



Revista Brasileira de Geografia Física

Homepage: <https://periodicos.ufpe.br/revistas/rbgf>



Detecção de gomose no cultivo de laranja lima Tahiti (*Citrus latifolia* tanaka) com diferentes índices de vegetação.

Felipe Viana Santa Brígida¹, Félix Lélis da Silva², Alexandre da Trindade Lélis³, Nathany Braga Santos⁴, Gabriela Gomes Costa⁵, Márcia Cristina Melo Monte Palma⁶, Maryjane Diniz de Araújo Gomes⁷, Francisco de Assis Oliveira⁸, Stephan de Almeida Jesuino⁹, Javier Dias Pita¹⁰

¹Graduado em Agronomia, Pelo Instituto Federal de Educação Ciências e Tecnologia do Estado do Pará, BR 316, Km 61 - Saudade - Cristo Redentor, Castanhal - PA, 68740-970. (91) 984661921. fvsbrigida@gmail.com. ²Dr. em Ciências Agrárias, professor efetivo (dedicação exclusiva), Departamento de ensino, Instituto Federal de Educação Ciências e Tecnologia do Estado do Pará, BR 316, Km 61 - Saudade - Cristo Redentor, Castanhal - PA, 68740-970. (91) 988887780. lixlellis@yahoo.com.br. ³Graduado em Licenciatura em Física e Bacharelado em Agronomia, Metrande em Ciências Florestais, estudante, Universidade Federal Rural da Amazônia, Avenida Presidente Tancredo Neves, Nº 2501 Bairro: Terra Firme Cep: 66.077-830 Cidade: Belém-Pará-Brasil. (91) 991286315. alexandre_lelis18@hotmail.com (autor representante); ⁴Graduada em Biologia, pelo Instituto Federal de Educação Ciências e Tecnologia do Estado do Pará, Av. Alm. Barroso, 1155 - Marco, Belém - PA, 66093-020. (91) 985258940. braganathanys@gmail.com. ⁵Graduando em Agronomia, estudante, Instituto Federal de Educação Ciências e Tecnologia do Estado do Pará, BR 316, Km 61 - Saudade - Cristo Redentor, Castanhal - PA, 68740-970. (91) 981663221. gabrielagomes1401@gmail.com. ⁶Graduando em Agronomia, estudante, Instituto Federal de Educação Ciências e Tecnologia do Estado do Pará, BR 316, Km 61 - Saudade - Cristo Redentor, Castanhal - PA, 68740-970. (91) 984661921. palmacristina04@gmail.com. ⁷Dra. em Irrigação e Drenagem, professora efetiva (dedicação exclusiva), Departamento de ensino, Instituto Federal de Educação Ciências e Tecnologia do Estado do Pará, Av. dos Bragançanos - Vila Sinhá, Bragança - PA, 68600-000. (91) 988663692. maryjane.gomes@ifpa.edu.br. ⁸Dr. Geologia e Geoquímica, professor titular, Instituto de Ciências Agrárias, Universidade Federal Rural da Amazônia, Av. Perimetral, 2501, Terra Firme, 66077901 - Belém, PA - Brasil - Caixa-postal: 917. (91) 32105186. fdassis@gmail.com. ⁹Msc. em Ciências Florestais, professor efetivo, Instituto Ciberespacial - ICIBE, Universidade Federal Rural da Amazônia, Av. Perimetral, 2501, Terra Firme, 66077901 - Belém, PA - Brasil - Caixa-postal: 917(91) 98226-2222. stephan.almeida@ufpa.edu.br. ¹⁰Dr. em Entomologia Agrícola, professor efetivo (dedicação exclusiva), Departamento de ensino, Instituto Federal de Educação Ciências e Tecnologia do Estado do Pará, BR 316, Km 61 - Saudade - Cristo Redentor, Castanhal - PA, 68740-970. (91) 98135-8247. javier.pita@ifpa.edu.br.

Artigo recebido em 14/03/2024 e aceito em 06/02/2025

RESUMO

A incidência de pragas e doenças tem gerado impacto significativo na produtividade e tem conduzido plantas de citrô a um tempo reduzido de vida. Dentre as várias doenças existentes que atacam pomares, a gomose tem se destacada, pois afeta drasticamente plantios de citrô pelo mundo, causando mortalidade de plantas e perdas significativas na produtividade. O sensoriamento remoto é uma tecnologia essencial para a análise e monitoramento de plantios, e tem apresentado resultados promissores e eficientes na detecção, expansão de doenças e classificação de plantas afetadas em pequenas e grandes áreas plantadas por meio dos Índices de Vegetação. Através da análise dos índices de vegetação é possível diagnosticar de forma prematura a ocorrência de doenças, saúde dos plantios das mais variadas culturas, sanidade de frutos, cobertura do solo e perdas de áreas verdes. Baseado nesse contexto, o presente estudo tem os seguintes objetivos: analisar a aplicabilidade do Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI) obtidos por sensoriamento remoto para detecção de problemas fitossanitários associados a gomose em um plantio de lima-ácida "Tahiti" e propor um método classificador de severidade da doença em campo com base na mediana, pseudo sigma e coeficiente de variação (CV) dos NDVI's das plantas mapeadas. O trabalho foi realizado em uma propriedade rural no município de Castanhal/PA, foi utilizado drone para aquisição de ortofotos, as imagens foram processadas e avaliadas para estruturação e geração do índice NDVI e posteriormente foi proposto um classificador estatístico. Os resultados indicam eficiência do índice proposto na identificação do problema e classificação quanto ao grau de severidade da doença das plantas afetadas por Gomose. O NDVI permitiu identificar uma planta com problema antes da doença se manifestar visivelmente. O classificador estatístico mostrou-se eficiente na determinação de plantas saudáveis, doentes e mortas. Quanto a plantas mortas o classificador apresentou cerca de 78,57% de efetividade nos acertos. As informações geradas pelo VANT através dos índices de vegetação mostram-se de grande valia, uma vez que auxilia na gestão da área produtiva, colaborando para a tomada de decisão preventiva, reduzindo prejuízos e garantindo produtividade e lucratividade aos produtores.

Palavras-chave: sensoriamento remoto, ortofoto, classificador estatístico, NDVI.

Detection of gummosis in the cultivation of Tahiti lime orange (*Citrus latifolia* tanaka) with different vegetation indices.

ABSTRACT

The incidence of pests and diseases has had a significant impact on productivity and has led to a reduced lifespan for citrus trees. Among the various diseases that attack orchards, gummosis has stood out since it drastically affects these plants around the world, causing plant mortality and significant losses in productivity. Remote sensing is an essential technology for analyzing and monitoring plantations and has shown promising and efficient results in detecting the spread of diseases and classifying affected plants in small and large planted areas through Vegetation Indices. Through their analysis, it is possible to diagnose early the occurrence of diseases and to assess the health of plantations of the most varied crops, fruit health, soil cover, and loss of green areas. Based on this context, the present study has the following objectives: analyzing the applicability of the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) obtained by remote sensing for the detection of phytosanitary problems associated with gummosis in a “Tahiti” acid lime plantation and to propose a method to classify disease severity in the field based on the median, pseudo sigma and coefficient of variation (CV) of the NDVIs of mapped plants. The work was conducted on a rural property in the municipality of Castanhal/PA and a drone was used to acquire orthophotos; the images were processed and evaluated for structuring and generating the NDVI index and subsequently a statistical classifier was proposed. The results indicate efficiency of the proposed index in identifying the problem and classifying the degree of disease severity of plants affected by this disease. The NDVI allowed the identification of plants with problems before the disease manifests visibly. The statistical classifier proved to be efficient in determining healthy, diseased, and dead plants. Regarding dead plants, the classifier showed an accuracy rate of approximately 78.57%. Vegetation indexes obtained from images generated by unmanned aerial vehicles (UAVs) have proven effective in structuring health indicators and monitoring diseases in plants, assisting in the management of the production area, contributing to preventive decision-making, reducing losses and ensuring productivity and profitability for producers.

Keyword: remote sensing, orthophoto, statistical classifier, NDVI.

Introdução

A incidência de vários insetos, pragas e doenças tem gerado impacto significativo na produtividade e tem conduzido planas de citrus a um tempo reduzido de vida e limitado drasticamente a produção e a produtividade de citrus pelo mundo (Sharma, Roy e Roy; 2021), gerando perdas econômicas (Teet e Hashim, 2023). Diversas pragas e doenças tem condicionado a produção de citros, a um declínio produtivo constante, dentre elas tem-se a Gomose, provocada geralmente por diferentes espécies do gênero *Phytophthora*, ocasionando, inicialmente, lesões na base do tronco e exsudação de goma, posteriormente, evoluindo para clorose e seca da planta (Feichtenberger, 2020).

Existem 12 espécies de *Phytophthora* que ocorre na citricultura no mundo. No Brasil há ocorrência, principalmente, de duas variedades, *Phytophthora nicotianae* e *Phytophthora citrophthora*, sendo *P. nicotianae* a espécie predominante, a qual, ocasiona lesões em todos os órgãos das plantas, contudo as ocorrências de maior frequência são observadas nas raízes, colo e tronco (Bassanezi et al., 2016). Doenças como podridão do pé (*Phytophthora* spp.), doença da diplodia (*Botryodiplodia theobromae*) e gomose são extremamente devastadoras de plantios

podendo afetar até 35% das plantações de frutas cítricas pelo mundo, pois apresentam propagação rápida e baixo conhecimento por parte dos agricultores geralmente condicionam as plantas a morte (Dwiastuti; 2020).

A gomose afeta significativamente a indústria de cítricos (Rajput et al., 2020), e consequentemente os produtores numa estrutura em cadeia. Pois nas lavouras, cerca de 10 a 30% do rendimento na cultura de citros é perdido devido ocorrência da doença gomose (Al-Sadi et al., 2014). No Brasil, a gomose é uma das mais importantes doenças, dentre as mais de 50 enfermidades existentes causadas por fungos *Phytophthora* spp. e oomicetos, que acometem os pomares de citros (Feichtenberger e Spósito, 2004; Moriya et al., 2023) e que causam perdas significativas na produtividade.

Várias espécies *Phytophthora* foram responsáveis pela gomose cítrica globalmente e levam a perdas substanciais de rendimento anualmente. A árvore infectada mostra sintomas de declínio em combinação com clorose das folhas, morte dos galhos, frutos descoloridos ou com pouca cor, murcha das pontas e folhas murchas, escurecimento do córtex, desfolha e dessecação (Rajput et al., 2020). Podem ser observadas ainda, rachaduras na casca da base da planta, raízes e galhos baixos com exsudação de goma, que evolui

rapidamente para o apodrecimento e morte dos indivíduos afetados (Fadli et al., 2022).

Em situações mais graves, ocorre lesões nas raízes refletindo os sintomas na parte aérea da planta, como seca de ramas com queda de folhas, seca e queda de frutos, seguida da morte da (Feichtenberger, 2020; Bassanezi et al., 2016). Os primeiros sintomas apresentados pelo indivíduo contaminado são as lesões pardas na base ou no colo da planta, presença de goma secretada no caule, e o apodrecimento dos tecidos. O resultado do avanço da doença é a morte da planta, decorrente da interrupção do fluxo de seiva após a lesão cobrir todo o tronco (Coelho et al., 1998). Plantas não saudáveis e mortas, o recomendado é que sejam retiradas da área e enterradas para evitar a propagação da doença. Para o controle preventivo ou curativo controle químico é empregado por meio da utilização de fosfitos e dos fungicidas fosetyl-Al e metalaxyl (Gray et al., 2018).

Os processos e manejos relacionados ao monitoramento de plantios, especialmente no controle de doenças e pragas cítricas durante as fases iniciais de propagação, são fundamentais para garantir a eficiência do controle fitossanitário e a manutenção da saúde das plantas (Moriya et al., 2023).

O monitoramento dos pomares na busca por detecção de problemas fitossanitários, tendem favorecer estratégias voltadas ao controle de doenças e pragas, viabilizando adoção de intervenções apropriadas e imediatas (Sampaio et al., 2023). A identificação precoce de indivíduos afetados viabiliza tomada de decisão eficiente em termos de controle da doença, a partir da eliminação imediata dos indivíduos doentes. Nesse contexto, o uso de ferramentas da agricultura de precisão pode auxiliar o processo, por meio de imagens e da análise de pixels, que permitem reconhecer plantas doentes e orientar medidas de manejo mais assertivas.

A agricultura de precisão pode ser definida como um procedimento sistemático para inspecionar e incorporar a variabilidade espacial do solo no manejo do campo (Haghverdi et al., 2015). As tecnologias frequentemente usadas pela agricultura de precisão incluem o sistema de informações geográfica (SIG), Sistema Global de Navegação por Satélite (GNSS), sensoriamento remoto, modelagem computacional, tecnologia de taxa variável (Silva & Silva-Mann, 2020).

Com isso, essas tecnologias possibilitam a coleta de uma grande quantidade de informações e

dados das áreas dos agricultores. As imagens têm revolucionado a habilidade de distinguir múltiplas características de plantações agrícolas, incluindo nutrientes, água, pragas, doenças, plantas daninhas, biomassa e estrutura do dossel (Mulla, 2013).

Diversas abordagens têm sido avaliadas para detecção de doenças sintomáticas e assintomáticas de plantas a partir de dados obtidos por sensoriamento remoto, destacando-se o uso de drones na agricultura utilizando sensores baseados na espectroscopia de reflectância, após interação com diferentes superfícies de diferentes comprimentos de ondas do chamado espectro refletida, mais especificamente na área do visível e do infravermelho próximo, nas imagens podemos enxergar a banda do visível, porém, algumas respostas como, por exemplo, a resposta de stress nutricional, estruturas do dossel como folhas atacadas por pragas e doenças são melhores vistas pelo infravermelho próximo (Rezende, 2020).

Estudos baseados em imagens hiperespectrais forneceram melhores resultados na detecção de gomose cítrica quando comparadas com as imagens multiespectrais, porém o custo elevado devido à dimensionalidade das imagens hiperespectrais e do processamento de dados leva à busca por novas estratégias de processamento e análise de dados para identificar comprimentos de onda mais sensíveis a mudanças devido a problemas fitossanitários das plantas (Moriya et al., 2023). Assim como, estruturação de imagens por meio de pixels voltada a classificação de padrões existentes.

Dessa forma, foram utilizadas imagens multiespectrais para a determinação do NDVI das plantas de Lima, índice capaz de representar quantitativamente a área foliar ao considerar a fração de abertura do dossel (Santos et al., 2021). O NDVI explora as propriedades espectrais dos tecidos vegetais verdes com base em dois fundamentos: (i) a luz refletida pelas folhas é intensificada na região do infravermelho próximo e (ii) a clorofila promove forte absorção de fótons na região do vermelho do espectro (Pañitru-de la Fuente et al., 2020).

A avaliação e monitoramento de cultivos agrícolas, no que tange a presença de doenças, as técnicas de sensoriamento remoto utilizando diferentes índices de vegetação mostram-se promissoras, pois podem ser calculadas utilizando sensores aéreos, qualificando esta técnica como relevante para o manejo agrícola (Barros et al., 2021).

Levando em consideração o uso racional e sustentável para o controle de pragas e doenças na

agricultura, novas ferramentas vêm sendo desenvolvidas, dentre elas, o uso do sensoriamento remoto para determinação do estado fitossanitário das plantas ganham destaque. Nesse contexto, o monitoramento remoto da resposta da vegetação em condições de estresse é particularmente importante em agricultura de precisão, uma vez que os custos relacionados com a intensa amostragem ou manejo agrícola indiscriminado para toda área de cultivo podem ser minimizados pelo mapeamento prévio das áreas (Rezende, 2020).

Dentre as novas plataformas para aquisição de dados em Sensoriamento Remoto, ganha destaque os Veículos Aéreos Não Tripulados (VANTs), popularmente conhecidos como drones que surgem no mercado para suprir algumas necessidades, pois possibilitam a aquisição de imagens com melhor resolução espacial e temporal, além de ter maior praticidade na coleta de dados.

Crommelinck et al. (2017) mostraram que os VANTs podem cobrir áreas em alturas mais baixas, gerando imagens de alta resolução, mantendo um baixo custo de operação (Franzé et al., 2017).

Vários índices de vegetação foram desenvolvidos, a partir dos dados coletados por VANTs (ou outras plataformas de sensoriamento remoto) coletaram dados para fenotipagem de plantas, incluindo índices para avaliar o estado fitossanitário, o estado da água nas plantas ou estresse hídrico e para detecção de doenças (Ampatzidis et al., 2017; Abdulridha et al., 2019).

Um dos índices de vegetação mais utilizados e estudados é o índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI) descrito por Rouse et al (1973), que utiliza a banda espectral do NIR (infravermelho próximo) que é capaz de realizar leituras relacionadas a clorofila da planta, e banda espectral Red (vermelho). Além do índice de saúde da planta, o NDVI pode fornecer características específicas que podem ser usadas para detecção de anomalia nas plantas (Ampatzidis et al., 2019). O NDVI é uma ferramenta útil ao avaliar mudanças de longo prazo nas culturas, como danos por pragas, escassez crônica de água e deficiências de nutrientes que afetam a clorofila (Glenn e Tabb, 2019).

O Índice de Vegetação de Diferença Normalizada (NDVI) tem sido utilizado na agricultura para avaliar efeito microclimático sobre o vigor da videira e o fungo *Botrytis cinérea* causador da podridão dos cachos (Pañitru-de la fuente et al., 2020), investigar a dinâmica de vegetações e os principais fatores de perturbação

(Fang et al., 2018), monitorar padrões temporais/espaciais e detectar padrões de mudanças na cobertura do solo (Gillespie et al., 2018), detecção e mapeamento do oídio em pomares de maçãs (Chandel, Khot e Sallato; 2020), medir índice de vegetação em pomar de macieiras e de frutas cítricas (Glenn e Tabb, 2019), monitoramento e estimar o grau de doença do mosaico em folhas de macieiras por meio de indicadores de gravidade da doença (Jiang et al; 2023), dentre diversos outros.

A agricultura de precisão tem necessidades e desafios específicos em relação à detecção de doenças de plantas, pois para obtenção de diagnósticos confiáveis de doenças de plantas, novas abordagens devem ser introduzidas e incorporadas aos sistemas tradicionais de monitoramento e classificação, por meio de imagens e sensores não invasivos disponíveis que podem apoiar o diagnóstico e a detecção de doenças de plantas, definindo uma era no progresso na utilização de tecnologias de sensor e informação, juntamente com a expansão dos sistemas de informação geográfica, abre novas oportunidades para a agricultura de precisão (Mahlein, 2016).

A partir disso, a fim de desenvolver novas ferramentas para o monitoramento fitossanitário do plantio, o uso de índices de vegetação combinado com classificador estatístico através do coeficiente de variação (CV) torna-se uma alternativa para dar confiabilidade nos dados levantados em campo.

O coeficiente de variação é uma medida de dispersão para estimar a precisão de experimentos. Representa o desvio-padrão residual expresso como porcentagem da média geral do experimento. Sua principal função é a comparação de experimentos sem que haja igualdade do número de repetições (Faria Filho et al. 2016; Brito et al., 2022).

Os classificadores estatísticos baseados no coeficiente de variação são comumente utilizados como medida de precisão em diversos tipos de experimentos, como alface (Schmidt et al. 2017), pimenteira (Silva et al., 2011), mamoeiro (Ferreira et al., 2016), entre outros.

Com o intuito de desenvolver uma nova metodologia para determinação das condições fitossanitárias de plantios, o objetivo desse trabalho foi por meio de observações de campo e imagens gerados por sensoriamento remoto e NDVI, propor um classificador estatístico baseado no coeficiente de variação resultante da base de dados NDVI para cultura da lima ácida tahiti (*Citros latifolia tanaka*) atacadas por Gomose.



Figura 2. Característica morfológica das plantas laranja lima Tahiti (*Citrus latifolia* tanaka) afetadas por Gomose e considerada no estudo com planta testemunha no processo avaliativo e de caracterização do estágio da doença nas demais plantas afetadas.

Posteriormente foi realizado um aerolevantamento de dados com a utilização de um veículo aéreo não tripulado (VANT) modelo Mavic 2 PRO da DJI, utilizando uma câmera Cannon s100 de 12 megapixels convertida para NIR (banda espectral do infravermelho próximo), para coleta de ortofotos que futuramente foram utilizadas no cálculo do índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI).

Equipamentos utilizados

O primeiro drone utilizado foi um

Phantom 4 PRO, e o segundo um Mavic 2 PRO ambos da DJI. O Phantom 4 PRO não possui câmera que capture a banda espectral do infravermelho próximo (NIR), com isso foi feito um suporte em uma impressora 3D com amortecimento para fixar uma câmera Canon s100 de 12mp convertida para NIR. O Mavic foi utilizado com a câmera RGB própria do equipamento que possui um sensor 1 CMOS com fotografias de até 20mp e os vídeos são gravados em 4K (Figura 3). As imagens foram armazenadas em cartões SD.

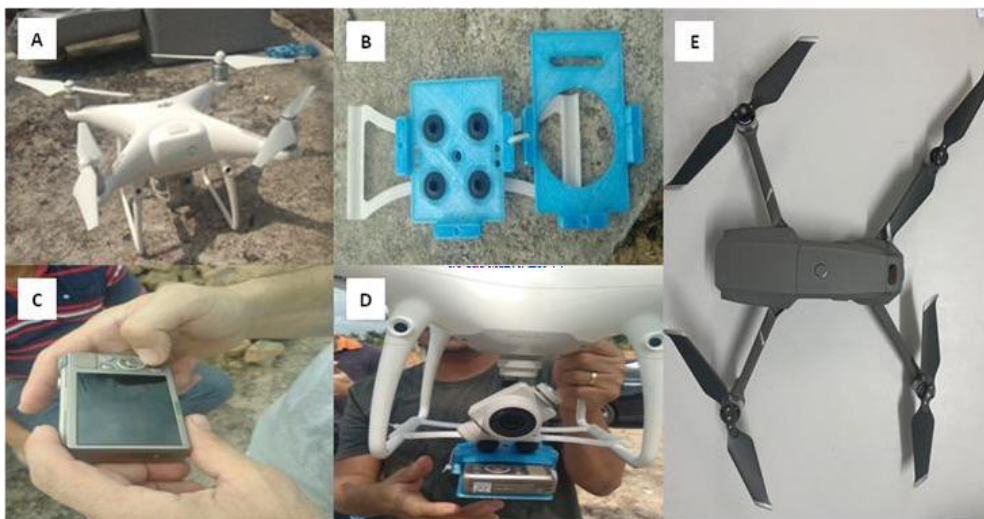


Figura 3. A: Phantom 4 Pro; B: Suporte “câmera” feito por impressora 3D; C: Câmera Canon s100 com filtro NIR; D: Câmera acoplada ao drone; E: Drone Mavic 2 Pro e F: Visão do percurso do drone no aplicativo Litchi 4.15.0.

Planejamento do Voo

Nesta etapa foram determinadas as faixas de voo (rotas) que o drone percorreu capturando imagens. Foi montado um plano de voo no aplicativo Mission Planner desenvolvido pela ArduPilot Dev Team. O planejamento foi feito utilizando um ponto conhecido na propriedade adquirido através do Google Earth Pro estimando a área da propriedade de 5 ha, posteriormente foi delimitado um polígono na área com o programa Mission Planner, nesse programa foram inseridos alguns parâmetros de configuração da câmera e sensor, como largura de faixas e sobreposições das imagens de 70/70%, além da altura de trabalho que foi de 100 metros, desta forma foi criado um plano

de voo atendendo as normas. O mesmo plano foi utilizado tanto para o voo com a câmera RGB, como para o voo com a câmera NIR.

Para executar o voo e controlar o equipamento utilizou-se o aplicativo Litchi versão 4.15.0, desenvolvido pela empresa VC Technology Ltd. (Figura 4), no caso do Phantom 4 PRO com a câmera adaptada foi necessário realizar certas configurações. Para que o equipamento pudesse voar, os ganhos de yaw1, pitch2 e roll3 (os três eixos do drone) representado na figura 4, foram alterados de 100% para 80%, isso foi necessário por causa do aumento de peso do drone, o ganho precisou ser diminuído.



Figura 4: Visão do percurso do drone no aplicativo Litchi 4.15.0.

Processamento de imagens

Após as operações de voo para obtenção das imagens, foi necessário realizar um mosaico das ortofotos obtidas. Este método consiste na junção de todas as fotos, transformando-as em um único arquivo, formato .tif para posterior processamento.

Para o processamento das imagens foi utilizado o Software Agisoft Metashape 1.6.1., todas as etapas foram feitas sem a utilização de pontos de controle. As etapas consistiram em: 1) realizar o alinhamento das fotos; 2) otimização das câmeras; 3) criação de nuvens de pontos densa; 4) classificação da nuvem de pontos a fim de filtrar elementos elevados, priorizando o MDT (modelo digital de terreno), para geração de curvas de nível; 5) criação de malha triangular (topografia); 6) suavização da malha pelo smooth mesh; 7) criação

do Modelo digital de Elevação (DEM) e 8) criação do Ortomosaico. Distribuídos em 4 etapas: planejamento de voo, execução do voo com as devidas coletas de imagens, pós voo nesta fase foram avaliados os dados coletados, processamento das imagens, definição da noventa de pontos, MSD, Ortomosaico, MDT, curvas de nível e correção do MDT e definição dos índices de vegetação VARI e NDVI.

O Índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI) foi feito através da equação (1) que utiliza faixas do espectro para determinar os mesmos, e tem valores que variam de -1 a 1, sendo que valores mais próximos de 1 representam a vegetação sadia, as equações dos índices estão representadas abaixo:

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

Em que:

NIR = Valor médio da banda do infravermelho próximo.

NDVI: Índice de vegetação por diferença normalizada (Rouse et al., 1973); *R* = Valor médio da banda do vermelho;

Para a coleta de dados dos valores de pixels *NDVI*, foi utilizado o software ENVI 4.7, com a ferramenta “band math” para realizar o cálculo *NDVI*, posteriormente foram coletados pixels representativos de toda planta levando em consideração todas as extremidades e o centro com

a ferramenta “cursor location”, os dados foram organizados em planilha no Excel 2007.

Análise e Diagnóstico Fitossanitário

Para o diagnóstico da plantação foram realizadas análises visuais em campo, através de observação e anotações contínua quanto ao estado de saúde das plantas. Foram observados o estado das folhas, frutos e características do caule. As plantas eram classificadas de acordo com sua sanidade, levando em consideração seus aspectos físicos. Foram atribuídos valores representativos do estado fitossanitário das plantas e classificação preliminar das mesmas conforme escala (Quadro 1).

Quadro 1: Escala de classificação definido por meio de observação em campo para classificação visual quanto a sanidade das plantas analisadas em campo.

Escala	Estado da Planta	Descrição
0 a 1	Planta saudável	Plantas visualmente sem presença da doença.
1 a 2	Planta moderadamente saudável	Plantas com presença de folhas amareladas.
2 a 3	Planta com 1 grau de doença	Plantas com presença de folhas amareladas, murchas e enrugadas, galhos secos, frutos amarelados, frutos e folhas caídos e caule com presença de maior fendilhamento no enxerto.
3 a 4	Planta com 2 grau de doença	Plantas com perda excessiva de folhas, frutos, galhos secos, caule com presença de lesões necróticas ou podridão na base do tronco.
5	Morta	Plantas sem folhas, frutos e com estrutura composta na totalidade por tecido morto.

Na fase de campo as plantas identificadas foram caracterizadas considerando o quadro 1 referente

ao método escalar de classificação visual da sanidade das plantas, conforme Figura 5.

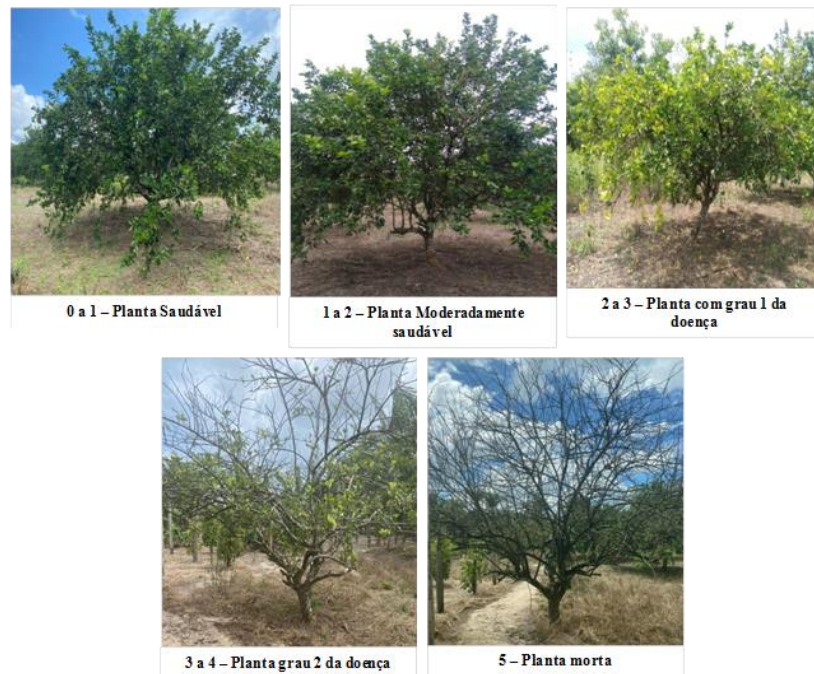


Figura 5: Característica morfológica das plantas de laranja lima Tahiti nas diferentes escalas de sanidade (0 a 1 – Planta saudável, 1 a 2 – Planta moderadamente saudável, 2 a 3 – Planta com grau 1 da doença, 3 a 4 – Planta com grau 2 da doença e 5 – Planta morta).

Definição do Classificador.

As faixas de classificação (Quadro 2) foram definidas de acordo com o modelo proposto por Costa et al, (2002) e Mohallem et al (2008) (Tabela 1). Para a construção da base de dados foram coletados 31 pixels correspondente aos valores de NDVI no polígono associado a cada planta. Posteriormente, os dados foram submetidos a análises de normalidade e cálculo das estatísticas no programa BioEstat 5.3.

Para testar o ajuste dos dados à distribuição normal, utilizou-se o método de Kolmogorov-

Smirnov, modificado por Lilliefors (1967). Para cada variável-resposta, foram obtidos: maior valor, menor valor, amplitude, média, mediana, primeiro quartil, terceiro quartil, amplitude interquartílica e pseudo-sigma (equação 3).

Foi utilizada a mediana, (equação 2), na análise estatística pelo fato da alta variabilidade dos valores de NDVI encontrados em cada planta, justificada pela severidade do ataque da doença na área.

Quadro 2: Faixas de Coeficiente de Variação proposto por Costa et al., (2002) e Mohallem et al (2008) resultantes de dados experimentos, ajustada para classificação de variáveis com base no Coeficiente de Variação e Mediana.

CV	Faixa de classificação
$CV \leq (Md - PS)$	BAIXO
$(Md - PS) < CV \leq (Md + PS)$	MÉDIO
$(Md + PS) < CV \leq (Md + 2PS)$	ALTO
$CV > (Md + 2PS)$	MUITO ALTO

$$Md = \frac{Q1+Q3}{2}$$

Equação (2)

Onde:

Md = Mediana dos Coeficientes de Variação resultante da base de NDVI de cada planta;
Q1 e Q3 = são primeiro e terceiro quartis; respectivamente, os quais delimitam 25% de cada extremidade da distribuição de dados de valores dos CV's resultantes das bases de NDVI de cada planta;

$$PS = \frac{IQR}{1,35} \quad \text{Equação (3)}$$

Onde:

PS = pseudo-sigma e IQR = amplitude interquartilica (IQR = Q3 - Q1), medida resistente

Mapas de Interpolação

Os métodos de interpolação são ferramentas importantes no monitoramento de insetos-pragas e outros organismos prejudiciais. Auxilia no entendimento do comportamento da praga alvo tornando possível definir zonas de manejo para otimizar uso de agrotóxicos, além de ajudar a prevenir o surgimento de espécies nocivas às plantas cultivadas (Pasini et al., 2018).

Um dos métodos de interpolação mais utilizado é o de ponderação pelo inverso da distância (IDW). No método IDW, é atribuído peso maior ao ponto mais próximo, diminuindo esse peso com o aumento da distância e em função do coeficiente potência.

Os mapas IDW para valores de NDVI e de coeficiente de variação foram produzidos no software Arcgis 10.5, utilizando a equação 04, descrita abaixo.

que indica o quanto os dados estão distanciados da mediana.

Classificador ajustado a análise de NDVI de plantas

Para melhor compreender e identificar o estágio da doença em cada planta, a metodologia de Costa et al., (2002) e Mohallem et al., (2008) foi utilizada para a classificação do coeficiente de variação, ajustado conforme o estado da planta observado em campo.

$$Xp = \frac{\sum_{i=1}^n (\frac{1}{d_i^2} \times Xi)}{\sum_{i=1}^n (\frac{1}{d_i^2})} \quad \text{Equação 04}$$

Onde:

Xp = valor interpolado;

Xi = valor da i-ésimo ponto vizinho;

di = distância entre o i-ésimo ponto de vizinho e o ponto de interesse.

Resultados e discussões

Classificador CIVDN (Classificador de Índice de vegetação por diferença normalizada) para avaliação de plantas

A partir da metodologia de Costa et al., (2002) e Mohallem et al., (2008) foi ajustado o classificador de saúde das plantas com base nas faixas de variação estabelecidas pelo coeficiente de variação (CV%), Tabela 1.

Tabela 1: Faixas de classificação baseada em Coeficiente de Variação, e ajustadas por meio da base de NDVI obtidos através da imagem classificada conforme o estado da planta observada em campo.

CV	Classificação do estado da Planta
CV < 3,0950	PLANTA SAUDÁVEL
3,0951 < CV < 19,8543	PLANTA MODERADAMENTE SAUDÁVEL
19,8544 < CV < 28,23393	PLANTA NÃO SAUDÁVEL
CV > 28,23394	MORTAS

A planta testemunha (Figura 1) apresentava folhas bem amareladas, e de menor porte quando comparadas as plantas mais próximas, o caule apresentava rachadura no local do enxerto, os frutos aparentemente normais, e a

planta com processo de floração e frutificação, contudo alguns galhos estavam soltando as folhas, e apresentavam alguns frutos secos e amarelados, fato esse que pode ser explicado pela falta de

absorção de nutrientes ocasionada pela doença apresentada pela planta.

Após a identificação da planta testemunha e a realização do voo sobre a área determinada, foi possível obter as ortofotos que posteriormente foram processadas e aplicadas às equações que compõem os índices de vegetação.

O classificador definido dos valores de NDVI foram representados na Tabela 2, mostrando a variabilidade entre as plantas saudáveis, não saudáveis e mortas.

Foram mapeadas *in loco* 16 plantas mortas, sendo que o classificador identificou 14 plantas com $CV > 28,23$, dentre as plantas observadas nessa faixa de classificação, 11 plantas foram identificadas na área como mortas, as outras três foram classificadas na área com escala entre 3 e 4

corresponderam ao grau 2 de severidade da doença, indicando um acerto na classificação de plantas mortas em cerca de 78,57%.

As plantas classificadas com $19,85 < CV < 28,23$ estão na faixa de classificação de plantas não saudáveis. Foram identificadas pelo classificador, nove plantas nessas condições, contudo, quatro dessas plantas no dia da avaliação *in loco* estavam mortas, as demais estavam com classe de sanidade na escala 3 a 4 caracterizando a planta em grau 2 de severidade, demonstrando um nível de acerto de aproximadamente 45%. Vale esclarecer que plantas neste grau de severidade encontravam-se em fase crítica da doença e apresentavam poucas folhas e frutos verdes, excesso de frutos e folhas caídas, além de galhos secos, conforme Figura 6.



Figura 6: Característica morfológica das plantas laranja lima Tahiti (*Citrus latifolia* tanaka) afetadas em estágio 2 por Gomose.

Os valores de coeficiente de variação entre 3,10 e 19,85 classificam plantas moderadamente saudável. Foram classificadas 78 plantas dentro desse classificador, e quando comparado com os dados coletados em campo, as plantas foram classificadas na escala 1 a 2 correspondentes a plantas saudáveis, indicando uma classificação correta de 100%.

Vale esclarecer que na análise visual da planta no campo a classificação da escala ocorreu apenas no raio de ação visual frontal do fuste, assim como nas condições do ambiente em termos de folhas e frutos caídos e análise do caule, não sendo possível uma análise da parte superior do fuste,

fase esta essencialmente realizada pelo VANT, não sendo possível, nesta fase identificar folhas e frutos caídos e nem avaliar as condições do caule. Nesse sentido, avaliação de áreas para estruturação de métodos classificadores é fundamental as duas fases (classificação de campo por escala e classificação por imagem). Salienta-se que plantas moderadamente saudáveis definidas pelo classificador não necessariamente apresenta problemas fitossanitários, pois pode apenas está apresentando déficit nutricional, como por exemplo, a ausência de Nitrogênio (N) que tem como característica sintomática o amarelecimento das folhas. Souza (2016) em trabalho realizado

com gergilim (*Sesamum indicum. L*), em testes com nitrogênio como elemento faltante, encontrou características como clorose no limbo foliar nas folhas mais velhas, além da diminuição do crescimento da planta, afetando o caule e número de folhas.

Nesta fase as plantas encontram-se em processo passível de recuperação, seja devido ao ataque da doença ou por deficiência nutricional. Sendo por ataque de doença, tornam-se necessários cuidados fitossanitários adequados para o problema identificado. Caso seja por falta de nutrição, deve-se a partir de estudos do solo da folha indicar as recomendações pertinentes.

Plantas com coeficiente de variação abaixo de 3,10 foram classificadas como saudáveis, no campo, esta planta foi visualmente classificada pelo método escalar de classificação visual da sanidade das plantas entre 0 a 1. Sendo apenas uma planta identificada com este coeficiente de variação. A partir da análise visual verificou-se que a planta apresentava folhas vigorosas, grande quantidade de folhas novas, frutos sadios e não

amarelados, ausência de folhas e frutos caídos, e ausência de fissuras no caule. Por meio de análise da imagem, foi observada alta homogeneidade do fuste, comprovado pelo valor médio de NDVI elevado na faixa de 0,958, conforme mostra a figura 7 (A: imagem RGB e B imagem NDVI).

Segundo Rouse et al., (1973) O NDVI, é obtido a partir da razão normalizada entre as bandas do infravermelho próximo (pNIR) e a banda do vermelho (pRED), variando entre -1 e 1, sendo que os valores mais próximos de um correspondem a vegetação sadia e mais próximo de 0 a vegetação com algum tipo de deficiência.

O NDVI neste caso, facilitou a maneira como o presente recurso terrestre é manejado e gerenciado, assim como, sua capacidade de identificar os padrões ligados a saúde e o status da vegetação (Martinez & Labib, 2023), à medida que viabiliza estrutura de classificadores. O classificador tornou viável o gerenciamento de vegetação em escala local, atuando como ferramenta de monitoramento da vegetação em larga escala e eficiência na identificação e classificação da vegetação de citros.

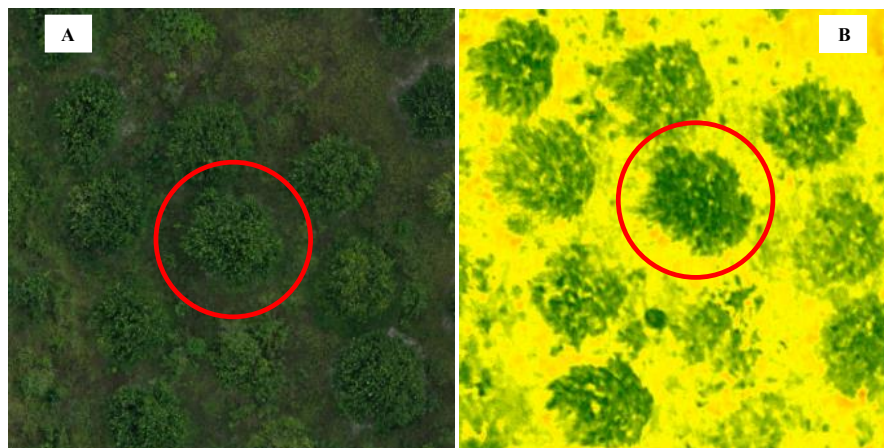


Figura 7: A: Características morfológicas da planta laranja lima Tahiti (*Citrus latifolia tanaka*) saudável observada por imagem RGB e B imagem das características morfológicas da planta laranja lima Tahiti (*Citrus latifolia tanaka*) considerada saudável e observada por imagem NDVI.

Dentro das características encontradas e uso da metodologia proposta neste trabalho foi possível desenvolver um classificador por meio do NDVI para plantas de lima ácida tahiti, com significativa confiabilidade de acerto, conforme comparativo entre a classificação proposta e os dados observados em campo. O Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) é um indicador para medir a saúde da condição da planta (Puteh et al., 2021), neste sentido, o classificador proposto consegue com confiabilidade classificar plantas doentes por meio

da escala de severidade utilizada, a medida que utiliza base de NDVI das plantas em campo. Sendo possível classificar as plantas conforme figura 8. O método de classificação da gravidade da doença proposto pode favorecer tomada de decisão precoce. Pois, pode ajudar na avaliação da gravidade da doença, tornando-se importante na pesquisa de doenças e pragas agrícolas (Zhao et al., 2020). Especificamente, valores menores de NDVI indicam uma presença diminuída de vegetação ou presença de anomalias nas plantas (Larrea-Gomez, Peña & Martinez-Vargas; 2023).

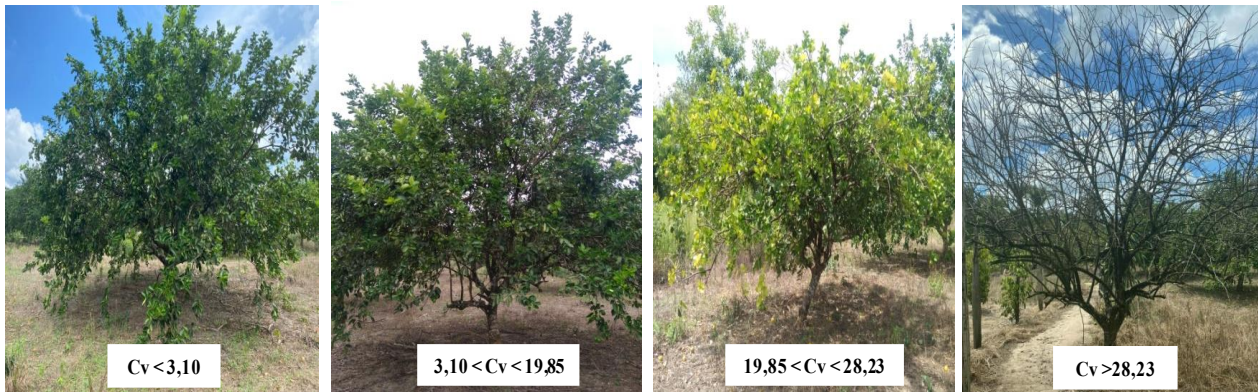


Figura 8: Classificação das plantas de Lima ácida Tahiti de acordo com o classificador proposto.

Comparativo entre índices RGB, VARI e NDVI

Quando realizado o comparativo entre as ortofotos, observou-se que o NDVI apresentou melhores resultados quando comparados ao VARI. Isso se dá pela utilização da banda do infravermelho próximo que reflete melhor a vegetação, sendo possível obter mais detalhes do que o VARI que utiliza somente a região espectral do visível (Figura

9). Foram encontrados resultados parecidos no trabalho de Mckinno e Holf (2017) quando comparado o NDVI e o VARI observou-se que o NDVI mostra melhor detalhes de onde a vegetação foi suprimida, enquanto que no VARI esses detalhes são totalmente perdidos. Ainda segundo o autor, o NDVI mostrou parcelas perdidas pelo intenso frio, em campos de trigo no inverno do Colorado, enquanto que no VARI não se observou essas perdas.

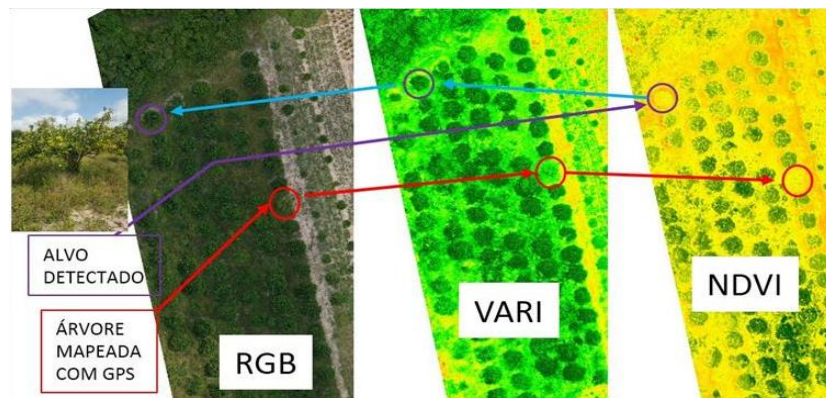


Figura 9: Comparativo entre as ortofotos RGB, VARI E NDVI da área de plantio de Lima ácida Tahiti.

Interpolação pelo inverso da distância (IDW)

A partir dos resultados obtidos é possível observar o foco de incidência da doença no plantio (Figura 8), tornando possível perceber o modo de disseminação espacial e identificar de melhor forma as faixas de plantio saudável e não saudável.

Além disso, os dados fornecem informações sobre a relação inversamente proporcional entre a variação dos valores de NDVI

e os coeficientes de variação. O mapa A resultante dos valores médios de NDVI amostrados para cada planta apresentou menor precisão quando comparado com o mapa B utilizando os coeficientes de variação na determinação de plantas com alguma anomalia fitossanitária (Figura 10), fato esse justificado pela média amostral ser altamente influenciada por valores extremos, que tende a ser comprometida pelas variações dos valores de NDVI ocasionado pela alta

heterogeneidade existente nas plantas gerando pixels dispersos. No entanto, a metodologia aplicada visou reduzir a variabilidade existe devido a Pixels dispersos. Pois, a correção pode ocorrer

por meio de algum processo de pós-classificação (Zhang et al., 2022) ou como parte da estruturação e ajuste de novos métodos de classificação.

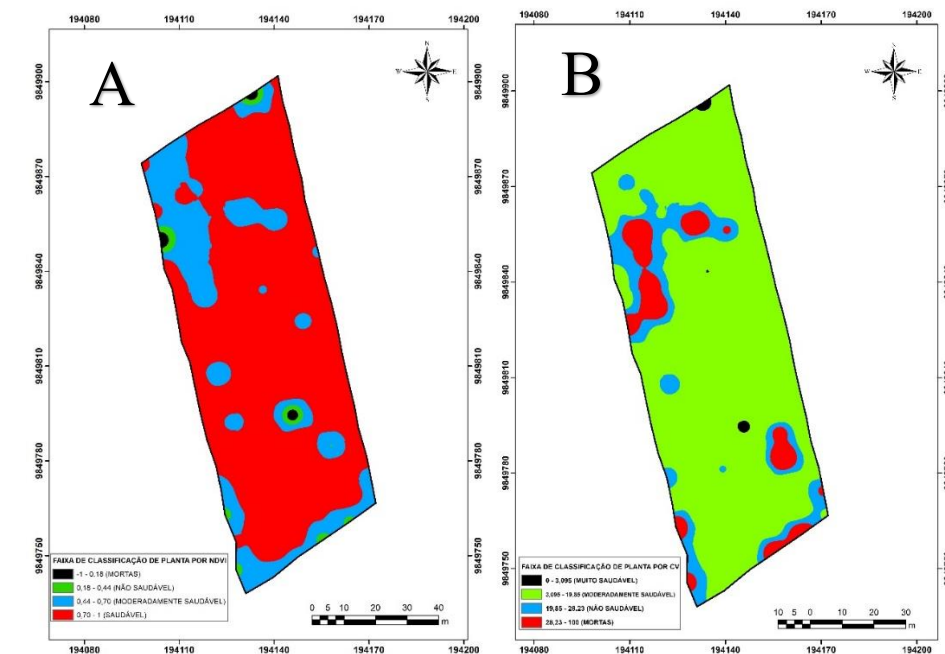


Figura 8: A: Mapa de interpolação IDW com NDVI; B: Mapa de interpolação IDW com coeficientes de variação.

Conclusão

Os resultados mostraram que a alta variabilidade existente nos pixels com altos níveis de severidade de doenças foi refletida no classificador ajustado. O classificador de plantas proposto com base em NDVI, mostrou-se eficiente na determinação do estado fitossanitário das plantas associado a Gomose no qual, $CV < 3,10$ representam plantas saudáveis, $3,10 < CV < 19,85$ plantas moderadamente saudáveis, $19,85 < CV < 28,24$ plantas não saudáveis e $CV > 28,24$ plantas mortas.

Mapas classificadores de fitossanidade de plantas baseados em coeficiente de variação de NDVI demonstram ser mais eficientes em identificar padrões de plantas mortas ou doentes por Gomose, do que mapas de classificação baseado em médias de NDVI. Fato esse explicado pelas médias de NDVI sofrerem influência de valores extremos, comprometendo os dados pela alta heterogeneidade de cada planta dentro do plantio. Portanto, o método proposto, pode viabilizar o monitoramento de plantios e identificação precoce de doenças, auxiliando tomada de decisão antecipada.

Referências

- Abdulridha, J.; Ehsani, R.; Abd-Elrahman, A.; Ampatzidis, Y. (2019). A remote sensing technique for detecting laurel wilt disease in avocado in presence of other biotic and abiotic stresses. *Computers and Electronics in Agriculture*, 156, 549-557. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2018.12.018>.
- Al-Sadi, A. M., Al-Ghaithi, A. G., Al-Fahdi, N., & Al-Yahyai, R. (2014). Characterization and pathogenicity of fungal pathogens associated with root diseases of citrus in Oman. *International Journal of Agriculture and Biology*, 16(2), 371-376.
- Álvares, C. A.; Stape, L. J.; Sentelhas, P.C.; Gonçalves, J. L. M. Sparovek, G. (2013). Koppen's climate classification map for Brazil. *Meteorologische Zeitschrift*, 22(06). <https://doi.org/10.1127/09412948/2013/0507>.
- Ampatzidis, Y., De Bellis, L., Luvisi, A. (2017). iPathology: robotic applications and management of plants and plant diseases. *Sustainability*, 9(6), 1010. <https://doi.org/10.3390/su9061010>.
- Ampatzidis, Y., Partel, V., Meyering, B., & Albrecht, U. (2019). Citrus rootstock evaluation utilizing UAV-based remote sensing and artificial intelligence. *Computers and Electronics in Agriculture*, 164, 104900. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.104900>.
- Barros, P. P. da S., Rosalen, D. L., Iost Filho, F. H., Martins, G. D., & Di Leo, N. (2021). Monitoramento Fitossanitário Utilizando Sensoriamento Remoto: Avanços e Desafios. *Revista Brasileira De Cartografia*, 73(2), 489-515. <https://doi.org/10.14393/rbcv73n2-56597>
- Bassanezi, R. B., Silva Junior, G. J., Feichtenberger, E., Belasque Júnior, J., Behlau, F., Wulff, N. A. (2016). Doenças dos citros. In L. Amorim, J. A. M. Rezende, A. Bergamin Filho e L. E. A. Camargo (Orgs.). *Manual de fitopatologia*, (Vol. 2, pp. 271-306). Agronômica Ceres.
- Brito, A. A., da Trindade Lelis, A., de Araújo Gomes, M. D., Costa, G. G., da Silva, F. L., & Palma, M. C. M. M. (2022). Classificação do coeficiente de variação em experimentos com *Macrobrachium amazonicum*. *Revista Ibero-Americana de Ciências Ambientais*, 13(8), 249-257. <https://doi.org/10.6008/CBPC2179-6858.2022.008.0020>.
- Coelho, Y. da S.; Cunha Sobrinho, A. P. da; Magalhães, A. F. de J.; Passos, O. S.; Nascimento, A. S. do; Santos Filho, H. P.; Soares Filho, W. dos S. (1998). Coleção Plantar Limão Taiti. *Embrapa Mandioca e Fruticultura*. 2ª Edição. Brasília - DF.
- Costa, N. H. D. A. D., Seraphin, J. C., & Zimmermann, F. J. P. (2002). Novo método de classificação de coeficientes de variação para a cultura do arroz de terras altas. *Pesquisa Agropecuária Brasileira*, 37(3), 243-249. <https://doi.org/10.1590/S0100-204X2002000300003>.
- Crommelinck, S., Bennett, R., Gerke, M., Yang, M., Vosselman, G. (2017). Contour detection for UAV-based cadastral mapping. *Remote Sensing*, 9(2), 171. <https://doi.org/10.3390/rs9020171>.
- Dwiasuti, M. E. (2020). Citrus foot rot disease (*Phytophthora* spp.) control in Indonesia using good agricultural practices efforts green agroindustry. *IOP Conf. Series: Earth and Environmental Science* 484(1), 012097. doi:10.1088/1755-1315/484/1/012097.
- Fadli, A., Benyahia, H., Hussain, S., Khan, R. I., Rao, M. J., Ahmed, T., Ancona, V. & Khalid, M. F. (2022). Phytophthora-citrus interactions and management strategies: a review. *Turkish Journal of Agriculture and Forestry*, 46(5), 730-742. <https://doi.org/10.55730/1300-011X.3038>.
- Fang, X., Zhu, Q., Ren, L., Chen, H., Wang, K., & Peng, C. (2018). Large-scale detection of vegetation dynamics and their potential drivers using MODIS images and BFAST: A case study in Quebec, Canada. *Remote Sensing of Environment*, 206(1), 391-402. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.11.017>.
- Faria Filho, D. E. D., Jaruche, Y. D. G., & Leal, D. H. V. (2016). Classificação de coeficientes de variação na experimentação com coelhos no Brasil. *Ciência Animal Brasileira*, 17(4), 519-526. <https://doi.org/10.1590/1089-6891v17i424460>.
- Feichtenberger, E. (2020). Gomose de Phytophthora dos Citros: importância, etiologia, ecologia, epidemiologia e manejo. In: 53º Curso de Habilitação de Responsáveis Técnicos para Emissão de CFO/CFOC, 2020. Campinas: MAPA, CDA/SAA, IB/APTA/SAA, 15p.
- Feichtenberger, E., & Spósito, M. B. (2004). Doenças fúngicas dos citros: manejo integrado. *Visão Agrícola*, 2, 44-47. USP, ESALQ.
- Ferreira, J. P.; Schmildt, E. R.; Schmildt, O.; Cattaneo, L. F.; Alexandre, R. S.; Cruz, C. D. (2016). Comparison of methods for

- classification of the coefficient of variation in papaya. *Revista Ceres*, 63(2). <http://dx.doi.org/10.1590/0034-737X201663020004>.
- Franzé, G. P. J., Woiski, E. R., Góes, L. C. S. (2017). HSV and NDVI Color Space Analysis and Sampling Procedure for Counting of Seedlings in Eucalyptus spp Plantations from High Definition Aerial Images. *International Conference on Computational Science and Computational Intelligence (CSCI)*, 77, 456-462. doi: 10.1109/CSCI.2017.77.
- Gillespie, T. W., Ostermann-Kelm, S., Dong, C., Willis, K. S., Okin, G. S., & MacDonald, G. M. (2018). Monitoring changes of NDVI in protected areas of southern California. *Ecological indicators*, 88, 485-494. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2018.01.031>
- Chandel, A. K., Khot, L. R., & Sallato, B. C. 2020. Towards rapid detection and mapping of powdery mildew in apple orchards. In *2020 IEEE International Workshop on Metrology for Agriculture and Forestry (MetroAgriFor)* (pp. 288-292). IEEE. doi: 10.1109/MetroAgriFor50201.2020.9277544.
- Glenn, D. M., & Tabb, A. (2018). Evaluation of Five Methods to Measure Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) in Apple and Citrus. *International Journal of Fruit Science*, 19(2), 191–210. <https://doi.org/10.1080/15538362.2018.1502720>.
- Gray, M. A., Hao, W., Förster, H., & Adaskaveg, J. E. (2018). Baseline Sensitivities of New Fungicides and Their Toxicity to Selected Life Stages of Phytophthora Species from Citrus in California. *Plant disease*, 102(4), 734–742. <https://doi.org/10.1094/PDIS-08-17-1155-RE>.
- Haghverdi, A., Leib, B. G., Washington-Allen, R. A., Ayers, P. D., & Buschermohle, M. J. (2015). Perspectives on delineating management zones for variable rate irrigation. *Computers and Electronics in Agriculture*, 117, 154-167. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2015.06.019>.
- Jiang, D., Chang, Q., Zhang, Z., Liu, Y., Zhang, Y., & Zheng, Z. (2023). Monitoring the Degree of Mosaic Disease in Apple Leaves Using Hyperspectral Images. *Remote Sensing*, 15(10), 2504. <https://doi.org/10.3390/rs15102504>.
- Larrea-Gomez, M., Peña, A., Martinez-Vargas, J.D., Ochoa, I., Ramirez-Guerrero, T. (2024). Modeling Detecting Plant Diseases in Precision Agriculture: A NDVI Analysis for Early and Accurate Diagnosis. In: Tabares, M., Vallejo, P., Suarez, B., Suarez, M., Ruiz, O., Aguilar, J. (eds) *Advances in Computing*. CCC 2023. Communications in Computer and Information Science, vol 1924. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-031-47372-2_24.
- Lilliefors, H. W. (1967). On the Kolmogorov-Smirnov test for normality with mean and variance unknown. *Journal of the American statistical Association*, 62(318), 399-402. <https://doi.org/10.2307/2283970>.
- Mahlein, A. K. (2016). Plant disease detection by imaging sensors-parallels and specific demands for precision agriculture and plant phenotyping. *Plant disease*, 100(2), 252-259. <https://doi.org/10.1094/PDIS-04-15-0476-RE>.
- Mohallem, D. F., Tavares, M., Silva, P. L., Guimarães, E. C., Freitas, R. F. (2008). Avaliação do coeficiente de variação como medida da precisão em experimentos com frangos de corte. *Arquivo Brasileiro de Medicina Veterinária e Zootecnia*, 60(2), 449-453. <https://doi.org/10.1590/S0102-09352008000200026>.
- Martinez, A. de la I., & Labib, S. M. (2023). Demystifying normalized difference vegetation index (NDVI) for greenness exposure assessments and policy interventions in urban greening. *Environmental Research*, 220, 115155. <https://doi.org/10.1016/j.envres.2022.115155>
- Moriya, É. A. S., Imai, N. N., Tommaselli, A. M. G., Berveglieri, A., Santos, G. H., Soares, M. A., ... Reis, T. T. (2021). Detection and mapping of trees infected with citrus gummosis using UAV hyperspectral data. *Computers and Electronics in Agriculture*, 188, 106298. doi:10.1016/j.compag.2021.106298
- Mulla, D. J. (2013). Twenty five years of remote sensing in precision agriculture: Key advances and remaining knowledge gaps. *Biosystems engineering*, 114(4), 358-371. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2012.08.009>.
- Pañitrur-De la Fuente, C., Valdés-Gómez, H., Roudet, J., Verdugo-Vásquez, N., Mirabal, Y., Laurie, V. F., Fermaud, M. (2020). Vigor thresholded NDVI is a key early risk indicator of Botrytis bunch rot in vineyards. *Oeno One*, 54(2), 279-297. <https://doi.org/10.20870/oeno-one.2020.54.2.2954>.
- Pasini, M. P. B., Lúcio, A. D. C., Cargnelutti Filho, A., Ribeiro, A. L. D. P., Zamberlan, J. F., & Lopes, S. J. (2018). Population density of Tibraca limbativentris on flood irrigated rice and alternative host plants. *Pesquisa*

- Agropecuária Brasileira*, 53(03), 265-278.
<https://doi.org/10.1590/S0100-204X2018000300001>.
- Puteh, S., Rodzali, N.F.M., P. P. Abdul Majeed, A., Khairuddin, I.M., Ibrahim, Z.Z., Razman, M.A.M. (2021). Classification of Capsicum Frutescens Health Condition Through Features Extraction from NDVI Values Using Image Processing. In: Chew, E., et al. RiTA 2020. Lecture Notes in Mechanical Engineering. Springer, Singapore.
https://doi.org/10.1007/978-981-16-4803-8_41.
- Rajput NA, Atiq M, Tariq H, Saddique WM, Hameed A (2020) Citrus gummosis: a formidable challenge to citrus industry: a review. *International Journal of Biosciences* 16(5), 131–144.
<http://dx.doi.org/10.12692/ijb/16.5.131-144>.
- Rezende, D. B.; Abreu Júnior, C. A. M. de; Martins, G. D.; Marques, O. J.; Xavier, L. C. M. (2020). Uso de imagens tomadas por aronaves remotamente pilotadas para detecção da cultura do milho infestadas por *Spodoptera frugiperda*. *Revista Brasileira de Geografia Física*, 13(1), 156-166.
<https://doi.org/10.26848/rbgf.v13.1.p156-166>.
- Rouse, J. W., Haas, R. H., Schell, J. A., & Deering, D. W. (1974). Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. *NASA Spec. Publ*, 351(1), 309.
- Sampaio, R. M., Fredo, C. E., Costa, A. R., & Bortoloti, G. (2023). Tecnologias fitossanitárias: um estudo do Manejo Integrado de Pragas (MIP) na produção paulista de laranja, LUPA 2016/2017. *Revista de Economia e Sociologia Rural*, 61(3), e258289.
<https://doi.org/10.1590/1806-9479.2022.258289>.
- Santos, C. V. B. dos, Moura, M. S. B. de, Galvêncio, J. D., Carvalho, H. F. de S., Miranda, R. de Q., & Montenegro, S. M. G. L. (2021). Comparação de imagens multiespectrais utilizando Satélites e VANT para a análise de mudanças estruturais em área de Floresta Seca. *Revista Brasileira De Geografia Física*, 14(5), 2510–2522.
<https://doi.org/10.26848/rbgf.v14.5.p2510-2522>.
- Schmidt, E. R., Silva, W., de Jesus Ambrosio, T., Schmidt, O., Nascimento, A. L., & Fernandes, A. A. (2017). Coeficiente de variação como medida da precisão em experimentos de alfafa. *Revista Agro@ambiente On-line*, 11(4), 290-295.
<https://doi.org/10.18227/1982-8470ragro.v11i4.4412>.
- Sharma, P., Roy, M., & Roy, B. (2021). A Brief Overview of Major Citrus Diseases and Pests and Its Management. *Current Topics in Agricultural Sciences*, 1, 95-110.
- Silva, A. R. D., Cecon, P. R., Rêgo, E. R. D., & Nascimento, M. (2011). Avaliação do coeficiente de variação experimental para caracteres de frutos de pimenteiras. *Revista Ceres*, 58(2), 168-171.
<https://doi.org/10.1590/S0034-737X2011000200006>.
- Silva, W. de V. R. da, & Silva-Mann, R. (2020). Precision Agriculture in Brazil: current situation, challenges and perspectives. *Research, Society and Development*, 9(11), e1979119603. <https://doi.org/10.33448/rsd-v9i11.9603>.
- Souza, F. G. de, Chaves, L. H. G., & Alves, A. N. (2016). Diagnose por subtração para deficiências de nitrogênio e potássio em gergelim cultivado com solução nutritiva. *Revista Verde De Agroecologia E Desenvolvimento Sustentável*, 11(3), 171–176.
<https://doi.org/10.18378/rvads.v11i3.4363>.
- Teet, S. E., & Hashim, N. (2023). Recent advances of application of optical imaging techniques for disease detection in fruits and vegetables: A review. *Food Control*, 152, 109849.
<https://doi.org/10.1016/j.foodcont.2023.109849>.
- Zhang, S., Li, X., Ba, Y., Lyu, X., Zhang, M., & Li, M. (2022). Banana fusarium wilt disease detection by supervised and unsupervised methods from UAV-based multispectral imagery. *Remote Sensing*, 14(5), 1231.
<https://doi.org/10.3390/rs14051231>.
- Zhao, H., Yang, C., Guo, W., Zhang, L., & Zhang, D. (2020). Automatic estimation of crop disease severity levels based on vegetation index normalization. *Remote Sensing*, 12(12), 3761.
<https://doi.org/10.3390/rs12223761>.