	
		150m	150m			150m	150m	150m	150m	150m	150m	
		R3	R5/R6/R7			V1/V3	V7/V8	R1	R4	R6		
3º Ano	out/20	nov/20	dez/20	jan/21	fev/21	mar/21	mar/21	abr/21	mai/21	jun/21	jul/21	ago/21
	17/10/2020			19/02/2021			11/03/2021					
	Plantio			Colheita			Plantio			Colheita Colheita		
		voos 12, 13 e 14										
		40, 100 e 150m										
		R6										

Figura 2. Linha do tempo dos voos realizados, estágio fenológico e período.

3.4 Cálculo índice NDVI

O índice utilizado para confrontar os dados de produtividade foi o NDVI, calculado pela fórmula abaixo:

$$NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R}$$

No presente estudo, as bandas utilizadas para o NIR foi de 825 nm e para a banda do vermelho 661 nm. Obtendo dessa forma, uma nova imagem raster com resultados que variam entre -1 (solo exposto), 0 (palhada/biomassa) e +1 (planta muito saudável) e no software QGis conseguindo contrastar essa informação com o gradiente de cores que vai do vermelho (-1), amarelo (0) e verde escuro (+1), conforme figura 3.

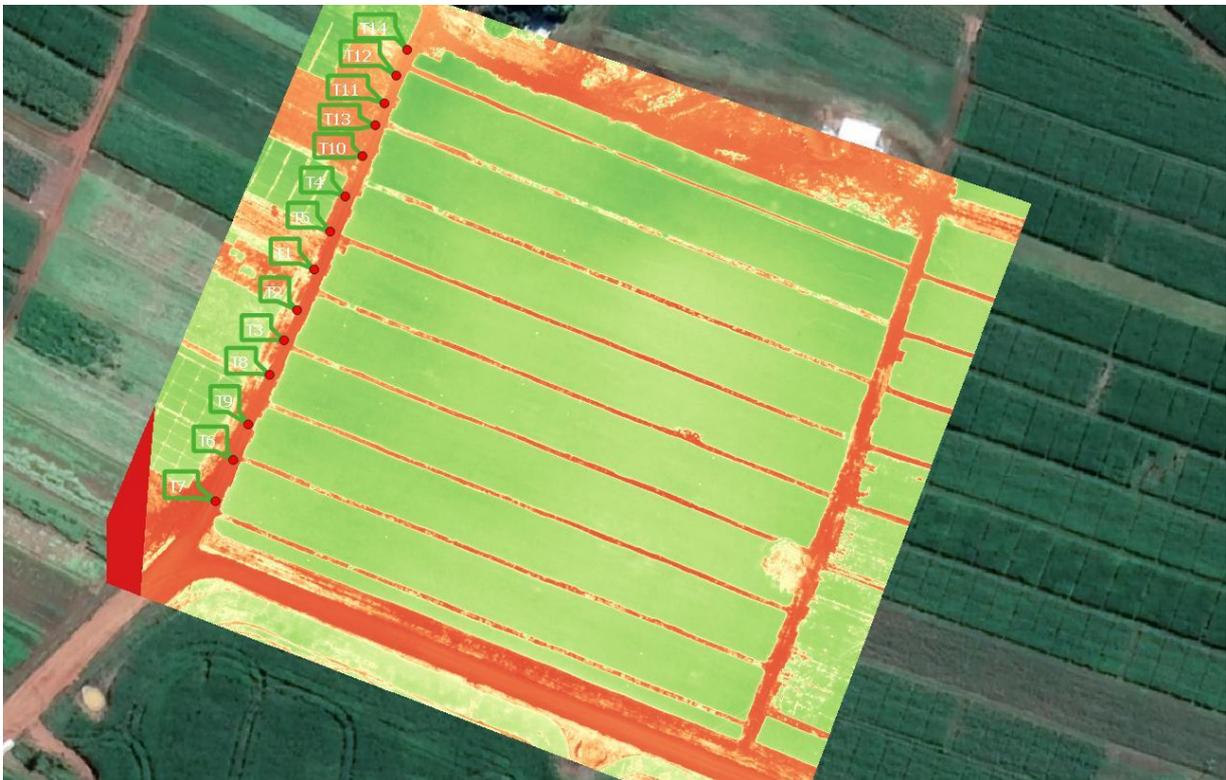


Figura 3. Exemplo do resultado do cálculo de NDVI no software QGis.

3.5 Análise estatística

Os resultados obtidos para o índice de NDVI (soma, média e mediana) foram avaliados em relação a produtividade de soja corrigida pelo método da correlação linear de Pearson ao nível de 1 e 5% de probabilidade pelo teste F.

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

No primeiro ano, safra (2019), para a cultura da soja não houve correlações entre a produtividade obtida antecedida por diferentes alternativas de segunda safra em 2018 (Tabela 2). O uso de NDVI para estimar a produtividade de monoculturas já fora investigado, contudo quando a utilização dessa ferramenta é feita isoladamente, os resultados podem não ser precisos. La Casa e colaboradores (2018) avaliando a cobertura vegetal da soja por meio do Índice de Vegetação por Diferença Normalizada constataram resultados satisfatórios com percentual de assertividade de predição ideal, porém com a combinação de dados obtidos por NDVI e SOI. Os resultados de La Casa et al. (2018) confirmam os descritos neste trabalho, ou seja, os resultados apenas com NDVI são insuficientes para boa predição. Combinando este índice a outros, proporciona modelos de regressões múltiplas mais eficazes na predição da produtividade (Mercante *et al.* 2010).

Tabela 2. Correlações lineares de Pearson entre os parâmetros soma, média e mediana de NDVI versus a produtividade de grãos de soja obtidos na safra 2018/2019, utilizando os estádios fenológicos R3, R5, R6 e R7, sob efeito de diferentes sistemas de segunda safra. Rio Verde, Goiás, 2019.

Sistemas de segunda safra (2018) cultivados anteriormente a soja - 2019	Coeficiente de Correlação R ²		
	Parâmetros de NDVI		
	Soma	Média	Mediana
T1 - Milho	-0,03	-0,02	-0,02
T2 - Milho + Ruziziensis	0,06	0,05	0,06
T3 - Ruziziensis	-0,06	-0,06	-0,06
T4 - Sorgo + Ruziziensis	-0,01	-0,02	-0,02
T5 - Sorgo	-0,09	-0,09	-0,08
T6 - Milho + Marandu	-0,02	-0,03	-0,04
T7 - Marandu	-0,03	-0,03	-0,03
T8 - Milho + Paiaguás	0,02	0,02	0,02
T9 - Paiaguás	0,00	0,00	0,00
T10 - Girassol + Ruziziensis	0,00	-0,01	-0,01
T11 - Crotalária	0,02	0,01	0,01
T12 - Milheto	0,00	0,00	0,00
T13 - Crotalária + Ruziziensis + Milheto	0,07	0,05	0,05
T14 - Pousio	0,05	0,04	0,04

* Significativo ($P < 0,05$); ** Significativo ($P < 0,01$).

O uso do imageamento foi capaz de detectar correlações positivas entre a soma de NDVI e a produtividade de soja cultivada após implementação (1º ano) de diferentes sistemas de safrinha nos estádios fenológicos R3 e R5 (Tabela 3).

A utilização de NDVI para monitoramento de coberturas vegetais, crescimento e desenvolvimento de culturas é comum e tem ganhado destaque em vários países, notando que a eficiência dos dados obtidos depende de fatores como a combinação de índices e condições climáticas. Um estudo desenvolvido para avaliar parâmetros de crescimento com a produção da soja, utilizando NDVI e EVI forneceu a precisão de 95% no que diz respeito ao rendimento da produtividade da soja, com informações concretas já aos 70 dias após emergência (Shammi & Meng 2021).

De maneira geral, nos estádios fenológicos R5 e R7 foram ineficientes em correlacionar estes parâmetros. Todavia, para o sistema de pousio (T14) a soma de NDVI correlaciona-se com a produtividade obtida ora positiva (0,59) e negativa (-0,59) nos estádios R5 e R7, respectivamente. Nesse sentido, observa-se que o refino nas correlações entre dados do imageamento é fundamental, pois apresenta resultados que se comportam de maneira divergente e detectáveis a depender de sistema de segunda safra antecessor e estágio fenológico em que se encontra a cultura.

A maior correlação encontrada foi no sistema crotalaria (T11) no estágio R3, já para o sistema com sorgo esta correlação é negativa (-0,46). Novamente o comportamento é determinado de forma bastante diversificada. Esta condição é inerente a necessidade de refino para determinar o comportamento e capacidade de uso desta tecnologia na predição da produtividade.

Embora encontrado efeitos entre as correlações, a maioria dos sistemas não apresentam efeito significativos (Tabela 3). O uso de outras estratégias e combinações de fatores são necessários para o aprimoramento do uso das técnicas de imageamento.

Tabela 3. Correlações lineares de Pearson entre o parâmetro soma de NDVI versus a produtividade de grãos de soja obtidos na safra 2018/2019, utilizando os estádios fenológicos R3, R5, R6 e R7, testando diferentes estádios fenológico, antecedido por diferentes alternativas de sistemas para segunda safra. Rio Verde, Goiás, 2019.

Sistemas de segunda safra (2018) cultivados anteriormente a soja - 2019	Coeficiente de Correlação R ²			
	Estádios Fenológicos			
	R3	R5	R6	R7
Geral	0,30**	0,31**	-0,08	-0,15
T1 - Milho	0,15	0,01	-0,23	-0,15
T2 - Milho + Ruziziensis	0,32	0,20	0,12	0,00
T3 - Ruziziensis	0,04	-0,23	-0,15	-0,09
T4 - Sorgo + Ruziziensis	0,03	-0,21	0,13	-0,26
T5 - Sorgo	0,08	-0,46*	-0,32	-0,27
T6 - Milho + Marandu	-0,43	0,33	0,47	-0,03
T7 - Marandu	-0,25	-0,15	-0,21	-0,09
T8 - Milho + Paiaguás	0,32	0,09	0,01	-0,07
T9 - Paiaguás	0,16	-0,03	-0,01	0,00
T10 - Girassol + Ruziziensis	-0,17	-0,11	0,25	0,37
T11 - Crotalária	0,66*	0,02	0,14	-0,44
T12 - Milheto solteiro	0,21	0,00	0,14	-0,40
T13 - Crotalária + Ruziziensis + Milheto	-0,43	-0,06	0,54	0,48
T14 - Pousio	-0,19	0,22	0,59*	-0,59*

* Significativo (P <0,05); ** Significativo (P<0,01).

A análise global dos resultados obtida a partir de sete voos durante a safrinha não é capaz de apresentar correlações significativas, com valores de R² próximos de zero, ou seja, nulos (Tabela 4). Nota-se que os parâmetros somam, média e mediana de NDVI apresentam resultados muito similares. Portanto, trabalhos futuros podem fazer uso de uma única variável.

Tabela 4. Correlações lineares de Pearson entre os parâmetros soma, média e mediana de NDVI versus a produtividade de grãos de soja obtidos na safra 2019/2020, sob efeito de diferentes sistemas de segunda safra, utilizando os estágios fenológicos V1, V3, V7, V8, R1, R4 e R6. Rio Verde, Goiás, 2019.

Sistemas de segunda safra (2019) cultivados anteriormente a soja - 2020	Coeficiente de Correlação R ²		
	Parâmetros de NDVI		
	Soma	Média	Mediana
T1 - Milho	0,04	0,03	0,04
T2 - Milho + Ruziziensis	-0,07	-0,06	-0,07
T3 - Ruziziensis	0,02	0,03	0,03
T4 - Sorgo + Ruziziensis	-0,05	-0,05	-0,05
T5 - Sorgo	0,07	0,06	0,07
T6 - Milho + Marandu	-0,02	-0,02	-0,02
T7 - Marandu	-0,01	-0,01	-0,01
T8 - Milho + Paiaguás	0,04	0,05	0,06
T9 - Paiaguás	-0,04	-0,03	-0,02
T10 - Girassol + Ruziziensis	-0,21	-0,19	-0,20
T11 – Crotalária	0,08	0,08	0,07
T12 - Milheto	-0,03	-0,03	-0,02
T13 - Crotalária + Ruziziensis + Milheto	-0,13	-0,13	-0,12
T14 - Pousio	0,10	0,11	0,10

* Significativo (P <0,05); ** Significativo (P<0,01).

De maneira geral, a soma de NDVI se correlaciona com a produtividade significativamente no estágio fenológico V1, entretanto com r² baixo (Tabela 5). Em apenas três situações a correlação da soma de NDVI da safrinha que antecede a safra de soja, e a produtividade obtida posteriormente, é negativa: marandu em R4 (-0,80**), milho + paiaguás (-0,59*) e girassol + ruziziensis em R4 (-0,59*). Estes resultados são corroborados por Dutta e colaboradores (2012). Segundo estes autores, a influência climática bem como a cultura avaliada podem responder de forma diferentes nos modelos. Todavia, o uso do NDVI pode ser capaz de prever e correlacionar com a produtividade, desde que devidamente compreendido as fontes de variação.

Johnson (2014) na tentativa de prever a produção de soja e milho nos Estados Unidos, utilizou um conjunto de dados, entre eles o NDVI, relatando r² de 0,71 para soja e 0,77 para o milho, observou-se também diferenças das informações obtidas por NDVI de acordo com as

estações avaliadas. O emprego de índices para o monitoramento de culturas em larga escala, permite acompanhar e prever o crescimento, fenologia e produção de monoculturas de importância socioeconômica em todo mundo, desde que haja dados estatísticos disponíveis. Segundo Seo e colaboradores (2019), modelos de NDVI acumulado (S5) apresentam melhor desempenho e simplicidade metodológica para avaliação de áreas cultiváveis, uma boa predição está intimamente relacionada com a metodologia empregada (Berger *et al.* 2019).

Há tendência de os estádios fenológicos vegetativos apresentarem maior significância e coeficientes de correlação maiores. Os inúmeros fatores que compõem o momento da obtenção dos índices de NDVI são cruciais na obtenção ou não destas correlações, bem como se positivas ou negativas. A variação da espécie influencia no melhor momento para detecção de correlações e modelos capazes de prever a produtividade da cultura, bem como deficiências nutricionais (Guan *et al.* 2019).

Estudos mais aprofundados são necessários para determinar melhores momentos de prever a produtividade da cultura principal (soja), se antes (safrinha anterior) ou durante a safra. De acordo com os resultados apresentados há correlações robustas. Entretanto, não há consenso entre as diversas alternativas de segunda safra testadas, mas há sistemas que podem ser mais coerentes na tentativa do imageamento via VANT, para prever o potencial de produtividade da cultura da soja neste momento.

A variabilidade nos comportamentos apontados (Dutta *et al.* 2012; Guan *et al.* 2019) são indicativos que corroboram com os resultados obtidos. Desta maneira, a experimentação e filtragem de melhores momentos para o imageamento são fundamentais pela grande variabilidade imposta pelos 14 sistemas testados.

Tabela 5. Correlações lineares de Pearson entre o parâmetro soma de NDVI versus a produtividade de grãos de soja obtidos na safra 2019/2020, testando diferentes estádios fenológico, antecedido por diferentes alternativas de sistemas para segunda safra, utilizando os estágios fenológicos V1, V3, V7, V8, R1, R4 e R6. Rio Verde, Goiás, 2019.

Sistemas de segunda safra (2019) cultivados anteriormente a soja - 2020	Coeficiente de Correlação R ²						
	Estádios Fenológicos						
	V1	V3	V7	V8	R1	R4	R6
Geral	0,17*	0,03	0,01	0,12	-0,12	-0,03	-0,05
T1 - Milho	-0,53	-0,32	-0,09	0,50	0,28	0,37	-0,03
T2 - Milho + Ruziziensis	0,13	0,15	-0,27	-0,23	-0,39	-0,42	0,19
T3 - Ruziziensis	0,58*	0,53	0,12	-0,05	-0,41	0,44	-0,02
T4 - Sorgo + Ruziziensis	-0,40	-0,19	0,16	0,17	0,34	-0,38	0,00
T5 - Sorgo	0,04	-0,10	0,28	0,33	0,47	-0,28	0,55
T6 - Milho + Marandu	-0,16	-0,13	0,09	-0,10	-0,34	0,19	-0,18
T7 - Marandu	-0,16	0,19	0,17	0,31	0,33	-0,80**	-0,14
T8 - Milho + Paiaguás	0,75**	-0,59*	0,68**	0,49	-0,37	-0,45	0,55
T9 - Paiaguás	0,14	0,03	0,12	-0,33	-0,44	0,41	-0,51
T10 - Girassol + Ruziziensis	-0,08	-0,17	-0,31	0,10	-0,52	-0,59*	-0,44
T11 - Crotalária	0,05	0,52	0,07	0,27	0,34	0,07	0,12
T12 - Milheto solteiro	0,68*	0,26	-0,44	-0,36	0,11	-0,27	-0,33
T13 - Crotalária + Ruziziensis + Milheto	-0,27	0,00	-0,27	-0,53	-0,30	0,14	-0,50
T14 - Pousio	0,34	-0,20	0,50	0,26	0,60*	0,21	-0,20

* Significativo (P <0,05); ** Significativo (P<0,01).

Os parâmetros obtidos pelo imageamento apresentam alta correlação entre as respostas obtidas para soma, média e mediana de NDVI, por serem obtidas pelo mesmo equipamento. Observa-se que houve correlações lineares negativas entre a produtividade e a média de NDVI da soja em R6 quando cultivada pelo 3º ano consecutivo, antecedido pelos sistemas de segunda safra cultivados com *ruziziensis*, crotalária e milheto (Tabela 6). Todavia, os coeficientes de correlações obtidos foram baixos.

Assim, objetivou-se avaliar a capacidade de correlacionar a produtividade de soja obtida com o NDVI obtido por imageamento prévio da cultura sob efeitos de diferentes alternativas de segunda safra, antecedente ao cultivo de soja, em condições de cultivo experimental em Rio Verde, Goiás.

Tabela 6. Correlações lineares de Pearson entre os parâmetros soma, média e mediana de NDVI versus a produtividade de grãos de soja obtidos na safra 2020/2021, obtidas sob efeito de três anos consecutivos de diferentes sistemas de segunda safra, utilizando o estágio fenológico R6. Rio Verde, Goiás, 2021.

Sistemas de segunda safra (2020) cultivados anteriormente a soja - 2021	Coeficiente de Correlação R ²		
	Parâmetros de NDVI		
	Soma	Média	Mediana
T1 - Milho	-0,15	-0,16	-0,16
T2 - Milho + Ruziziensis	-0,10	0,22	0,21
T3 - Ruziziensis	-0,30	-0,36*	-0,35*
T4 - Sorgo + Ruziziensis	0,17	0,13	0,12
T5 - Sorgo	-0,10	-0,16	-0,18
T6 - Milho + Marandu	0,00	0,07	0,10
T7 - Marandu	0,00	0,03	0,01
T8 - Milho + Paiaguás	0,12	-0,28	-0,18
T9 - Paiaguás	-0,04	0,01	0,00
T10 - Girassol + Ruziziensis	-0,06	0,13	0,13
T11 - Crotalária	-0,41**	-0,44**	-0,43**
T12 - Milheto	-0,08	-0,36*	-0,36*
T13 - Crotalária + Ruziziensis + Milheto	-0,10	-0,04	-0,03
T14 - Pousio	-0,05	-0,29	-0,28

* Significativo (P <0,05); ** Significativo (P<0,01).

Quando avaliado a correlação entre soma de NDVI e produtividade de soja (Geral) em diferentes alturas (40, 100 e 150 metros), nota-se que o r^2 é próximo de zero e não significativo. Este resultado demonstra que os diversos tratamentos promovem confusão nestes resultados (Tabela 7).

Quando avaliada as correlações nas diferentes alturas x diferentes sistemas de segunda safra, detectou-se correlações divergentes no sistema milho + paiaguás e similares no sistema com crotalária. Estes comportamentos demonstram as particularidades do comportamento da cultura da soja quando antecedida por diferentes formas de manejo de segunda safra.

Nota-se que voos realizados a 150 metros não foram capazes de correlacionar a soma de NDVI com a produtividade. Este resultado é importante no tocante ao refino nos parâmetros para avaliação e detecção de padrões de comportamento via imageamento. Ressalta-se, que

estas correlações podem mudar drasticamente conforme a altura, como exemplo da soja cultivada pós milho + paiaguás (tabela 7).

Tabela 7. Correlações lineares de Pearson entre o parâmetro soma de NDVI versus a produtividade de grãos de soja obtidos na safra 2020/2021, testando diferentes alturas de voo aos sistemas de segunda safra, utilizando o estágio fenológico R6. Rio Verde, Goiás, 2021.

Sistemas de segunda safra (2020) cultivados anteriormente a soja - 2021	Coeficiente de Correlação R ²		
	Alturas de Voo		
	40 m	100 m	150 m
Geral	-0,11	-0,11	0,03
T1 - Milho solteiro	-0,28	-0,19	-0,01
T2 - Milho + Ruziziensis	-0,42	0,49	0,43
T3 - Ruziziensis solteiro	-0,40	-0,56	-0,49
T4 - Sorgo + Ruziziensis	0,36	-0,07	0,39
T5 - Sorgo solteiro	-0,09	-0,49	-0,11
T6 - Milho + Marandu	-0,01	-0,53	0,40
T7 - Marandu solteiro	-0,01	0,27	-0,07
T8 - Milho + Paiaguás	0,63*	-0,71*	-0,42
T9 - Paiaguás solteiro	-0,10	0,18	0,15
T10 - Girassol + Ruziziensis	-0,26	0,45	0,46
T11 - Crotalária	-0,62*	-0,62*	-0,33
T12 - Milheto solteiro	-0,20	-0,43	-0,46
T13 - Crotalária + Ruziziensis + Milheto	-0,47	0,26	-0,20
T14 - Pousio	-0,03	-0,51	-0,37

* Significativo (P <0,05); ** Significativo (P<0,01).

As correlações podem variar em função do momento que foram obtidas das lavouras (Mercante *et al.* 2010), por outro lado, não diferente a altura da coleta das imagens coletadas por VANTs, também podem influenciar a obtenção e a qualidade das respostas obtidas, conforme descritos neste trabalho.

5. CONCLUSÃO

Conclui-se que os voos realizados a 150 metros de altura não foram capazes de correlacionar a soma de NDVI com a produtividade de soja. O uso do imageamento com VANT na experimentação a fim de prever a produtividade da cultura da soja apresentou, com a utilização da metodologia deste trabalho, baixa representatividade em relação a

correlação entre produtividade de grãos de soja e o NDVI obtido sob diferentes condições. Todavia, há resultados que direcionam a necessidade de aprofundamento com propósito de filtrar os fatores que interferem na obtenção de correlações e por consequência modelos matemáticos robustos.

6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Abdi, A. M.; Carrié, R.; Sidemo-Holm, W.; Cai, Z.; Boke-Ólen, N.; Smith, H. G.; Eklundh, L. & Ekroos, J. 2021.** Biodiversity decline with increasing crop productivity in agricultural fields revealed by satellite remote sensing. *Ecological Indicators*, 130.
- Agussabti, A.; Romano, R.; Rahmaddiansyah, R. & Isa, R. M. 2020.** Factors affecting risk tolerance among small-scale seasonal commodity farmers and strategies for its improvement. *Heliyon*, 6: 12.
- Aisabokhae, J. & Osazuwa, I. 2021.** Radiometric mapping and spectral based classification of rocks using remote sensing data analysis: The Precambrian basement complex, NW Nigeria. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*. 21.
- Ayung, M.; Akaba, S.; Nyaaba, A. A. 2021.** Multifaceted applicability of drones: A review. *Technological Forecasting and Social Change*. 167.
- Berger, A.; Ettlín, G.; Quíncke, C. & Rodríguez-Bocca, P. 2019.** Predicting the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) by training a crop growth model with historical data. *Computers and Electronics in Agriculture*. 161: 305-311.
- Conab. 2021.** Acompanhamento da Safra Brasileira de Grãos, Safra 2020/21 – 10º levantamento, Brasília.
- De La Casa, A.; Ovando, G.; Bressanini, L.; Martínez, J.; Díaz, G. & Miranda, C. 2018.** Soybean crop coverage estimation from NDVI images with different spatial resolution to evaluate yield variability in a plot. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. 146: 531-547.
- Dutta, D.; Kundu, A.; Patel, N.R. 2012.** Predicting agricultural drought in eastern Rajasthan of India using NDVI and standardized precipitation index. *Geocarto International*, v. 28, n.3, <https://doi.org/10.1080/10106049.2012.679975>
- Giones, F. & Brem, A. 2017.** From toys to tools: The co-evolution of technological and entrepreneurial developments in the drone industry. *Business Horizons*. 60, n. 6.
- Guan, S.; Fukami, K.; Matsunaka, H.; Okami, M.; Tanaka, R.; Nakano, H.; Sakai, T.; Nakano, K.; Ohdan, H.; Takahashi, K. 2019.** Assessing Correlation of High-Resolution NDVI with Fertilizer Application Level and Yield of Rice and Wheat Crops Using Small UAVs. *Remote Sens.* 11, 112. <https://doi.org/10.3390/rs11020112>

- Hovhannisyan, T.; Efendyan, P. & Vardanyan, M. 2018.** Creation of a digital model of fields with application of DJI phantom 3 drone and the opportunities of its utilization in agriculture. *Annals of Agrarian Science*. 16, n. 2.
- Huuskonen, J. & Oksanen, T. 2018.** Soil sampling with drones and augmented reality in precision agriculture. *Computers and Electronics in Agriculture*. 154.
- Johnson, D. M. 2014.** An assessment of pre- and within-season remotely sensed variables for forecasting corn and soybean yields in the United States. *Remote Sensing of Environment*. 141: 116-128.
- Klauser, F. & Pauschinger, D. 2021.** Entrepreneurs of the air: Sprayer drones as mediators of volumetric agriculture. *Journal of Rural Studies*. 84.
- Kopačková-Strnadová, V.; Koucká, L.; Jelének, J.; Lhotáková, Z. & Oulehle, F. 2021.** Canopy top, height and photosynthetic pigment estimation using parrot sequoia multispectral imagery and the unmanned aerial vehicle (UAV). *Remote Sensing*. 13.
- Kumar, K.; Sharma, A. & Tripathi, S. T. 2021.** Chapter 9 – Sensors and their application. *Electronic Devices, Circuits, and Systems for Biomedical Applications. Challenges and Intelligent Approach*. 177-195. Academic Press. Editores: Suman Lata Tripathi, Valentina E. Balas, S. K. Mohapatra, Kolla, Bhanu Prakash, Janmenjoy Nayak.
- Kurbanov, R. K. & Zakharova, N. I. 2020.** Application of vegetation indexes to assess the condition of crops. *Agricultural Machinery and Technologies*,. 14, n. 4.
- Li, D.; Li, C.; Yao, Y.; Li, M. & Liu, L. 2020.** Modern imaging techniques in plant nutrition analysis: A review. *Computers and Electronics in Agriculture*. 174.
- Liaghat, S. & Balasundram, S. K. 2010.** A Review: The Role of Remote Sensing in Precision Agriculture. *American Journal of Agricultural and Biological Sciences*. 5 (1): 50-55.
- Mao, H.; Zhou, L.; Ying, R. Y. & Pan, D. 2021.** Time preferences and green agricultural technology adoption: Field evidence from rice farmers in China. *Land Use Policy*. 109.
- Mboga, N.; Grippa, T.; Georganos, S.; Vanhuyse, S.; Sntes, B.; Dewitte, O.; Wolff, E. & Lennert, M. 2020.** Fully convolutional networks for land cover classification from historical panchromatic aerial photographs. *Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. 167.

- Meneses, P. R & Almeida, T. 2012.** Introdução ao Processamento de Imagens de Sensoriamento Remoto. Universidade de Brasília - UNB. Brasília. 138p.
- Mercante, E.; Lamparelli, R.A.C.; Uribe-OPazo, M.A. & Rocha, J.V. 2010.** Modelos de regressão lineares para estimativa de produtividade da soja no Oeste do Paraná, utilizando dados espectrais. Engenharia Agrícola, Jaboticabal. n.3. 30: 504-517.
- Nguyen, T. T.; Hoang, T. D.; Pham, M. T.; Vu, T. T.; Nguyen, T. H.; Huynh, Q. & Jo, J. 2020.** Monitoring agriculture areas with satellite images and deep learning. Applied Soft Computing. 95.
- Novo, E. M. L. M. 2010.** Sensoriamento Remoto: Princípios e Aplicações. Editora Edgard Blucher Ltda. São Paulo. 388p.
- Olsson, P. O; Vivekar, A.; Adler, K.; Millan, V. E. G.; Koc, A.; Alamrani, M. & Eklundh, L. 2021.** Radiometric correction of multispectral uas images: Evaluating the accuracy of the parrot sequoia camera and sunshine sensor. Remote Sensing. 13.
- Ouzemou, J.; Harti, A. E.; Lhissou, R.; Moujahid, A. E.; Bouch, N.; Ouazzani, R. E.; Bachaoui, E. M. & Ghmari, A. E. 2018.** Crop type mapping from pansharpened Landsat 8 NDVI data: A case of a highly fragmented and intensive agricultural system. Remote Sensing Applications: Society and Environment. 11.
- Pauschinger, D. & Klauser, F. R. 2021.** The introduction of digital technologies into agriculture: Space, materiality and the public-private interacting forms of authority and expertise. Journal of Rural Studies.
- Peres, H. F. 2015.** The development of unmanned aerial vehicles in Brazil: National interests, international challenges. Conjuntura Austral Journal of the Global South. 6, n. 31.
- Piedallu, C.; Chéret, V.; Denux, J. P.; Perez, V.; Azcona, J. S.; Seynave, I. & Gégout, J. C. 2019.** Soil and climate differently impact NDVI patterns according to the season and the stand type. Science of the Total Environment. 651, part. 2.
- Pinto Júnior, J. 2019.** A. Aplicação do drone na engenharia de agrimensura e para o georreferenciamento de imóveis rurais: abordagem histórico legal no Brasil. 2019, 41 f. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Engenharia de Agrimensura) – Centro de Ciências Agrárias, Graduação em Engenharia de Agrimensura, Universidade Federal de Alagoas, Rio Largo.

- Právělie, R.; Patriche, C.; Borrelli, P.; Panagos, P.; rosca, B.; Dumitraşcu, M.; Nita, I.; Săvulescu, I.; Birsan, M. & Bandoc, G. 2021.** Arable lands under the pressure of multiple land degradation processes. A global perspective. *Environment Research*. 194.
- Puniach, E.; Gruszczński, W.; Ćwjąkała, P. & Matwij, W. 2021.** Application of UAV-based orthomosaics for determination of horizontal displacement caused by underground mining. *Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. 174.
- Raffo, J. & Morato, R. G. 2009.** O nascimento do sensoriamento remoto. *Revista de Geografia*.
- Recuero, L.; Wiese, K.; Huesca, M.; Cicuéndez, V.; Litago, J.; Tarquis, A. M. & Palacios-Orueta, A. 2019.** Following temporal patterns assessment in rainfed agricultural areas based on NDVI time series autocorrelation values. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 82.
- Seo, B.; Lee, J.; Lee, K-D.; Hong, S. & Kang, S. 2019.** Improving remotely-sensed crop monitoring by NDVI-based crop phenology estimators for corn and soybeans in Iowa and Illinois, USA. *Field Crops Research*. 238: 113-128.
- Shammi, S. A. & Meng, Q. 2021.** Use time series NDVI and EVI to develop dynamic crop growth metrics for yield modeling. *Ecological Indicators Journal*. 121: 107-124.
- Singh, N. & Singh, A. N. 2020.** Odysseys of agriculture sensors: Current challenges and forthcoming prospects. *Computers and Electronics in Agriculture*. 171.
- Souza Neto, J. M. 2019.** A produção de milho no Sudoeste Goiano: Espacialização, Cadeia Produtiva e Complementariedade. 87 f. Dissertação (Mestrado em Geografia), Universidade Federal de Goiás, Goiânia, GO.
- Sowden, M.; Mueller, U. & Blake, D. 2019.** What temporal resolution is required for remote sensing of regional aerosol concentrations using the Himawari-8 geostationary satellite. *Atmospheric Environment*. 216.
- Svensgaard, J.; Jensen, S. M.; Christensen, S. & Rasmussen, J. 2021.** The importance of spectral correction of UAV-based phenotyping with RGB cameras. *Field Crops Research*. 269.

- Tao, W.; Zhao, L.; Wang, G. & Liang, R. 2021.** Review of the internet of things communication technologies in smart agriculture and challenges. *Computers and Electronics in Agriculture*.
- Terneiro, T. R.; García-Vila, M.; Gómez, J. A. & Jiménez-Berni, J. A. 2021.** Using NDVI for the assessment of canopy cover in agricultural crops within modelling research. *Computers and Electronics in Agriculture*. 182, n.106038.
- Vacca, A. & Onishi, H. 2017.** Drone: military weapons, surveillance or mapping tools for environmental monitoring? The need for legal framework is required. *Transportation Research Procedia*. 25.
- Valle Júnior, R. F.; Siqueira, H. E.; Valera, C. A.; Oliveira, C. F.; Fernandes, L. F. S.; Moura, J. P.; Pacheco, F. A. L. 2019.** Diagnosis of degraded pastures using an improved NDVI-based remote sensing approach: An application to the Environment Protection Area of Uberaba River Basin (Minas Gerais, Brazil). *Remote Sensing Applications: Society and Environment*. 14.
- Yu, Q.; Xiang, M.; Wu, W.; Tang, H. 2019.** Changes in global cropland area and cereal production: An inter-country comparison. *Agriculture, Ecosystems & Environment*. 269.
- Zefri, Y.; Sebari, I.; Hajji, H. & Aniba, G. 2021.** In-depth investigation of applied digital photogrammetry to imagery-based RGB and thermal infrared aerial inspection of large-scale photovoltaic installations. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*. 23.
- Zhang, C.; Yue, P.; Tapete, D.; Jiang, L.; Shangguan, B.; Huang, L. & Liu, G. 2020.** A deeply supervised image fusion network for change detection in high resolution bi-temporal remote sensing images. *Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. 166.
- Zhang, X. W.; Liu, J. F.; Qin, Z. & Qin, F. 2019.** Winter wheat identification by integrating spectral and temporal information derived from multi-resolution remote sensing data. *Journal of Integrative Agriculture*. 18.
- Zhao, J.; Zhong, Y.; Hu, X.; Wei, L. & Zhang, L. 2020.** A robust spectral-spatial approach to identifying heterogeneous crops using remote sensing imagery with high spectral and spatial resolutions. *Remote Sensing of Environment*. 239.