

UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA - UNESP
CAMPUS DE JABOTICABAL

**USO DE IMAGENS AÉREAS NA DETECÇÃO DE PLANTAS
DANINHAS EM CANA-DE-AÇÚCAR**

Douglas Weler Bernardino de Souza
Engenheiro agrônomo

Jaboticabal – 2024

**UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA – UNESP
CAMPUS DE JABOTICABAL**

**USO DE IMAGENS AÉREAS NA DETECÇÃO DE PLANTAS
DANINHAS EM CANA-DE-AÇÚCAR**

**Douglas Weler Bernardino de Souza
Orientador: Prof. Dr. Gener Tadeu Pereira**

**Dissertação apresentada à Faculdade de
Ciências Agrárias e Veterinárias – Unesp,
Câmpus de Jaboticabal, como parte das
exigências para obtenção do título de
mestre em Agronomia (Ciência do Solo).**

Jaboticabal – 2024

S729u

Souza, Douglas Weler Bernardino de

Uso de imagens aéreas na detecção de plantas daninhas em
cana-de-açúcar / Douglas Weler Bernardino de Souza. --
Jaboticabal, 2024

50 p.

Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual Paulista
(Unesp), Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias,
Jaboticabal

Orientador: Gener Tadeu Pereira

1. Sensores. 2. Imagem RGB. 3. Aeronave remotamente
pilotada. 4. Geoestatística. 5. Mapeamento. I. Título.

Sistema de geração automática de fichas catalográficas da Unesp. Biblioteca da
Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias, Jaboticabal. Dados fornecidos pelo
autor(a).

Essa ficha não pode ser modificada.

CERTIFICADO DE APROVAÇÃO

TÍTULO DA DISSERTAÇÃO: USO DE IMAGENS AEREAS NA DETECÇÃO DE PLANTAS DANINHAS EM CANA-DE-AÇÚCAR

AUTOR: DOUGLAS WELER BERNARDINO DE SOUZA

ORIENTADOR: GENER TADEU PEREIRA

Aprovado como parte das exigências para obtenção do Título de Mestre em Agronomia (Ciência do Solo), pela Comissão Examinadora:

Prof. Dr. GENER TADEU PEREIRA (Participação Virtual)
Departamento de Engenharia e Ciências Exatas / FCAV UNESP Jaboticabal

Documento assinado digitalmente
gov.br GENER TADEU PEREIRA
Data: 24/01/2024 17:27:11-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Prof. Dr. JOÃO EMMANUEL RIBEIRO GUIMARÃES (Participação Virtual)
Departamento de Agronomia / Faculdade Municipal de Bebedouro (IMESB) - Bebedouro/SP

Documento assinado digitalmente
gov.br JOAO EMMANUEL RIBEIRO GUIMARAES
Data: 24/01/2024 12:07:55-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Prof. Dr. DAGOBERTO MARTINS (Participação Virtual)
Departamento de Ciências da Produção Agrícola / FCAV UNESP Jaboticabal

Documento assinado digitalmente
gov.br DAGOBERTO MARTINS
Data: 24/01/2024 13:13:18-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Jaboticabal, 24 de janeiro de 2024

IMPACTO POTENCIAL DESTA PESQUISA

O presente estudo buscou desenvolver novas metodologias para identificação de plantas daninhas na cultura da cana-de-açúcar. Tais achados representam avanços para a identificação, diferenciação e controle local das plantas daninhas usando imagem RGB captadas por sensor espectral embarcado em vants. A metodologia desenvolvida pode reduzir em até 88 % a área que necessita ser aplicado herbicidas para o controle de plantas daninhas.

POTENTIAL IMPACT OF THIS RESEARCH

The present study sought to develop new methodologies for identifying weeds in sugarcane cultivation. These findings represent advances in the identification, differentiation and local control of weeds using RGB images captured by a spectral sensor onboard uav's. The methodology developed can reduce the area that requires herbicides to be applied to control weeds by up to 88%.

DADOS CURRICULARES DO AUTOR

Douglas Weler Bernardino de Souza – Nacionalidade brasileira, natural de Pirangi, Estado de São Paulo, nascido em 30 de agosto de 1996. Coursou ensino médio na escola pública Anselmo Bispo dos Santos, concluiu a 3 série do Ensino Médio no ano de 2013. Graduiu-se em Engenharia Agrônômica Pelo Instituto Municipal de Ensino Superior de Bebedouro” Victorio Cardassi” - IMESB (2014-2018). Pós-graduação Lato-sensu em Fertilidade do Solo e Nutrição de Plantas, na área de conhecimento em Ciências Agrárias, junto ao centro Universitário UNIFAFIBE de Bebedouro, realizado no período de março de 2019 a dezembro de 2020. Projetista Pleno na equipe VANT, do departamento Campo Digital Coopercitrus.

Epígrafe

“Bem-aventurado o homem que acha sabedoria, e o homem que adquire conhecimento;”

(Provérbios 3:1)

DEDICATÓRIA

A Deus, por me fortalecer para chegar até o fim nesse desafio. Dedico esse trabalho aos meus pais, pelo apoio, carinho e compreensão e por estar sempre ao meu lado durante a realização desse projeto.

AGRADECIMENTOS

A Deus que pela fé sempre foi iluminador dos meus objetivos.

Ao meu pai Jose Bernardino de Souza e minha mãe Maria Vanete Santos de Souza, pela paciência, compreensão, amor, apoio e constante incentivo.

A minha irmã Evania Vani Santos de Souza, pelo companheirismo, incentivo, confiança e apoio.

Aos meus familiares que acreditaram em mim.

A todos os professores, pelos ensinamentos transmitidos.

Ao meu orientador, Prof. Dr. Gener Tadeu Pereira, pela amizade, paciência, incentivo e orientação de minha pesquisa.

Aos membros da banca, Prof. Dr. Dagoberto Martins e Prof. Dr. Teresa Cristina Tarle Pissarra, por aceitar a participar da minha qualificação.

Aos meus amigos e amigas, pelos momentos de amizade, incentivo e apoio.

Ao produtor Carlos Eduardo da Palma, pela confiança, parceria e contribuição para concretização deste trabalho.

Aos meus colegas de trabalho, equipe de Tecnologia Agrícola da Coopercitrus, que sempre tem incentivado, apoiado e participado na realização do trabalho.

A todos que de alguma forma contribuiriam nesta fase de pesquisa.

SUMÁRIO

LISTA DE FIGURAS	iv
1. INTRODUÇÃO	1
2. REVISÃO DE LITERATURA.....	2
2.1 CANA DE AÇÚCAR NO BRASIL.....	2
2.2 CONSEQUÊNCIAS DAS PLANTAS DANINHAS PARA CANA DE AÇÚCAR	4
2.3 IDENTIFICAÇÃO DE PLANTAS DANINHAS COM AERONAVE REMOTAMENTE PILOTADA.....	6
2.4 GEOESTATÍSTICA PARA O MAPEAMENTO DE PLANTAS DANINHAS	8
3. MATERIAL E MÉTODOS.....	10
3.1 LOCALIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO	10
3.2 CLASSES DE SOLOS E AMBIENTES DE PRODUÇÃO PRESENTES NA ÁREA.....	11
3.3 MAPEAMENTO DA ÁREA DE ESTUDO	13
3.4 METODOLOGIA DE IDENTIFICAÇÃO DAS PLANTAS DANINHAS.....	13
3.5 KRIGAGEM INDICATRIZ OU INDICADORA DAS PLANTAS DANINHAS.....	14
3.6 CONTAGEM DE ÁREA INFESTADA PELAS PLANTAS DANINHAS	17
4. RESULTADOS E DISCUSSÃO	19
4.1 PORCENTAGEM DAS ÁREAS OCUPADAS COM PLANTAS DANINHAS	24
5. CONCLUSÕES	26
6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	26

USO DE IMAGENS AÉREAS NA DETECÇÃO DE PLANTAS DANINHAS EM CANA-DE-AÇÚCAR

RESUMO - O controle das plantas daninhas é essencial para a obtenção de altas produtividades das culturas. Dessa forma, a utilização de técnicas que possibilitem o conhecimento de forma rápida e precisa dos locais de infestações se torna uma estratégia essencial para minimizar a nocividade às plantas cultivadas, além de promover redução no custo de manejo e diminuição dos impactos ambientais. O objetivo do presente trabalho foi determinar áreas de infestações de plantas daninhas em cultivos de cana-de-açúcar, utilizando imagens RGB (Red, Green, Blue) aliado as técnicas geoestatísticas. O estudo foi realizado em quatro talhões (61,11 ha), por interpretação visual na imagem e por vetorização das áreas infestadas no programa AutoCad. Realizou a classificação da diversidade das infestações, sobre polígono de 10 m², para análise espacial de cada planta daninha utilizou-se o mapeamento por meio da geoestatística com a linguagem de programação R. As imagens RGB foram obtidas a partir do sensor (S.O.D.A.) a bordo de uma aeronave remotamente pilotada (ARP) e processada no programa Pix4D para geração dos ortomosaicos. O levantamento de imagens RGB por ARP possibilitou o mapeamento probabilístico das infestações das plantas daninhas, viabilizando a realização do controle localizado. A técnica geoestatística da krigagem indicadora (KI) foi usada para a geração destes mapas probabilísticos da infestação de ervas daninhas. Com isso, foi possível determinar que 7,19 ha das áreas apresentaram altas probabilidades de infestação de ervas daninhas, o que corresponde a aproximadamente 12% do total das áreas avaliadas. A utilização de sensor RGB aliado as técnicas de geoestatística possibilitou o mapeamento das infestações e um expressivo decréscimo das áreas para o controle de plantas daninhas.

Palavras-chave: sensores, imagem RGB, aeronave remotamente pilotada, geoestatística, mapeamento.

USE OF AERIAL IMAGES IN THE DETECTION OF WEED PLANTS IN SUGAR CANE

ABSTRACT - Weed control is essential for obtaining high crop yields. Therefore, the use of techniques that enable quick and accurate knowledge of infestation sites becomes an essential strategy to minimize harm to cultivated plants, in addition to promoting a reduction in management costs and reducing environmental impacts. The objective of the present work was to determine areas of weed infestation in sugarcane crops, using RGB (Red, Green, Blue) images combined with geostatistical techniques. The study was carried out in four plots (61.11 ha), by visual interpretation of the image and by vectorization of the infested areas in the AutoCad program. The diversity of infestations was classified, over a 10 m² polygon, for spatial analysis of each weed plant, mapping was used through geostatistics with the R programming language. The RGB images were obtained from the sensor (S.O.D.A.) on board a remotely piloted aircraft (ARP) and processed in the Pix4D program to generate orthomosaics. The survey of RGB images by ARP enabled the probabilistic mapping of weed infestations, making it possible to carry out localized control. The geostatistical technique of indicator kriging (KI) was used to generate these probabilistic maps of weed infestation. With this, it was possible to determine that 7.19 ha of the areas presented a high probability of weed infestation, which corresponds to approximately 12% of the total areas evaluated. The use of an RGB sensor combined with geostatistics techniques made it possible to map infestations and a significant decrease in areas for weed control.

Keywords: sensors, RGB image, remotely piloted aircraft, geostatistics, mapping.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. A) Brasil 1; B) Estado de São Paulo 2; C) Município de Paraíso-SP 3; D) Talhões do 1 ao 4 estudados.

Figura 2. A) Ambiente de produção talhão 1; B) Ambiente de produção talhão2; C) Ambiente de produção 3; D) Ambiente de produção talhão 4.

Figura 3. A) Cana-de-açúcar com elevado porte; B) Preparação da Aeronave Remotamente Pilotada para sobrevoo de imageamento da área de estudo.

Figura 4. A) Malha de polígonos; B) Pontos centroide dos polígonos.

Figura 5. Malhas amostrais nos 4 talhões obtidas pelo VANT: A) Mamona no talhão 1, B) Leucena no talhão 2, C) Leucena no talhão 3 e D) Leucena no talhão 4

Figura 6. A) Visualização da infestação de Mamona (*Ricinus communis* L.) através da imagem de ARP; B) Infestação de Mamona em campo.

Figura 7. A) Visualização da infestação de Leucena (*Leucaena leucocephala*) através da imagem de ARP; B) Infestação de Leucena em campo.

Figura 8. A) Visualização da infestação de Corda de viola/Mucuna através da imagem de ARP; B) Infestação de Mucuna (*Mucuna* spp.) em campo; C) Infestação de Corda de viola (*Ipomoea* spp.) em campo.

Figura 8. A) Visualização da infestação de Corda de viola/Mucuna através da imagem de ARP; B) Infestação de Mucuna (*Mucuna* spp.) em campo; C) Infestação de Corda de viola (*Ipomoea* spp.) em campo.

Figura 9. A) Modelo do variograma para a Manona (*Ricinus communis* L.) e B) Mucuna (*Mucuna* spp.) e corda de viola (*Ipomoea* spp.), para o talhão 1. C) Leucena (*Leucaena leucocephala*) e D) Mucuna (*Mucuna* spp.) e corda de viola (*Ipomoea* spp.), para o talhão 2.

Figura 10. A) Modelo do variograma para a Leucena (*Leucaena leucocephala*) e B) Mucuna (*Mucuna* spp.) e corda de viola (*Ipomoea* spp.), para o talhão 3. C) Leucena (*Leucaena leucocephala*) e D) Mucuna (*Mucuna* spp.) e corda de viola (*Ipomoea* spp.), para o talhão 4.

Figura 11. A) Mapas probabilísticos da Mamona (*Ricinus communis* L.); B) Mucuna (*Mucuna* spp.) e corda de viola (*Ipomoea* spp.), para o talhão 1.

Figura 12. A) Mapas probabilísticos da Leucena (*Leucaena leucocephala*); B) Mucuna (*Mucuna* spp.) e corda de viola (*Ipomoea* spp.), para o talhão 2.

Figura 13. A) Mapas probabilísticos da Leucena (*Leucaena leucocephala*); B) Mucuna (*Mucuna* spp.) e corda de viola (*Ipomoea* spp.), para o talhão 3.

Figura 14. A) Mapas probabilísticos da Leucena (*Leucaena leucocephala*); B) Mucuna (*Mucuna* spp.) e corda de viola (*Ipomoea* spp.), para o talhão 4.

Figura 15. Porcentagem de área ocupada por plantas daninhas na área de estudo: Talhão 1(A); Talhão 2(B); Talhão 3(C); Talhão 4(D).

1. INTRODUÇÃO

A cana-de-açúcar é uma das culturas de maior importância no Brasil e no mundo, e diante de seu poder socioeconômico, a busca por maiores produções com qualidade é necessário (Som-Ard et al., 2021). Nas atividades de manejo da cultura, a utilização de ferramentas tecnológicas busca identificar e interferir nos efeitos prejudiciais, seja ele de caráter bióticos ou abióticos. Um fator biótico que afeta negativamente o cultivo da cana-de-açúcar é a presença de plantas daninhas, que competem com água, luz, e nutriente, trazendo perdas de produção e qualidade do produto, além de ocasionar dificuldade na colheita (Suganthi et al., 2019).

O controle das plantas daninhas é normalmente realizado através da aplicação de herbicidas em área total. Contudo grandes volumes de aplicação podem contaminar o solo e a água, afetando o ecossistema (Alencar et al., 2020). Diante desse cenário, para adoção de práticas que reduza os impactos ecossistêmicos e favoreça a sustentabilidade, conhecer a diversidade e distribuição das daninhas nas áreas de produção é fundamental.

As infestações das plantas daninhas nos canaviais não se manifestam de maneira homogênea, apresentam variações de espécies, tamanho de área infestada e com diferentes formas de distribuição (Suganthi et al., 2019). Dessa forma, os conhecimentos dos locais de infestações se tornam uma estratégia essencial para minimizar a nocividade às plantas cultivadas (Gerhards et al., 2022). Dentro deste contexto, a utilização de ferramentas de agricultura de precisão, direcionadas as técnicas de mapeamento geoestatísticos, apresentam-se como alternativa favorável para tomadas de decisões precisas em abordagem espaciais e temporais (Magano et al., 2023).

A utilização de aeronaves remotamente pilotadas (ARPs) têm se mostrado uma ferramenta inovadora e promissora em avaliações das produções agrícolas. Estudos realizados por Anderegg et al. (2023), avaliaram a aplicação de imagens de ARP e imagens terrestres, para a detecção de plantas daninhas em lavouras de trigo. Os pesquisadores utilizaram uma abordagem de classificação baseada em objeto e obtiveram uma precisão de 0,72 e 0,88, com o uso de imagens baseadas

em ARP e imagens terrestres, respetivamente. Outra colaboração Jinya et al. (2022), utilizaram imagens multiespectrais de ARP para classificação de capim-preto (*Bidens pilosa*) na cultura do trigo. Os resultados evidenciaram uma precisão e recall de 93,8% e 93,8%, respetivamente. No entanto, a utilização de sensores multiespectrais para avaliações agrícolas ainda é limitada, devido ao elevado custo de aquisição dos dados. Diante disso, poucos trabalhos na literatura abordaram a utilização de imagens RGB obtidas por ARP direcionadas ao mapeamento de plantas daninhas na cultura da cana-de-açúcar. A utilização de imagens RGB de RPA é uma tecnologia de baixo custo, sendo uma alternativa viável para o mapeamento de plantas daninhas em áreas de produção (Campos et al., 2021).

A aplicação dessas tecnologias aliadas às técnicas da geoestatística, pode proporcionar o mapeamento detalhado das espécies indesejadas nas áreas de produção, como a obtenção de sua localização espacial e quantificação da infestação (Jensen et al., 2021; Yano et al., 2022). Estes dados são primordiais para aplicação dos métodos de controle, possibilitando um controle específico das plantas daninhas e aplicação localizada de herbicidas, o que pode minimizar o impacto ambiental devido a não aplicação de herbicidas em áreas não infestadas, além da redução de custos de controle e prejuízos no processo de colheita, dificultando a mesma por meios de problemas mecânicos relacionados a máquina (Costa Lima e Mendes, 2020).

Frente a tais tendências, o mapeamento espacial de plantas daninhas auxilia no planejamento do controle e fornece três principais benefícios: menor custo de manejo, menor impacto ambiental e redução do surgimento de plantas resistentes a herbicidas (RASI, 2008). Portanto, objetivou-se com o presente trabalho determinar áreas de infestações das plantas daninhas em cultivos de cana-de-açúcar, utilizando imagens RGB aliado as técnicas geoestatísticas.

2.REVISÃO DE LITERATURA

2.1 CANA DE AÇÚCAR

A cana de açúcar é considerada a cultura agrícola com maior produtividade dentre as culturas cultivadas para a alimentação humana (Almeida et al., 2023). Além de ser utilizada para a produção de alimentos, a cana-de-açúcar também é

empregada de forma continua para a produção de biocombustíveis, tornando-se também importante fonte vegetal para a produção de energia (Vandenberghe et al., 2022).

Atualmente, juntamente com as culturas do algodão, soja, milho, trigo, a cana-de-açúcar contribui para o aumento da produção agrícola mundial, pois está distribuída em mais de 100 países, com predomínio da produção em países asiáticos, africanos e sul americanos, sendo o Brasil um dos pioneiros na produção de energia desde a década de 1970 (NationMaster, 2019). A produção nacional da cana-de-açúcar está concentrada geograficamente na região centro sul do Brasil, e corresponde a apenas 1% do território nacional (ÚNICA et al., 2021).

A área cultivada com cana-de-açúcar destinada a atividade sucroalcooleira no ano de 2023 foi estimada em torno de 8.127,7 mil hectares, redução de 2,6% em relação a área colhida no ano de 2022 (Conab, 2023).

O Brasil é atualmente o maior produtor mundial de cana de açúcar, que representa um total de 36,4 % da produção total global, representando 716 milhões de toneladas (Faostat, 2021). A produção brasileira de cana de açúcar está centralizada em maior proporção nos estados de São Paulo, Goiás, Minas Gerais e Mato Grosso do Sul (Zalles et al., 2019).

A produção da cana de açúcar é reconhecida de forma econômica importante, pois é considerada a terceira cultura mais importante em valores brutos para o agronegócio brasileiro (IBGE, 2023). Ela pode fornecer matéria prima para a produção direta de energia, sendo que os produtos produzidos representam aproximadamente 17% da matriz energética brasileira (EPE, 2023).

Devido a importância da cana de açúcar para o agronegócio brasileiro e as metas globais que o Brasil assumiu para a produção de bioenergia até o ano de 2030, o governo brasileiro tem como meta atingir a produção de biocombustíveis em torno de 54 milhões de litros, representando um aumento acima de 80% do valor atual produzido (Epe, 2018). Tal fato representa uma produção anual estável média em torno de 945 milhões de toneladas.

Visto a importância do Brasil para a produção de energia, uma das estratégias futuras para aumento da produção será o incentivo econômico governamental e políticas que visam aumentar o conhecimento científico e

tecnológico para expansão da cana de açúcar no Brasil, levando em consideração as restrições ambientais apresentadas para seu crescimento (Bordonal et al., 2018; Sanches et al., 2023).

Visando aumentar a produção brasileira, estratégias integradas devem ser adotadas com objetivo de aumentar as áreas cultivadas com a cultura e melhorar o manejo agrícola de visam o aumento dos rendimentos e produtividade (Hernandes et al., 2021). No sentido de melhorias no manejo agrícola, o avanço visa fechar lacunas ainda que dificultam o aumento da produtividade agrícola, como fatores relacionados ao solo (manejo da fertilidade do solo), fatores culturais (manejo de plantas invasoras) e climáticas (chuva) (Marim et al., 2016; Oliveira et al., 2019).

Para cobrir as lacunas do manejo, a adoção de novas práticas tem surgido, junto com soluções tecnológicas para superar a barreira da produção, que visam melhorar a gestão por meio de ferramentas tecnológicas para superar os desafios encontrados no campo, otimizando os insumos agrícolas e minimizando os impactos ambientais dentro de um determinado objetivo de manejo (Borghi et al., 2016; Farhate et al., 2019).

2.2 PLANTAS DANINHAS PARA CANA DE AÇÚCAR

O controle eficaz de plantas daninhas em cultivos de cana de açúcar é um dos manejos cruciais para manutenção da produção agrícola, por que as plantas daninhas podem competir com a cultura principal, gerando a redução da produtividade das culturas (Souza et al., 2020). As plantas daninhas estão relacionadas com a produtividade das culturas agrícolas em temas como a competição por nutrientes, energia solar e espaço ocupado no solo, hospedeiros de insetos considerados pragas e doenças, podendo causar prejuízos econômicos (Ghanbarpour et al., 2015).

Dentre os métodos de controles conhecidos, o controle químico é o mais usado para o manejo de plantas daninhas em campos agrícolas de grande dimensão (Hamuda et al., 2016). No entanto, a utilização de herbicidas pode ser onerosa e gerar risco de contaminação ambiental, principalmente se a utilização dos

produtos for de forma descontrolada e em área total da propriedade agrícola (Wang et al., 2019). Somado a isso o mal manejo das plantas daninhas podem aumentar a resistência das plantas aos produtos utilizados, ocasionando problemas no manejo futuro e deixando o controle mais oneroso. Isso faz os pesquisados buscar estratégias e tecnologias para otimizar o uso de herbicidas (Lopez-Granados et al., 2016)

Uma das formas de otimizar o controle das plantas daninhas é levar em consideração a variabilidade espacial dos fatores que contribuem para sua distribuição, como o tipo de solo, disponibilidade de umidade no solo, microclima e topografia (Peruzzi et al., 2017). Utilizar de informações disponíveis dos campos agrícolas ajudam a reduzir a aplicação desnecessária de produtos e podem trazer economia significativa aos produtores. Estudos demonstram que o controle local das plantas daninhas pode levar a redução do uso de produtos em até 80 %, mantendo mesmo assim a produtividade da cultura manejada (Kader et al., 2019).

A utilização de herbicidas tem recebido atenção negativa devido aos estudos que comprovam os danos causados por esses produtos aos animais quanto aos humanos (Lima et al., 2020). Tal fator tem levado os pesquisadores a investigar os riscos causados pelos herbicidas a segurança alimentar. Por consequência, tem se buscado novas tecnologias para auxiliar e otimizar a utilização dos herbicidas, evitando as plantas daninhas e ao mesmo tempo mantendo os rendimentos e qualidade dos produtos agrícolas, o que pode levar ao desenvolvimento de uma agricultura sustentável (Gómez-Candón et al., 2016).

Para a otimização dos estudos sobre o melhor controle das plantas daninhas tem surgido várias soluções tecnológicas utilizadas no reconhecimento das plantas daninhas (Christensen et al., 2021). Vários tipos de sensores têm sido aplicados nos estudos, com tecnologias baseadas principalmente na captação de diferentes faixas espectrais, como a espectroscopia de visível e infravermelho próximo, imagem hiperespectrais e técnicas de detecção a distância (Pantazi et al., 2016; Gao et al., 2018).

Os sensores aplicados a estudos das plantas daninhas podem ser classificados em duas categorias: os sensores de sensoriamento remoto aéreo e sensores de detecção terrestre. A primeira categoria representa sensores montados

em satélites, aviões e veículos aéreos não tripulados (VANT's) (Drones) (Huang et al., 2018; Bah; 2018), no qual os dados obtidos são imagem RGB (Red, Gree, Blue) ou multiespectral que podem ser utilizadas aliadas as técnicas geoestatísticas para a construção de mapas probabilísticos da variabilidade espacial das plantas daninhas visando seu controle, na qual são técnicas possíveis de serem utilizadas em grandes áreas. Já as técnicas terrestres são representadas pelos sensores acoplados em tratores que coletam e processam prontamente informações sobre plantas daninhas, permitindo a operação de controle das plantas daninhas em tempo real. Tais métodos alternativos aos métodos tradicionais auxiliam na evolução do controle as plantas daninhas (Raja et al.,2020).

2.3 IDENTIFICAÇÃO DE PLANTAS DANINHAS COM VEÍCULO AÉREO NÃO TRIPULADO (VANT)

A aplicação de novas tecnologias tem gerado resultados promissores no aumento da produtividade por meio do monitoramento preciso das características da cultura e redução dos impactos ambientais (Luciano et al., 2018; Blatchford et al., 2019).

As tecnologias aplicadas em campo baseadas em técnicas de sensoriamento remoto usando veículo aéreo não tripulado (vant) está permitindo aos pesquisadores e agricultores determinar fatores críticos que afetam a produtividade das culturas, tais como a disponibilidade de água, disponibilidade de nutrientes, condições do solo, sanidade das plantas e infestação de plantas daninhas de forma precisa para a melhoria da tomada de decisões (Shafiee et al., 2021; Olson e Anderson, 2021).

O controle de plantas daninhas por meio de herbicidas específicos é a principal técnica de controle utilizado ao redor do mundo (Chen et al., 2021). O controle químico tradicional dar-se por meio da remoção das plantas pela aplicação uniforme em toda a área cultivada, isso resulta em pulverização em excesso em áreas livres de plantas daninhas, sendo que tal abordagem resulta na grande geração de resíduos e poluição do ambiente agrícola (Chivasa et al., 2021).

A identificação e a detecção das plantas daninhas é um passo inicial no manejo, monitoramento, distribuição, e abundância das plantas daninhas. O manejo

assíduo das plantas daninhas em campos de produção comercial requer métodos de detecção e manejo eficientes em termo da janela temporal para não afetar a cultura principal (Delavarpour et al., 2021).

Com o avanço das tecnologias, os sensores para identificação das plantas daninhas melhoraram a precisão da detecção e classificação das plantas (Gago et al., 2015). Somado a isso, a integração dos sensores ao uso de técnicas matemáticas robustas de inteligência artificial auxilia na tomada de decisões, notificando sistematicamente as características relacionadas aos diferentes tipos de plantas (Huang et al., 2018).

As tecnologias usadas atualmente originaram uma nova estratégia no controle e manejo das plantas daninhas, chamada de manejo específico das plantas daninhas (Espósito et al., 2021). Tal manejo, consiste em considerar a variação da densidade, localização e composição das populações das plantas daninhas (Somerville et al., 2020). Portanto, o foco principal dessa estratégia é fornecer informações no espaço e no tempo das plantas daninhas para realizar aplicações direcionadas para aplicação mínima de herbicidas, proporcionando melhor proteção ambiental, produção agrícola sustentável e aumento de lucros (Samarai et al., 2018).

Para implementação do manejo específico, as tecnologias atuais têm auxiliado em um dos passos cruciais que é a detecção e o mapeamento das plantas daninhas (Jin et al., 2021). O sensoriamento remoto, por meio de sensores da aquisição espectral são usados para capturar imagem relacionadas as plantas daninhas e da cultura presente (Bahuguna et al., 2021). Os sensores permitem a aquisição de imagens de alta resolução, permitindo a detecção precoce das densidades das plantas daninhas e a discriminação das espécies para controle. Os sensores estão embarcados em diferentes tipos de plataformas, como satélites e vant, como drones que são amplamente utilizados atualmente, pela aquisição de imagem de resolução espacial alta (Rasmussen et al., 2020).

Os “vant’s” tem mostrado potencial de aplicações de estudos de trabalhos com plantas daninhas, uma vez que possuem facilidade de uso e são econômicos para aquisição de dados (Rodriguez et al., 2021). Tais equipamentos são considerados plataformas úteis para embarcar tecnologias e sensores em forma de miniatura para aplicação na agricultura (Malamiri et al., 2021). Os sensores para

estudo das plantas daninhas podem estar embarcados nos 'vant's' e ter diferentes níveis tecnológicos, que vão de sensores econômicos com aquisição de imagem RGB (Red, Green, Blue), passando por sensores multiespectrais, hiperespectrais obtendo resoluções suficientes para o manejo assertivo de plantas não cultivadas (Cao et al., 2020).

Assim, com o desenvolvimento dos 'vant's' junto aos sensores para detectar plantas daninhas na agricultura de precisão tem influência positivamente a evolução do manejo agrícola, pois ao contrário dos métodos agrícolas tradicionais que exigem tempo e mão de obra, as abordagens modernas incluindo sensores e alta capacidade de processamento por meio dos computadores, estão ajudando os agricultores a tomar as melhores decisões sobre o manejo das culturas (Dasgupta et al., 2020). Portanto o monitoramento das plantas daninhas por meio das técnicas atuais tem melhorado a precisão no manejo das plantas daninhas melhorando a produtividade final das culturas (Talaviya et al., 2020; Zou 2021).

2.4 GEOESTATÍSTICA PARA O MAPEAMENTO DE PLANTAS DANINHAS

O uso das técnicas geoestatísticas para entendimento da variabilidade espacial das plantas daninhas possui potencial técnico e tecnológico, possibilitando técnicas de mapeamento mais precisas, como a krigagem e suas variações (Krahmer et al., 2020). Os estudos geoestatísticos tem demonstrado que a variabilidade espacial nos campos de produção agrícola não são processos aleatórios, portanto são processos que possuem continuidade ou dependência espacial, a qual podem ter forte ou moderada dependência espacial (Izquierdo et al., 2020; Krahmer et al., 2020).

Os métodos geoestatísticos baseiam-se na teoria das variáveis regionalizadas, na qual os valores de uma função aleatória são semelhantes quando estão próximos uns dos outros, e a similaridade diminui à medida que a distância entre os locais não amostrados aumenta. Para avaliar se os dados estão espacialmente correlacionados e em que medida, foi desenvolvido o semivariograma (Goovaerts, 1997). O semivariograma permite determinar se uma variável apresenta dependência espacial e quantifica essa dependência (Webster e Oliver, 2007).

Após o reconhecimento da dependência espacial dos dados avaliados, no caso, das espécies de plantas daninhas, o método de interpolação dos dados (krigagem) pode ser utilizado para geração de mapas dos atributos contínuos (Chiles et al., 2012). Dentre os métodos de interpolação, a krigagem geralmente apresenta os melhores resultados para o mapeamento, pois leva em consideração a forma com que a variabilidade do atributo estudado varia no espaço representado pelo modelo do semivariograma (Oliver et al., 2010).

Uma característica importante nos estudos de variabilidade espacial por meio das técnicas geoestatísticas, é a possibilidade de explorar a correlação espacial com outros atributos agronômicos (químicos, físicos e biológicos) e ambientais (microclima e umidade) nas mesmas coordenadas da variável de ocorrência das plantas daninhas, auxiliando no entendimento do surgimento das espécies de plantas daninhas presentes (Ávila et al., 2019; Comas et al., 2016).

O mapeamento das plantas daninhas pelos métodos geoestatísticos são fundamentais para o controle sustentável em campo, realizando a confecção de zonas específicas de manejo, no qual traz benefícios como maior retorno econômico e menor impacto ambiental (Martín et al., 2018). Com o mapeamento surge a possibilidade de aplicação de herbicidas em taxa variável, podendo minimizar o uso dos herbicidas e trazer economias de aproximadamente 25 a 50% (Gundy et al., 2017)

Em muitos estudos devido aos custos de amostragem, apenas umas quantidades representativas de pontos são coletadas, o que se considera que os mapas trazem consigo incerteza na sua representação (Dille et al., 2003). Então, uma possível solução para aumento da confiabilidade dos mapeamentos obtidos é a incorporação de variáveis secundárias nos modelos espaciais, variáveis que possuem maior densidade amostral e estão espacialmente relacionadas as variáveis alvo (Huang et al., 2017).

Os dados obtidos por plataformas de sensoriamento remoto oferecem um meio de obter as informações contínuas agroambientais para grandes áreas, portando, se tornando-se extremamente úteis para o fornecimento das variáveis secundárias em toda área de estudo para mapear com precisão a distribuição das plantas daninhas (Van der meer, 2012). Com a necessidade dessas informações

para mapear com precisão a ocorrência de plantas daninhas, os veículos aéreos não tripulados tem sido usado para gerar informações secundárias de alta resolução (López-granados et al., 2016; Castaldi et al., 2017).

A disponibilidade e uso crescente de veículos aéreos não tripulados podem fornecer uma fonte rápida, oportuna e econômica para obter informações, o que significa que áreas em maior escala de plantas daninhas podem ser mapeadas com auxílio dos veículos aéreos não tripulados, se tornando uma solução econômica para o mapeamento sem intensificar a amostragem da variável primária (Jurado-Expósito et al., 2019).

Dentre os métodos geoestatísticos, a krigagem indicadora pode ser utilizada com o intuito de gerar probabilidade de ocorrência de infestações de plantas daninhas (Webster e Oliver, 2007). A krigagem indicadora é caracterizada como um método geoestatístico que ao invés de trabalhar com os valores reais dos atributos, transforma a variável primária em variável binária com base em valores preestabelecidos que são usados para calcular a probabilidade de exceder o limite de ocorrência do fenômeno estudado (Burrough e McDonnell, 1998).

No contexto das plantas daninhas, a aplicação da krigagem indicadora possibilita o mapeamento do limite do índice de severidade estabelecido para as espécies das plantas daninhas (San Martín et al., 2018). Assim, quando a densidade das plantas analisadas estiver acima do índice de severidade de infestação, poderiam ser usados os resultados para implementação de estratégias de controle nas zonas específicas de manejo que apresentam ocorrência de severidade de infestações classificadas como moderadas ou altas para aplicação de herbicidas (Keller et al., 2014).

O uso combinado dos métodos geoestatísticos e imagem de sensores embarcados em UAVs então focados diretamente em converter as informações coletadas em mapas de prescrição e delinear zonas potenciais para o controle específico local das plantas daninhas, com o objetivo final de reduzir os custos com produtos químicos utilizados durante o ciclo da cultura (Pelosi et al., 2015; Sousa-Ortega et al., 2020).

3. MATERIAL E MÉTODOS

3.1 LOCALIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO

O estudo foi realizado em uma propriedade agrícola localizada no município de Paraíso-SP, que tem uma área de 155,186 km², as coordenadas da propriedade é 21° 0' 57" S 48° 46' 26", com elevação de 598 m, localizada na região sudeste do Brasil, microrregião de Catanduva. A pesquisa foi desenvolvida em 4 talhões com cultivo comercial de cana-de-açúcar. Talhão 1 com 19,07 ha (Figura D), talhão 2 de 21,45 ha (Figura 1D), talhão 3 com 14,20 ha (Figura 1D) e talhão 4 com 6,39 ha (Figura 1D), totalizando 61,11 ha de área de estudo.

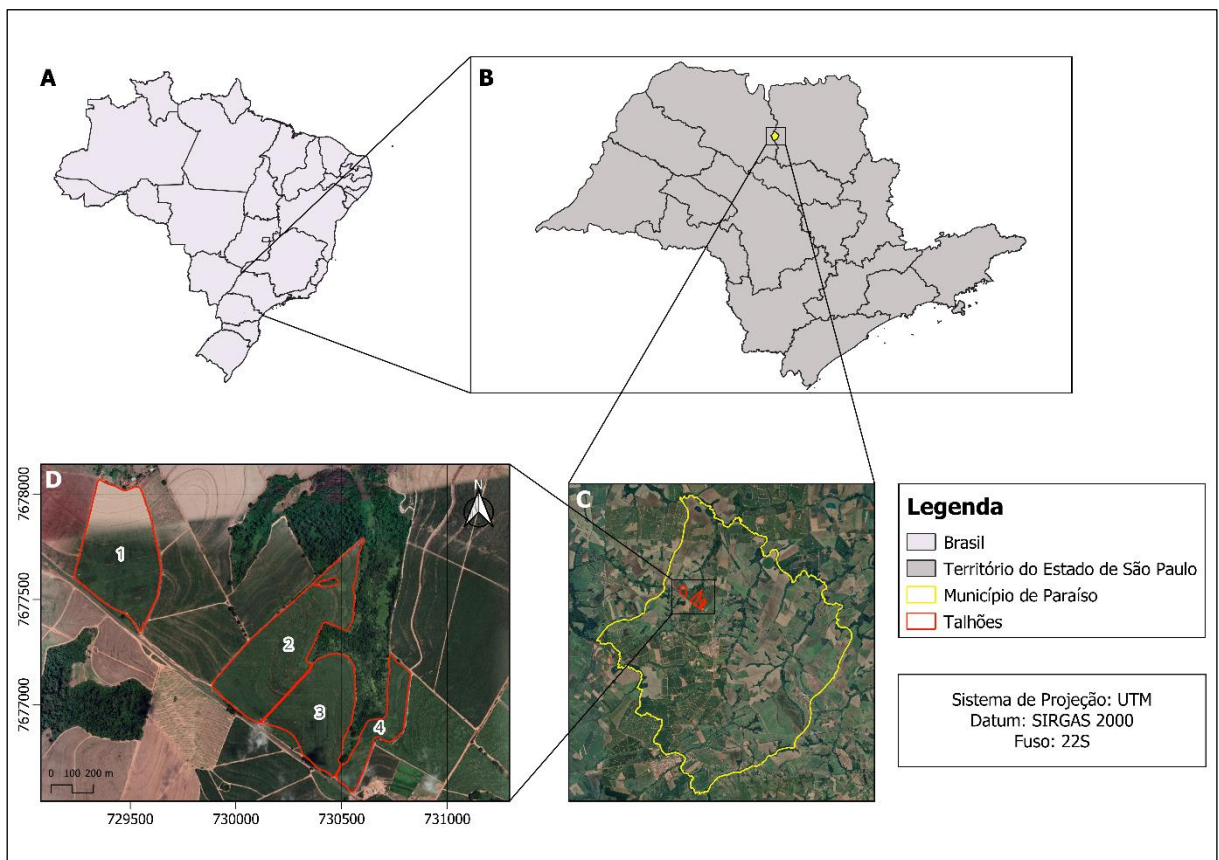


Figura 1. A) Brasil 1; B) Estado de São Paulo 2; C) Município de Paraíso-SP 3; D) Talhões do 1 ao 4 estudados.

3.2 CLASSES DE SOLOS E AMBIENTES DE PRODUÇÃO PRESENTES NA ÁREA

A carta de solos (Csolos) dos talhões mostra presença de dois tipos de solo no talhão 1, onde maior parte do talhão é composto por Latossolo Vermelho e menor área com presença de Argissolo Vermelho-Amarelo. Os demais talhões há

ocorrência de somente um tipo de solo, Argissolo vermelho-amarelo.

Com relação aos ambientes de produção edafoclimáticos (Csolos) as áreas apresentam três tipos de ambiente: B-III, C-III e D-III. O talhão 1 (Figura 2A) possui 6,03 ha de ambiente B-III, potencial produtivo de médio a alto, e 13,04 ha de ambiente C-III, médio potencial produtivo. No talhão 2 (Figura 2B), possui 5,11 ha de ambiente D-III, médio abaixo potencial de produtividade e 16,34 ha de ambiente B-III. No talhão 3 (Figura 2C), a maior parte da área (11,17 ha), é composto por ambiente B-III, e o remanescente da área com presença do ambiente D-III. O talhão 4 apresenta somente ambiente B-III.



Figura 2. A) Ambiente de produção talhão 1; B) Ambiente de produção talhão2; C) Ambiente de produção 3; D) Ambiente de

produção talhão 4.

3.3 MAPEAMENTO DA ÁREA DE ESTUDO

As áreas de estudo estavam com cultivo de cana-de-açúcar com porte alto (Figura 3A). Para o mapeamento da área, foi utilizado um sensor RGB a bordo da ARP, Vant Sense Flay Modelo Ebee (Figura 3B). As imagens apresentaram resolução de aproximadamente 3,5 cm por pixel. O processamento das imagens foi realizado pelo Software Pix4dee, produzindo um mosaico das áreas de estudo.

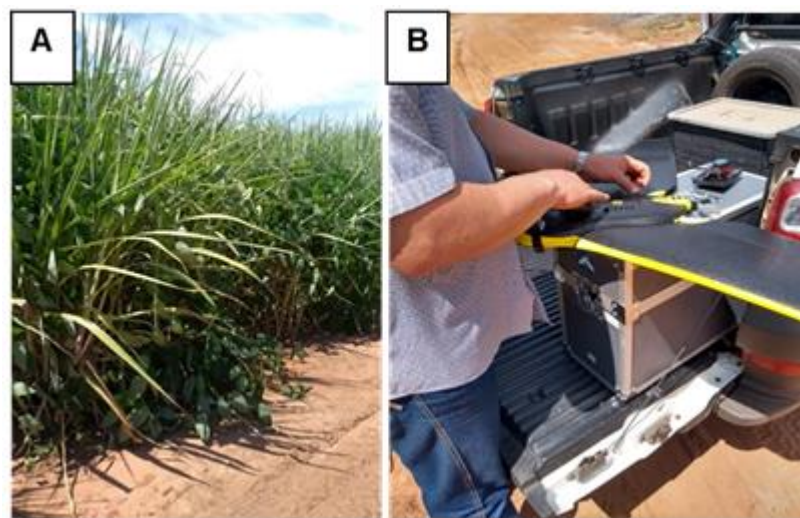


Figura 3. A) Cana-de-açúcar com elevado porte; B) Aeronave Remotamente Pilotada para sobrevoos de imageamento da área de estudo.

3.4 METODOLOGIA DE IDENTIFICAÇÃO DAS PLANTAS DANINHAS

Para análise da identificação das plantas daninhas, analisou-se todo o mosaico produzido. Foi feita demarcação de pontos que não condiz com as características da cultura da cana-de-açúcar. Essas interpretações foram realizadas no programa Autocad de forma a representar tipos específicos de cobertura terrestre de plantas invasoras em áreas de cana-de-açúcar.

Os pontos foram validados a campo, por meio de análise da referência de coordenada da imagem georreferenciada, sendo possível identificar de acordo as características do mosaico, qual a classificação da planta daninha.

Após a validação, criou-se uma malha de polígonos gerando pixel de tamanho de 10 metros (Figura 4A) por todo mosaico. Dentro de cada polígono, foi realizado

uma análise com auxílio do ortomosáico, mapeando a presença ou ausência das plantas daninhas e classificando-as de acordo com dados validados em campo.

Após a validação, criou-se uma malha de polígonos com pixel de resolução de 10 m^2 (Figura 4A) por todo mosaico. Dentro de cada polígono, foi realizada uma análise com auxílio do ortomosáico, mapeando a presença ou ausência das plantas daninhas e classificando-as de acordo com os dados validados em campo.



Figura 4. A) Malha de polígonos; B) Pontos centroeide dos polígonos.

Após a validação, foi gerado para cada talhão um arquivo de dados binários, em que: O valor 1 indica presença das plantas daninhas e o valor 0 indica a ausência de plantas daninhas. Foram gerados um total de 2004 informações para o talhão 1, 2212 informações para o talhão 2, 1463 informações para o talhão 3 e 694 informações para o talhão 4. As informações obtidas equivalem a quantidade de polígonos em cada área, dependendo assim de sua dimensão.

3.5 KRIGAGEM INDICATRIZ OU INDICADORA DAS PLANTAS DANINHAS

A partir dos polígonos avaliados, foram gerados as informações da malha amostral geradas a partir do vant. A Figura 6 ilustra as malhas amostrais dos 4 talhões.

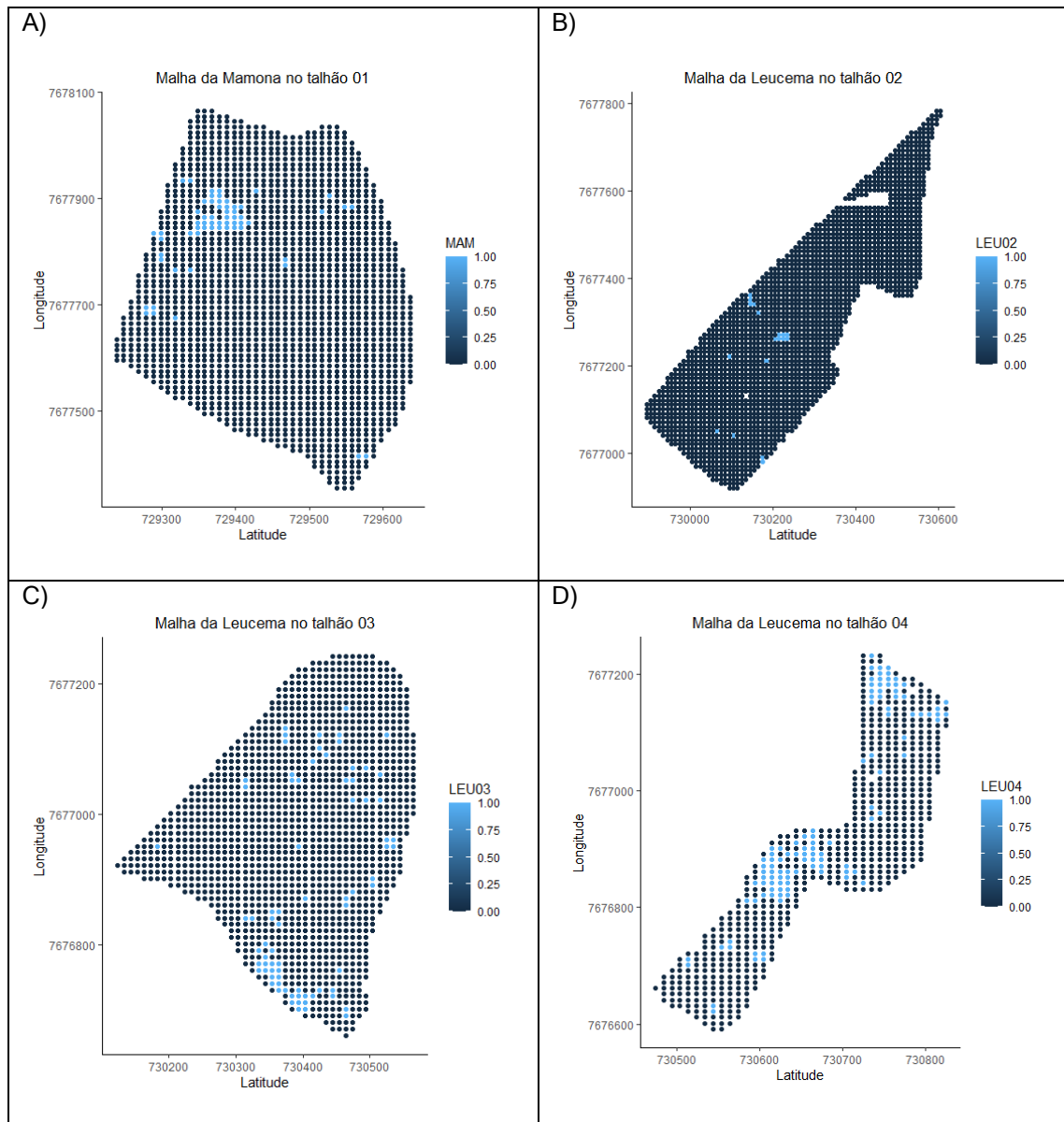


Figura 5. Malhas amostrais nos 4 talhões obtidas pelo VANT: A) Mamona no talhão 1, B) Leucena no talhão 2, C) Leucena no talhão 3 e D) Leucena no talhão 4

A seguir foram gerados semivariogramas experimentais para modelagem da dependência espacial das espécies estudadas os quais foram utilizados na krigagem indicatriz para gerar os mapas de probabilidade da incidência das plantas daninhas. A Krigagem Indicatriz é um método de interpolação não linear que consiste na aplicação da Krigagem Ordinária sobre uma variável transformada, isto é, a variável resultante da aplicação de uma função indicadora dicotômica.

A krigagem indicatriz é não-paramétrica, pois não considera nenhum tipo de distribuição de probabilidade a priori para a variável aleatória. Essa técnica fornece mapas onde é possível avaliar a probabilidade de ocorrência do fenômeno que está sendo estudado. Diferentemente da krigagem linear, que se estima a variância do erro de estimação em função do estimador e da distribuição geométrica das amostras, a krigagem Indicatriz possibilita a estimativa de incertezas, utilizando a função de distribuição acumulada condicionada da variável aleatória que representa o atributo, independentemente do estimador.

A função do variograma fornece uma medida da continuidade espacial ou da variabilidade em cima da amplitude completa dos valores dos atributos. O padrão de continuidade espacial, pode, entretanto, diferir, dependendo se o valor do atributo é pequeno, médio ou grande.

A caracterização da distribuição espacial dos valores de Z acima ou abaixo de um dado valor de corte (threshold value) z_k começa pela codificação de cada valor dos dados $z(x_i)$ em um dado indicador $i(u_a, z_k)$, definido como:

$$i(x_i, z_k) = \begin{cases} 1 & \text{se } z(x_i) \leq z_k \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases}$$

Uma variável indicadora, frequentemente abreviada como “indicadora” no jargão geoestatístico, é essencialmente uma variável binária: ela somente assume os valores 0 e 1.

Tipicamente estas variáveis denotam presença ou ausência. Neste trabalho podemos codificar uma amostra com 1 para a presença de ervas daninhas e 0 se elas não estão presentes.

O variograma indicador é estimado^o como:

$$\hat{\gamma}_i(h; z_k) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{\alpha=1}^{N(h)} [i(x_i; z_k) - i(x_i + h; z_k)]^2$$

em que $\hat{\gamma}_i(h; z_k)$ é o estimador da semivariância indicadora, h é o vetor distância (módulo e direção) entre pares de observações, $N(h)$ é o número de pares $i(x_i; z_k)$ e $i(x_i + h; z_k)$ separados por h , $i(x_i; z_k)$ e $i(x_i + h; z_k)$ são valores

observados nas localizações x_i e $x_i + h$.

O variograma definido acima mede o quanto frequentemente os dois valores z , estão em lados opostos do valor de corte z_k , separados por h . Em outras palavras, o variograma indicador mede a frequência de transição entre as duas classes de valores de z como uma função de h .

Ao contrário da função indicadora de covariância, quanto maior o valor de

$$\gamma_I(h, z_k) \text{ ou } \gamma_I(h, z_{k'})$$

menos ligados no espaço estão os menores valores ($z(u_\alpha) \leq z_k$) ou grandes valores ($z(u_\alpha) > z_{k'}$).

Os resultados dos variogramas experimentais foram submetidos ao ajuste de modelos teóricos: modelo esférico, exponencial e gaussiano. Os valores correspondentes aos pontos não amostrados foram estimados pela técnica de interpolação da krigagem indicadora usando pacote gstat (Pebesma, 2001). Os mapas de variabilidade espacial dos atributos foram processados utilizando os seguintes pacotes: pacote sp (Pebesma e Bivand, 2005); pacote maptools (Bivand et al., 2023) e pacote raster (Hijmans et al., 2013). Os processamentos dos dados geoestatísticos foram realizados utilizando linguagem de programação R (R Development Core Team, 2020).

3.6 LEVANTAMENTO DE ÁREAS INFESTADAS PELAS PLANTAS DANINHAS

Após realização dos mapas de localização das plantas daninhas, foi realizado a contabilização da área de infestação de cada espécie de planta daninha estudada, de acordo com a diversidade e quantidade que cada talhão apresentava.

Através da análise do ortomosaico, ficaram evidente três diferente arranjo da distribuição das folhas das plantas. Sendo assim, com validação em campo, notou-se a ocorrência de quatro plantas daninhas: Mamona (*Ricinus communis* L.) (Figura 6A, 6B), Leucena (*Leucaena leucocephala*) (Figura 7A, 7B), Corda de viola (*Ipomoea* spp.) e Mucuna (*Mucuna pruriens*) (Figura 8A), Mucuna (*Mucuna pruriens*) (Figura 8B), Corda de viola (*Ipomoea* spp.) (Figura 8C). As espécies Corda de viola e Mucuna foram mapeadas em conjunto, não sendo possível diferenciá-las através da imagem, devido as duas espécies apresentarem

arranjo da distribuição das folhas e hábitos de crescimento semelhantes (trepadeira).

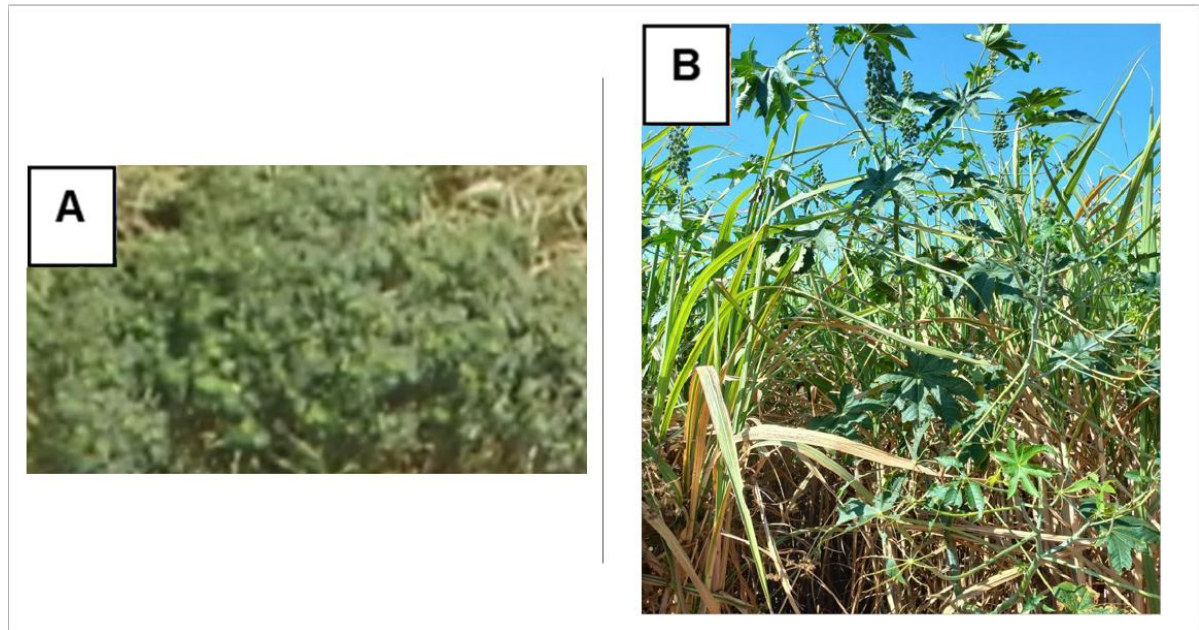


Figura 6. A) Visualização da infestação de Mamona (*Ricinus communis* L.) por meio da imagem de ARP; B) Infestação de Mamona em campo.

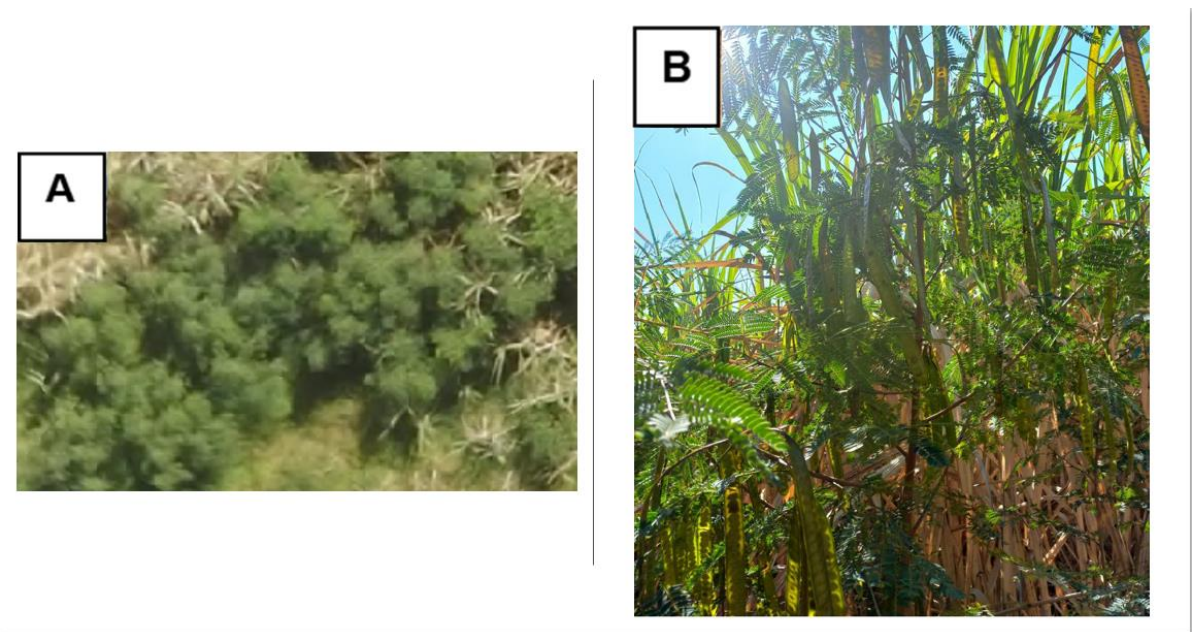


Figura 7. A) Visualização da infestação de Leucena (*Leucaena leucocephala*) através da imagem de ARP; B) Infestação de Leucena em campo.



Figura 8. A) Visualização da infestação de Corda de viola/Mucuna por meio da imagem de ARP; B) Infestação de Mucuna (*Mucuna pruriens*) em campo; C) Infestação de Corda de viola (*Ipomoea* spp.) em campo.

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Foram mapeadas as infestações de Mamona (*Ricinus communis* L.), Leucena (*Leucaena leucocephala*), Corda de viola (*Ipomoea* spp.) e Mucuna (*Mucuna pruriens*) na cultura da cana-de-açúcar. Na imagem foi possível identificar suas alocações, principalmente pela conformidade de suas folhas (Figuras 6, 7 e 8).

A ocorrência da leucena é comum nos canaviais, são prejudiciais ao desenvolvimento da cultura e para o processo de colheita (Idol, 2019). Competem por recursos (água, luz e nutrientes) e quando não são controladas, podem se tornar plantas altas, promovendo o sombreamento da cultura e reduzindo suas atividades fotossintéticas (Ferreira e Carvalho, 2021). Na imagem, nota-se também que apresentam características particulares, pode ser visualizado no mosaico sua distribuição de folhagens que apresentam textura semelhantes a espumas (Figura 7A).

Corda de viola e mucuna são plantas daninhas que apresentam hábito de crescimento trepador, enrolando-se sobre a cultura, agindo negativamente sobre a produção, além de prejudicar a colheita da cultura (Silva Ferreira et al., 2020; Silva et al., 2020b). A mucuna é uma planta utilizada como adubo verde, contudo, a não realização de seu controle no período correto, pode ocasionar o crescimento do banco de sementes no solo, aumentando sua disseminação (Carvalho Dias et al., 2021; Rugare et al., 2020).

Nas modelagens dos semivariogramas experimentais, para todos os talhões, o modelo exponencial foi o que melhor descreveu a distribuição espacial das espécies (Figura 9 e 10).

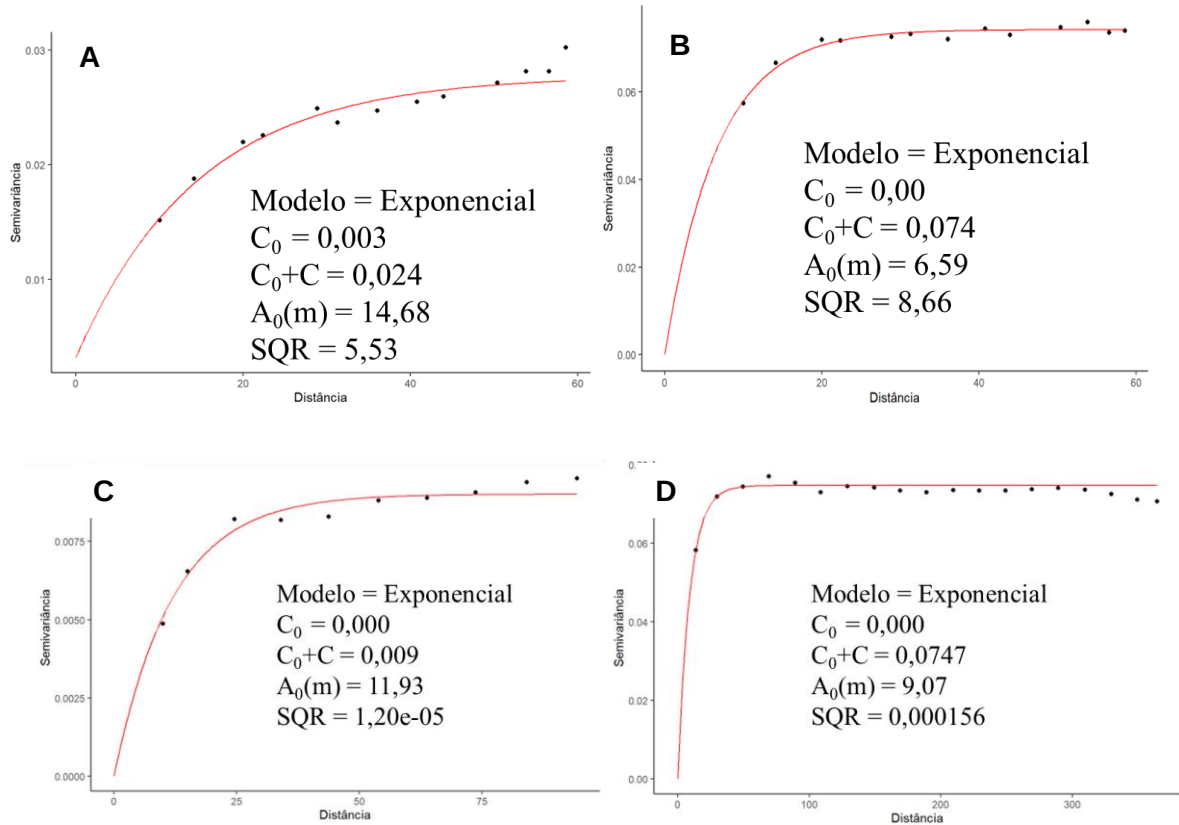


Figura 9. A) Modelo do variograma para a Manona (*Ricinus communis* L.) e B) Mucuna (*Mucuna* spp.) e corda de viola (*Ipomoea* spp.), para o talhão 1. C) Leucena (*Leucaena leucocephala*) e D) Mucuna (*Mucuna pruriens*) e corda de viola (*Ipomoea* spp.), para o talhão 2.

O modelo exponencial é característico de variáveis que apresentam dados mais irregulares em distâncias curtas. Esse modelo é frequentemente encontrado em estudos de mapeamento de plantas daninhas (Heisel et al., 1999; Jurado-Expósito et al., 2019).

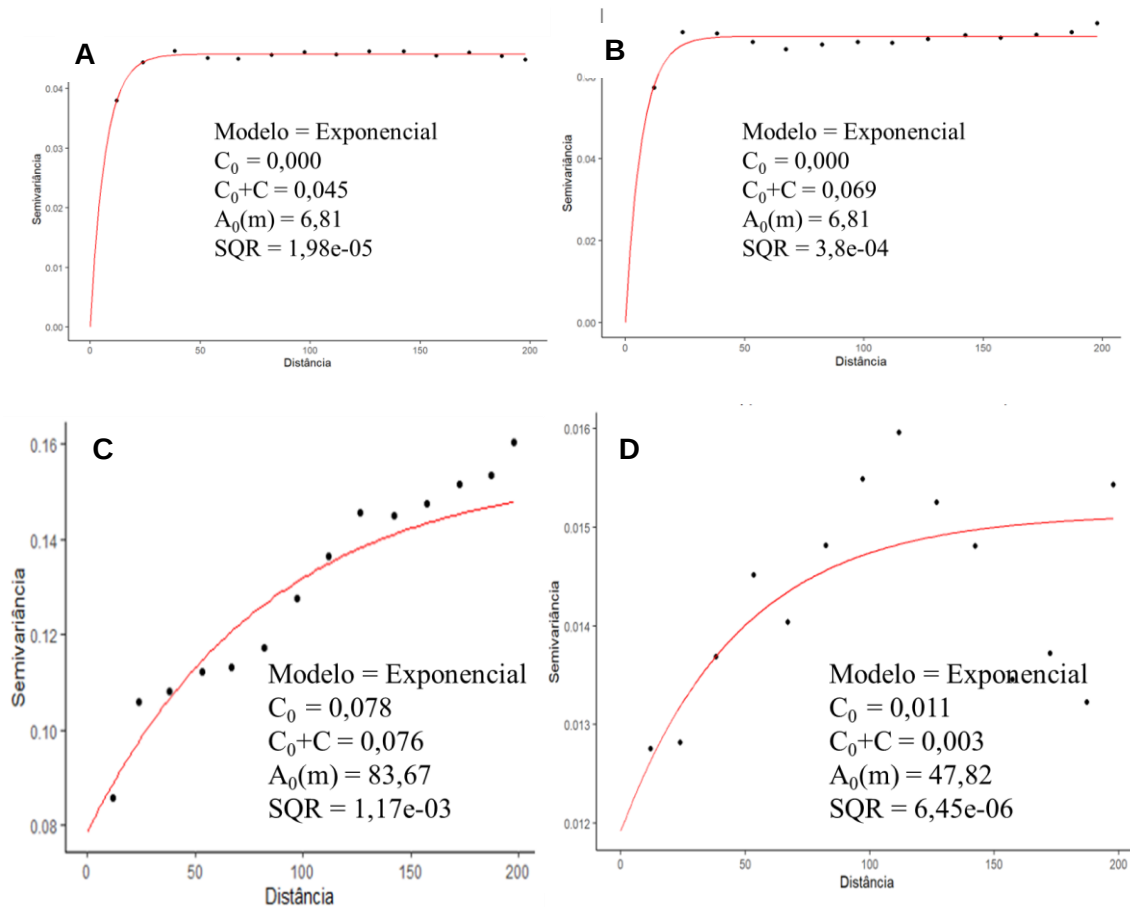


Figura 10. A) Modelo do variograma para a Leucena (*Leucaena leucocephala*) e B) Mucuna (*Mucuna* spp.) e corda de viola (*Ipomoea* spp.), para o talhão 3. C) Leucena (*Leucaena leucocephala*) e D) Mucuna (*Mucuna pruriens*) e corda de viola (*Ipomoea* spp.), para o talhão 4.

No talhão 1, foram identificados a presença das plantas daninhas mamona, mucuna e corda de viola. Na figura 11, apresenta-se os mapas probabilísticos da krigagem indicatriz obtidos das malhas geradas pelas análises das imagens RGB. Observa-se no mapa uma distribuição em reboleiras da espécie mamona, com poucos pontos dispersos no talhão (Figura 11A). As espécies mucuna e corda de viola apresentaram uma distribuição em todo talhão, com alguns pontos com maior concentração de infestação (Figura 11B).

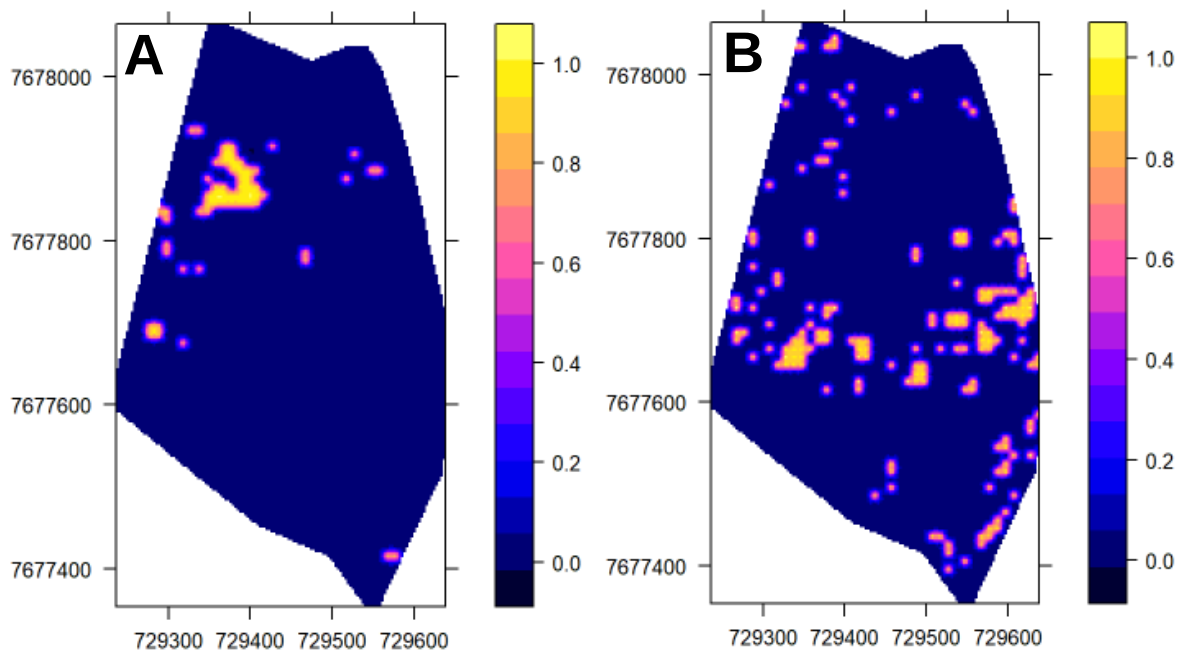


Figura 11. A) Mapas probabilísticos da Mamona (*Ricinus communis* L.); B) Mucuna (*Mucuna pruriens*) e corda de viola (*Ipomoea* spp.), para o talhão 1.

Para o talhão 2, foi observado a presença de leucena, mucuna e corda de viola. Observa-se a pouca ocorrência da espécie leucena nesse talhão, com alguns pontos em reboleiras concentrados no centro do mesmo (Figura 12A). A distribuição da mucuna e corda de viola apresenta distribuição semelhante ao talhão 1, se distribuindo por todo talhão, mas com maior concentração em alguns pontos específicos (Figura 12B).

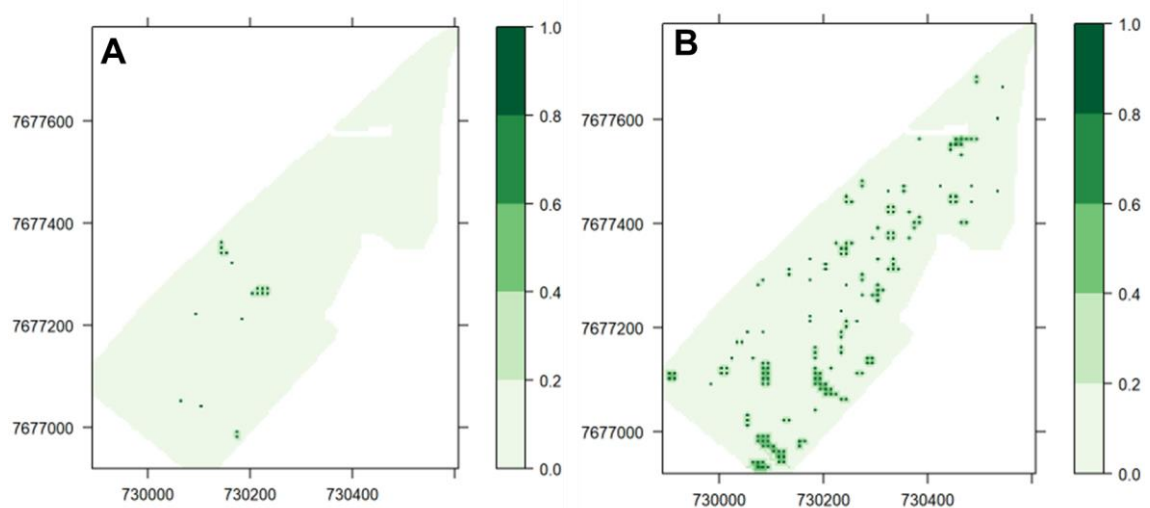


Figura 12. A) Mapas probabilísticos da Leucena (*Leucaena leucocephala*); B) Mucuna (*Mucuna pruriens*) e corda de viola (*Ipomoea* spp.), para o talhão 2.

No talhão 3 (Figura 13), foi identificado a presença das plantas daninhas leucena, mucuna e corda de viola. Em comparação a área ocupada pelas plantas daninhas na área de estudo, o talhão 3 apresentou maior quantidade de área ocupada pela leucena em relação ao talhão 2 (Figura 12). Já a mucuna e a corda de viola apresentou os mesmos padrões de distribuição dos talhões 1 e 2 (Figura 11 e 12). No talhão 4 (Figura 14), também foi identificado a presença das plantas daninhas leucena, mucuna e corda de viola. A leucena apresentou distribuição em reboleiras, tendo em vista que os modelos de variogramas modelados estão bem próximos do modelo de efeito pepita puro, em que quase não foi possível detectar a dependência espacial das plantas daninhas (Figura 14A). A Mucuna e corda de viola, diferentemente dos talhões anteriores analisados, apresentaram poucos focos de infestação nesse talhão (Figura 14B).

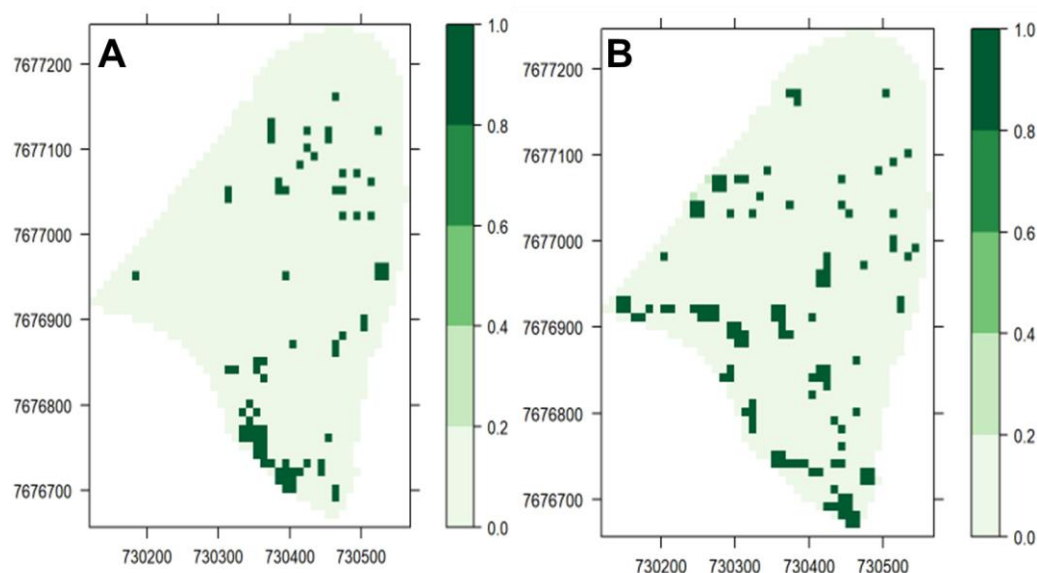


Figura 13. A) Mapas probabilísticos da Leucena (*Leucaena leucocephala*); B) Mucuna (*Mucuna pruriens*) e corda de viola (*Ipomoea* spp.), para o talhão 3.

Os resultados indicam alto potencial das imagens RGB obtidas por ARP no mapeamento de plantas daninhas em canaviais. Assim, a adoção de técnicas que determinem as áreas específicas de infestações é de extrema importância para a realização de um manejo eficiente e sustentável.

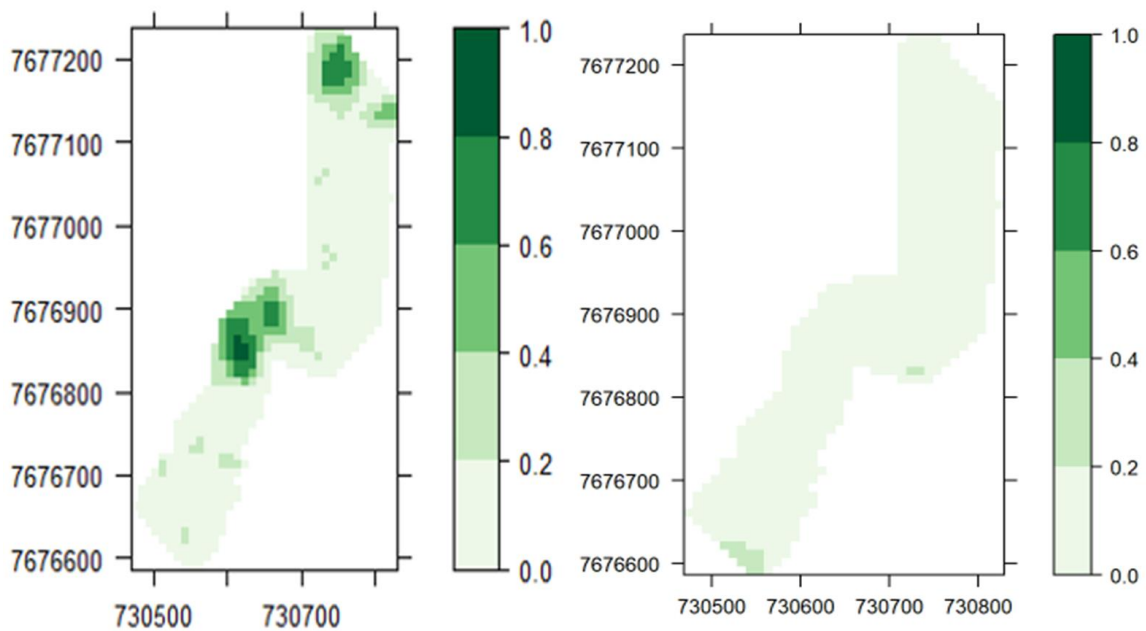


Figura 14. A) Mapas probabilísticos da Leucena (*Leucaena leucocephala*); B) Mucuna (*Mucuna pruriens*) e corda de viola (*Ipomoea* spp.), para o talhão 4.

As áreas de infestação detectadas por investigação com técnicas de agricultura de precisão são determinadas no intuito de auxiliar a implementação de um manejo mais eficiente. A utilização do sensor a bordo da ARP evidenciou este processo com a obtenção de imagens com alta resolução. Com a utilização desses sensores de alta resolução, é possível identificar características intrínsecas das plantas daninhas que a diferem da cultura da cana-de-açúcar, como o arranjo foliar, proporcionando essa identificação mais clara e objetiva.

4.1 PORCENTAGEM DAS ÁREAS OCUPADAS COM PLANTAS DANINHAS

Quanto a porcentagem da infestação das plantas daninhas (Figura 15), todos talhões apresentaram infestação inferior à 20%. No talhão 1, a mamona apresentou porcentagem de 2,77% da área, quanto a infestação de mucuna e corda de viola representaram 8,86% da área, totalizando 11,63% da área com necessidade de realização de controle. No talhão 2, a infestação de leucena representou uma porcentagem de 0,83% da área estudada. Para esse talhão, mucuna e corda de viola ocuparam uma área de 8,01% do talhão. Na avaliação do talhão 3, observou-se uma infestação de 5% da área pela presença da espécie leucena e 8,09% pela

presença de mucuna e corda de viola, totalizando uma área de infestação superior ao talhão 2 (13,09%). No talhão 4, a espécie leucena ocupou uma área de 16,9% do talhão, superior as infestações dos talhões 1, 2 e 3. Mucuna e corda de viola apresentaram uma infestação inferior em comparação aos outros talhões, com área de infestação equivalente a 2,03% do talhão. O total de infestação dessas plantas daninhas para esse talhão foi equivalente a 18,93% da área, sendo a maior área de infestação dos talhões avaliados. Portanto, o controle é fundamental para o alcance de altas produções.

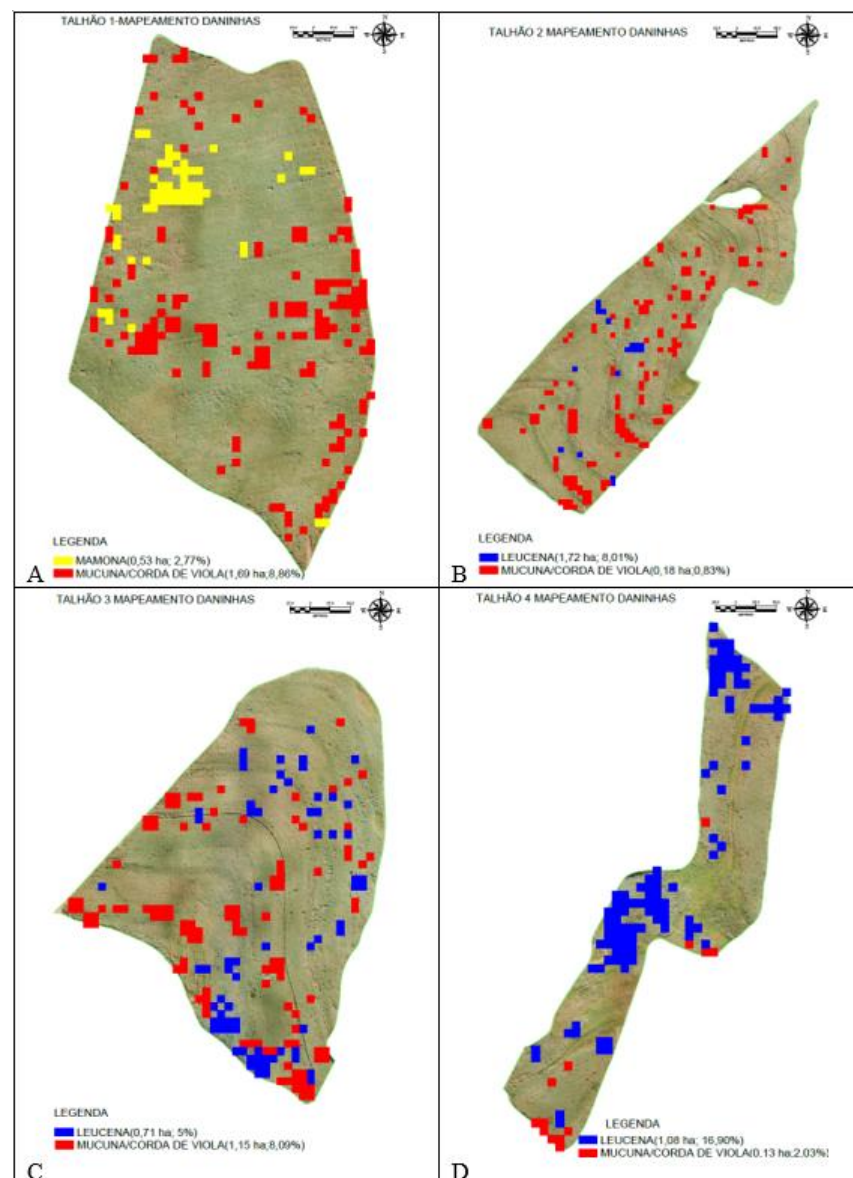


Figura 15. Porcentagem de área ocupada por plantas daninhas na área de estudo: Talhão 1(A); Talhão 2(B); Talhão 3(C); Talhão 4(D).

A área de estudo dos quatro talhões totalizou 61,11 ha. Com a análise das imagens e mapeamento por meio das técnicas geoestatísticas, foi possível determinar que somente 7,19 ha das áreas estavam com a presença de infestação de plantas daninhas, ou seja, uma área de aproximadamente 12% da área total. Diante disso, com o mapeamento aéreo, é possível realizar medidas de manejo específicas para o controle das infestações, proporcionando uma prática agrícola mais eficiente e precisa. Dessa forma, as tecnologias de imagem obtidas por sensor RGB embarcadas em APR é uma alternativa viável para o mapeamento de plantas daninhas, proporcionando uma identificação precisa e rápida das infestações nos campos agrícolas.

5. CONCLUSÕES

As imagens RGB obtidas pelo sensor embarcado em ARP foram eficientes no mapeamento de Mamona, Leucena, Mucuna e Corda de viola em áreas de cana-de-açúcar. A utilização de sensor aéreo aliado as técnicas de geoestatística possibilitou uma identificação precisa das áreas de infestações de plantas daninhas, proporcionando a adoção de técnicas de controle mais adequados e consequentemente, uma agricultura mais eficiente e sustentável.

6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Alencar BTB, Ribeiro VHV, Cabral CM, dos Santos NMC, Ferreira EA, Francino DMT, de Freitas SM (2020) Use of macrophytes to reduce the contamination of water resources by pesticides. **Ecological Indicators** 109: 105785.

ALMEIDA, M. A., COLOMBO, R. (2023) Production chain of first-generation sugarcane bioethanol: characterization and value-added application of wastes. **BioEnergy Research**, 16(2), 924-939.

Al-Samarai GF, Mahdi WM, Al-Hilali BM (2018) Reducing environmental pollution by chemical herbicides using natural plant derivatives—allelopathy effect. **Annals of Agricultural and Environmental Medicine** 25(3), 449-452.

Anderegg J, Tschurr F, Kirchgessner N, Treier S, Schmucki M, Streit B, Walter A (2023) On-farm evaluation of UAV-based aerial imagery for season-long weed monitoring under contrasting management and pedoclimatic conditions in wheat. **Computers and Electronics in Agriculture** 204: 107558.

- Avila LA, Noldin, JA, Mariot, CH, Massoni, PF, Fipke, MV, Gehrke, VR, Roma-Burgos, N (2021) Status of weedy rice (*Oryza* spp.) infestation and management practices in southern Brazil. **Weed Science** 69(5), 536-546.
- Bah MD, Hafiane A, Canals R (2018) Deep learning with unsupervised data labeling for weed detection in line crops in UAV images. **Remote sensing** 10(11), 1690.
- Bahuguna S, Anchal S, Guleria D, Devi M, Meenakshi KD, Kumar A (2021) Unmanned aerial vehicle-based multispectral remote sensing for commercially important aromatic crops in India for its efficient monitoring and management. **Journal of the Indian Society of Remote Sensing** 1-11.
- Blatchford ML, Mannaerts CM, Zeng Y, Nouri H, Karimi P (2019) Status of accuracy in remotely sensed and in-situ agricultural water productivity estimates: A review. **Remote sensing of environment** 234, 111413.
- Borghesi E, Avanzi JC, Bortolon L, Junior AL, Bortolon ES (2016) Adoption and use of precision agriculture in Brazil: Perception of growers and service dealership. **Journal of Agricultural Science** 8(11), 89-104.
- Burrough PA, McDonnell RA, Lloyd CD (2015) **Principles of geographical information systems**. Oxford University Press, USA.
- Campos SFB, da Cunha JPAR, Lemes EM (2021) Controle de plantas daninhas avaliado visualmente e por imagens aéreas. **Revista Brasileira Multidisciplinar** 24 (3): 216-225.
- Cao Y, Wei S, Huang H, Li W, Zhang C, Huang Z (2021) Target-site mutation and enhanced metabolism confer resistance to thifensulfuron-methyl in a multiple-resistant redroot pigweed (*Amaranthus retroflexus*) population. **Weed Science** 69(2), 161-166.
- Carvalho DR, Munhoz DG, Bianchi L, Anunciato VM, Tropaldi L, Silva PV, Velini ED (2021) Resposta de glyphosate em mucuna-preta desenvolvida em diferentes temperaturas. **Research, Society and Development** 10(4): e49710414355-e49710414355.

Castaldi F, Pelosi F, Pascucci S, Casa R (2017) Assessing the potential of images from unmanned aerial vehicles (UAV) to support herbicide patch spraying in maize. **Precision agriculture** 18, 76-94.

Cheesman AW, Brown F, Farha MN, Rosan TM, Folberth GA, Hayes F, Sitch S (2023) Impacts of ground-level ozone on sugarcane production. **Science of The Total Environment** 904, 166817.

Chen J, Wu J, Qiang H, Zhou B, Xu G, Wang Z (2021) Sugarcane nodes identification algorithm based on sum of local pixel of minimum points of vertical projection function. **Computers and Electronics in Agriculture** 182, 105994.

ChilesJP, Delfiner P (2012) **Geostatistics: modeling spatial uncertainty** (Vol. 713). John Wiley & Sons.

Chivasa W, Mutanga O, Burgueno J (2021) UAV-based high-throughput phenotyping to increase prediction and selection accuracy in maize varieties under artificial MSV inoculation. **Computers and Electronics in Agriculture** 184, 106128.

Christensen S, Dyrmann M, Laursen MS, Jørgensen RN, Rasmussen J (2021) Sensing for weed detection. **Sensing Approaches for Precision Agriculture** 275-300.

Comas C, Royo-Esnal A, Recasens J, Torra J (2016) Analysing spatial correlation of weeds and harvester ants in cereal fields using point processes. **Arthropod-Plant Interactions** 10, 197-205.

CONAB - COMPANHIA NACIONAL DE ABASTECIMENTO. Acompanhamento da safra brasileira de cana-de-açúcar, Brasília, DF, v. 9, n. 2, agosto 2022.

Costa LA, Mendes KF (2020) Variable rate application of herbicides for weed management in pre-and postemergence. In: **Pests, weeds and diseases in agricultural crop and animal husbandry production**. IntechOpen,

Dasgupta I, Saha J, Venkatasubbu P, Ramasubramanian P (2020) AI crop predictor and weed detector using wireless technologies: a smart application for farmers. **Arabian Journal for Science and Engineering** 45, 11115-11127.

Delavarpour N, Koparan C, Nowatzki J, Bajwa S, Sun X (2021) A technical study on UAV characteristics for precision agriculture applications and associated practical challenges. **Remote Sensing** 13(6), 1204.

Dille JA, Milner M, GroetekeJJ, Mortensen DA, Williams MM (2003) How good is your weed map? A comparison of spatial interpolators. **Weed science** 51(1), 44-55.

EPE - Empresa de Pesquisa Energética (EPE) (2018) **Cenários de oferta de ethanol e demanda de ciclo otto 2020-2030 (p. 40). Rio de Janeiro: Ministério de Minas e Energia.** Disponível em: <https://www.epe.gov.br/sites-pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/PublicacoesArquivos/publicacao-255/topico503/epe_dpg_sdb_bios_nt_02_2019_r0_cenarios_de_oferta_de_etanol.pdf>. Acesso em: 21 Nov 2023.

EPE, **Empresa de Pesquisa Energética. Matriz energética e elétrica. Ministério de Minas e Energia** (2020). Disponível em:< <http://www.epe.gov.br/pt/abcedenergia/matriz-energetica-e-eletrica>>. Acesso em: 21 Nov 2023.

Esposito M, Crimaldi M, Cirillo V, Sarghini F, Maggio A (2021) Drone and sensor technology for sustainable weed management: A review. **Chemical and Biological Technologies in Agriculture** 8(1), 1-11.

FAOSTAT - **Food and Agriculture Data. Food and agriculture organization of the United Nations (FAO)** (2020). Disponível em: < <http://www.fao.org/faostat/>> Acesso em: 21 Nov 2023.

Farhate CV, Souza ZM, La Scala JrN, Sousa ACM, Santos APG, Carvalho JLN (2019) Soil tillage and cover crop on soil CO₂ emissions from sugarcane fields. **Soil use and management** 35(2), 273-282.

Ferreira LMP, Carvalho LCDSCS (2021) Invasão biológica: o caso da espécie leucaena leucocephala (lam.) de wit. na área de proteção permanente no município de Barra Mansa, Rio de Janeiro. **Revista Multidisciplinar de Educação e Meio Ambiente** 2(4): 26-26.

Franco HCJ, Castro SGQ, Sanches GM, Kölln OT, Bordonal RO, Borges BMMN, Borges CD (2018). Alternatives to Increase the Sustainability of Sugarcane Production in Brazil Under High Intensive Mechanization. In.: **Sustainable sugarcane production (pp. 371-406).** Apple Academic Press.

Gago J, Douthe C, Coopman RE, Gallego PP, Ribas-Carbo M, Flexas J, Medrano H (2015) UAVs challenge to assess water stress for sustainable agriculture. **Agricultural water management** 153, 9-19.

Gao J, Nuyttens D, Lootens P, He Y, Pieters JG (2018) Recognising weeds in a maize crop using a random forest machine-learning algorithm and near-infrared snapshot mosaic hyperspectral imagery. **Biosystems engineering** 170, 39-50.

Gerhards R, Andujar Sanchez D, Hamouz P, Peteinatos GG, Christensen S, Fernandez-Quintanilla C (2022) Advances in site-specific weed management in agriculture—A review. **Weed Research** 62(2): 123-133.

Ghanbarpour N, Zand E, Sajedi N (2015) Efficacy of post-emergence herbicide for managing *Diplachne fusca* in sugarcane field. **Canadian Journal of Basic and Applied Sciences** 3, 108-117.

Gómez-Candón D, Virlet N, Labbé S, Jolivot A, Regnard JL (2016) Field phenotyping of water stress at tree scale by UAV-sensed imagery: new insights for thermal acquisition and calibration. **Precision agriculture** 17, 786-800.

Gómez-Merino FC, Trejo-Téllez LI, Sentíes-Herrera HE (2014) Sugarcane as a novel biofactory: potentialities and challenges. In *Biosystems engineering: biofactories for food production in the century XXI* (pp. 129-149). Cham: Springer International Publishing.

Goovaerts P, (1997) **Geostatistics for natural resources evaluation**. Applied Geostatistics.

Gundy GJ, Dille JA, Asebedo AR (2017) Efficacy of variable rate soil-applied herbicides based on soil electrical conductivity and organic matter differences. **Advances in Animal Biosciences** 8(2), 277-282.

Hamuda E, Glavin M, Jones E (2016) A survey of image processing techniques for plant extraction and segmentation in the field. **Computers and electronics in agriculture** 125, 184-199.

Heisel T, Ersbøll AK, Andreasen C (1999) Weed mapping with co-kriging using soil properties. **Precision Agriculture** 1: 39-52.

Hernandes TAD, Duft DG, Santos LAC, Leal MRLV, Cavalett O (2021) Identifying suitable areas for expanding sugarcane ethanol production in Brazil under conservation of environmentally relevant habitats. **Journal of Cleaner Production** 292, 125318.

Huang Y, Reddy KN, Fletcher RS, Pennington D (2018) UAV low-altitude remote sensing for precision weed management. **Weed technology** 32(1), 2-6.

Huang Y, Reddy KN, Fletcher RS, Pennington D (2018) UAV low-altitude remote sensing for precision weed management. **Weed technology** 32(1), 2-6.

Huang YK, Li WF, Zhang RY, Wang XY (2018) **Color illustration of diagnosis and control for modern sugarcane diseases, pests, and weeds**. In: Color Illustration of Diagnosis and Control for Modern Sugarcane Diseases, Pests, and Weeds. Springer.

Idol TA (2019) short review of leucaena as an invasive species in Hawaii. **Tropical Grasslands-Forrajes Tropicales** 7(4): 290-294.

Izquierdo J, Blanco-Moreno JM, Chamorro, L, Recasens, J, Sans, FX (2009) Spatial distribution and temporal stability of prostrate knotweed (*Polygonum aviculare*) and corn poppy (*Papaver rhoeas*) seed bank in a cereal field. **Weed science** 57(5), 505-511.

Jensen SM, Akhter MJ, Azim S, Rasmussen J (2021) The predictive power of regression models to determine grass weed infestations in cereals based on drone imagery—Statistical and practical aspects. **Agronomy** 11 (11): 2277.

Jin X, Che J, Chen Y (2021) Weed identification using deep learning and image processing in vegetable plantation. **IEEE Access** 9, 10940-10950.

Jurado-Expósito M, de Castro AI, Torres-Sánchez J, Jiménez-Brenes FM, López-Granados F (2019) *Papaver rhoeas* L. mapping with cokriging using UAV imagery. **Precision Agriculture** 20: 1045-1067.

Jurado-Expósito M, Lopez-Granados F, Jiménez-Brenes FM, Torres-Sánchez J (2021) Monitoring the spatial variability of knapweed (*Centaurea diluta aiton*) in

wheat crops using geostatistics and UAV imagery: Probability maps for risk assessment in site-specific control. **Agronomy** 11(5), 880.

Kader MA, Singha A, Begum MA, Jewel A, Khan FH, Khan NI (2019) Mulching as water-saving technique in dryland agriculture. **Bulletin of the National Research Centre** 43(1), 1-6.

Keller M, Gutjahr C, Möhring J, WeisM, SökefeldM, Gerhards R (2014) Estimating economic thresholds for site-specific weed control using manual weed counts and sensor technology: An example based on three winter wheat trials. **Pest Management Science** 70(2), 200-211.

KrähmerH, Andreassen C, Economou-Antonaka G, Holec J, Kalivas D, Kolářová M, Fried, G (2020) Weed surveys and weed mapping in Europe: State of the art and future tasks. **Crop Protection** 129, 105010.

López-Granados F, Torres-Sánchez J, Serrano-Pérez A, Castro AI, Mesas-Carrascosa FJ, Peña JM (2016) Early season weed mapping in sunflower using UAV technology: variability of herbicide treatment maps against weed thresholds. **Precision agriculture** 17, 183-199.

López-Granados F, Torres-SánchezJ, De Castro AI, Serrano-Pérez A, Mesas-Carrascosa FJ, Peña JM (2016) Object-based early monitoring of a grass weed in a grass crop using high resolution UAV imagery. **Agronomy for sustainable development** 36, 1-12.

Luciano SAC, Picoli MCA, Rocha JV, Franco HCJ, Sanches GM, Leal MRLV, Le Maire G (2018) Generalized space-time classifiers for monitoring sugarcane areas in Brazil. **Remote sensing of environment** 215, 438-451.

Magano DA, Machado MRR., Jerónimo JA., Guedes JVC, Doberstein APS (2023) Emprego da distribuição espacial de *Conyza* spp. na cultura da soja usando interpoladores geoestatísticos: Use of the *Conyza* spp space distribution. in soybean crop using geostatistical interpolators. **Brazilian Journal of Animal and Environmental Research** 6 (1): 2-10.

Mandal A, Sarkar B, Mandal S, Vithanage M, Patra AK, & Manna MC (2020) Impact of agrochemicals on soil health. In: Agrochemicals detection, treatment and remediation. **Butterworth-Heinemann** 161-187.

Marin FR, Martha JrGB, Cassman KG, Grassini P (2016) Prospects for increasing sugarcane and bioethanol production on existing crop area in Brazil. **BioScience** 66(4), 307-316.

NationMaster. **Sugarcane production** (2019). Disponível em: <https://www.nationmaster.com/n mx/ranking/sugar-cane-production>>. Acesso em: 21 Nov 2023.

Oliveira JA, Cunha FA, Ruotolo LA (2019) Synthesis of zeolite from sugarcane bagasse fly ash and its application as a low-cost adsorbent to remove heavy metals. **Journal of Cleaner Production** 229, 956-963.

Oliver MA (2010) An overview of geostatistics and precision agriculture. **Geostatistical applications for precision agriculture**, 1-34.

Olson D, Anderson J (2021) Review on unmanned aerial vehicles, remote sensors, imagery processing, and their applications in agriculture. **Agronomy Journal** 113(2), 971-992.

Pantazi XE, Moshou D, Bravo C (2016) Active learning system for weed species recognition based on hyperspectral sensing. **Biosystems Engineering** 146, 193-202.

Pelosi F, Castaldi F, Casa R (2015) **Operational unmanned aerial vehicle assisted post-emergence herbicide patch spraying in maize: a field study**. In Precision agriculture'15 (pp. 31-38). Wageningen Academic Publishers.

Peruzzi A, Martelloni L, Frascioni C, Fontanelli M, Pirchio M, Raffaelli M (2017) Machines for non-chemical intra-row weed control in narrow and wide-row crops: a review. **Journal of Agricultural Engineering** 48(2), 57-70.

R Development Core Team, R, (2020) **R: A Language and Environment for Statistical Computing**.

Raja R, Nguyen TT, Slaughter DC, Fennimore SA (2020) Real-time weed-crop classification and localisation technique for robotic weed control in lettuce. **Biosystems Engineering** 192, 257-274.

RASI JR (2008) **Desenvolvimento de um veículo aéreo não tripulado para aplicação em pulverização agrícola**. 70 f. Monografia (Especialização) - Curso de Engenharia Rural, Universidade Federal de Pelotas, Pelotas.

Rasmussen J, Azim S, Nielsen J, Mikkelsen BF, Hørfarter R, Christensen S (2020) A new method to estimate the spatial correlation between planned and actual patch spraying of herbicides. **Precision Agriculture** 21, 713-728.

Rodriguez J, Lizarazo I, Prieto F, Angulo-Morales V (2021) Assessment of potato late blight from UAV-based multispectral imagery. **Computers and Electronics in Agriculture** 184, 106061.

Rugare JT, Pieterse PJ, MabasaS (2020) Effects of green manure cover crops (Canavalia ensiformis L. and Mucuna pruriens L.) on seed germination and seedling growth of maize and Eleusine indica L. and Bidens pilosa L. weeds. **Allelopathy Journal** 50 (1): 121-140.

San Martín C, MilneAE, Webster R, StorkeyJ, AndújarD, Fernández-Quintanilla C, Dorado J (2018) Spatial analysis of digital imagery of weeds in a maize crop. **ISPRS International Journal of Geo-Information** 7(2), 61.

San MartínC, MilneAE, WebsterR, Storkey J, Andújar D, Fernández-Quintanilla, C, Dorado J (2018) Spatial analysis of digital imagery of weeds in a maize crop. **ISPRS International Journal of Geo-Information** 7(2), 61.

Sanches GM, Oliveira BR, Magalhães PSG, Otto R, Chagas MF, Fátima CT, Santos LAC (2023) Towards greater sustainability of sugarcane production by precision agriculture to meet ethanol demands in south-central Brazil based on a life cycle assessment. **Biosystems Engineering** 229, 57-68.

Shafiee S, Lied LM, Burud I, Dieseth JA, Alsheikh M, Lillemo M (2021) Sequential forward selection and support vector regression in comparison to LASSO regression for spring wheat yield prediction based on UAV imagery. **Computers and Electronics in Agriculture** 183, 106036.

Silva CM, Silva PB, Prado KDAC, Lima Junior C, Aguiar Lima RLF (2020) Micorrizas arbusculares e mamoneira (Ricinus communis L.): 2. cultivo de sequeiro no semiárido. **Brazilian Journal of Development** 6 (12): 98964-98976.

Silva E, Piazzentine AE, Chiconi LAC, da Costa MR, Carrega WC, & Alves PLDCA (2020) Qual o nível de competição da mucuna-preta com a cultura do amendoim? **South American Sciences** 1(2): e2039-e2039.

Silva Ferreira JH, Sá Oliveira A, Duarte DG, Almeida FJ, Silva PJ, Okino-Delgado CH (2020) Eficácia do amicarbazone e flumioxazim no controle de *Merremia aegyptia*, *Mucuna aterrima* e *Ricinus communis* no sistema de cana crua. **Revista Brasileira de Herbicidas** 19(3): 701-1-7.

Som-Ard J, Atzberger C, Izquierdo-Verdiguier E, Vuolo F, Immitzer M (2021) Aplicações de sensoriamento remoto no cultivo da cana-de-açúcar: uma revisão. **Sensoriamento remoto** 13(20): 4040.

Somerville GJ, Sønderskov M, Mathiassen SK, Metcalfe H (2020) Spatial modelling of within-field weed populations: a review. **Agronomy** 10(7), 1044.

Sousa-Ortega C, Royo-Esnal A, DiTommaso A, Izquierdo J, Loureiro I, MaríA. I, Urbano, JM (2020) Modeling the emergence of North African knapweed (*Centaurea diluta*), an increasingly troublesome weed in Spain. **Weed science** 68(3), 268-277.

Souza MF, Amaral LR, Medeiros OSR, Coutinho MAN, Netto CF (2020) Spectral differentiation of sugarcane from weeds. **biosystems engineering** 190, 41-46.

Su J, Yi D, Coombes M, Liu C, Zhai X, McDonald-Maier K, Chen WH (2022) Spectral analysis and mapping of blackgrass weed by leveraging machine learning and UAV multispectral imagery. **Computers and Electronics in Agriculture** 192: 106621.

Suganthi M, Muthukrishnan P, Chinnusamy C (2019) Competição de ervas daninhas na cana-de-açúcar - uma revisão. **Revistas Agrícolas** 40(3): 239-242.

SURFER, version 11. Golden Software, 2013. Conjunto de programas. (versão de teste). Disponível em <http://www.goldensoftware.com> Acesso em 20 jan. de 2024.

Talaviya T, Shah D, Patel N, Yagnik H, Shah M (2020) Implementation of artificial intelligence in agriculture for optimisation of irrigation and application of pesticides and herbicides. **Artificial Intelligence in Agriculture** 4, 58-73.

UNICA. **Sugarcane Agroecological Zoning** (2020). Disponível em: <http://english.unica.com.br/zoning>>. Acesso em: 21 Nov 2023

Van der Meer F (2012) Remote-sensing image analysis and geostatistics. **International Journal of Remote Sensing** 33(18), 5644-5676.

Vandenberghe LPS, Valladares-Diestra KK, Bittencourt GA, Torres LZ, Vieira S, Karp SG, Soccol CR (2022) Beyond sugar and ethanol: The future of sugarcane biorefineries in Brazil. **Renewable and Sustainable Energy Reviews** 167, 112721.

Wang A, Zhang W, Wei X (2019) A review on weed detection using ground-based machine vision and image processing techniques. **Computers and electronics in agriculture** 158, 226-240.

Webster R, Oliver MA (2007) **Geostatistics for environmental scientists**. John Wiley & Sons.

Yano IH, Mesa NFO, Teruel B (2022) Crop and weed identification in sugarcane fields using rgb UAV imagery. **Open science research** vi, 6 (1): 761-775.

Zalles V, Hansen MC, Potapov PV, Stehman SV, Tyukavina A, Pickens A, Chavez S (2019) Near doubling of Brazil's intensive row crop area since 2000. **Proceedings of the National Academy of Sciences** 116(2), 428-435.

Zou K, Chen X, Wang Y., Zhang C, Zhang F (2021) A modified U-Net with a specific data argumentation method for semantic segmentation of weed images in the field. **Computers and Electronics in Agriculture** 187, 106242.