

ANALIS DA SILVA SOARES

DETECÇÃO PRECOCE DA FERRUGEM DO CAFEIEIRO CAUSADA POR *HEMILEIA VASTATRIX* A PARTIR DE IMAGENS MULTIESPECTRAIS

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Agricultura e Informações Geoespaciais da Universidade, Federal de Uberlândia, Campus Monte Carmelo como parte das exigências para obtenção do título de “Mestre”.

Orientador

Prof. Dr. Bruno Sérgio Vieira

Coorientador

Prof. Dr. George Deroco Martins

MONTE CARMELO

MINAS GERAIS - BRASIL

2022

ANALIS DA SILVA SOARES

DETECÇÃO PRECOCE DA FERRUGEM DO CAFEIEIRO CAUSADA POR *HEMILEIA*
VASTATRIX A PARTIR DE IMAGENS MULTIESPECTRAIS

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Agricultura e Informações Geospaciais da Universidade, Federal de Uberlândia, Campus Monte Carmelo como parte das exigências para obtenção do título de “Mestre”.

APROVADA em 24 de agosto de 2022.

Banca examinadora

Prof. Dr. Bruno Sérgio Vieira - Universidade Federal de Uberlândia - UFU

Prof. Dr. Rodrigo Bezerra de Araújo Gallis - UFU

Prof^a. Dr^a. Fernanda Sayuri Yoshino Watanabe – UNESP

MONTE CARMELO
MINAS GERAIS - BRASIL

2022

Ficha Catalográfica Online do Sistema de Bibliotecas da UFU
com dados informados pelo(a) próprio(a) autor(a).

S676 Soares, Analis da Silva, 1993-
2022 DETECÇÃO PRECOCE DA FERRUGEM DO CAFEIEIRO CAUSADA POR
HEMILEIA VASTATRIX A PARTIR DE IMAGENS MULTIESPECTRAIS
[recurso eletrônico] / Analis da Silva Soares. - 2022.

Orientador: Bruno Sérgio Vieira.
Coorientador: George Deroco Martins Deroco Martins.
Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal de
Uberlândia. Pós-graduação em Agricultura e Informações
Geoespaciais.

Modo de acesso: Internet.

Disponível em: <http://doi.org/10.14393/ufu.di.2022.429>

Inclui bibliografia.

Inclui ilustrações.

1. Agronomia. I. Vieira, Bruno Sérgio, 1978-,
(Orient.). II. Martins, George Deroco Martins Deroco,
1987-, (Coorient.). III. Universidade Federal de
Uberlândia. Pós-graduação em Agricultura e Informações
Geoespaciais. IV. Título.

CDU: 631

Bibliotecários responsáveis pela estrutura de acordo com o AACR2:

Gizele Cristine Nunes do Couto - CRB6/2091

Nelson Marcos Ferreira - CRB6/3074



UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA
 Coordenação do Programa de Pós-Graduação em Agricultura e Informações Geoespaciais
 Rodovia LMG 746, Km 01, s/nº, Bloco 1AMC, Sala 1A202, Monte Carmelo-MG, CEP 38.500-000
 Telefone: (34) 3810-1033 - ppgaig@iciag.ufu.br



ATA DE DEFESA - PÓS-GRADUAÇÃO

Programa de Pós-Graduação em:	Agricultura e Informações Geoespaciais				
Defesa de:	Dissertação de Mestrado Acadêmico				
Data:	24/08/2022	Hora de início:	08:00	Hora de encerramento:	10:45
Matrícula do Discente:	32012AIG003				
Nome do Discente:	Analis da Silva Soares				
Título do Trabalho:	Detecção precoce da ferrugem do cafeeiro causada por Hemileia vastatrix a partir de imagens multiespectrais				
Área de concentração:	Informações geoespaciais e tecnologias aplicadas à produção agrícola				
Linha de pesquisa:	Sistemas integrados de produção vegetal				

Reuniu-se na sala virtual https://teams.microsoft.com/l/meetupjoin/19%3ameeting_NTFIN2lxNmMtZjViNS00NWFiLWEwMTktNzEyZjZmYjEwNDA5%40thread.v2/0?context=%7b%22Tid%22%3a%22cd5e6d23-cb99-4189-88ab-1a9021a0c451%22%2c%22Oid%22%3a%221a9a7a27-117a-4a4e-91ae-a3f4db61e480%22%7d a Banca Examinadora, designada pelo Colegiado do Programa de Pós-graduação em Agricultura e Informações Geoespaciais, assim composta: Dr. Rodrigo Bezerra de Araujo Gallis (UFU), Dra. Fernanda Sayuri Yoshino Watanabe (UNESP, Campus de Presidente Prudente), Dr. Bruno Sérgio Vieira (UFU) – orientador da candidata.

Iniciando os trabalhos o presidente da mesa, Dr. Bruno Sérgio Vieira, apresentou a Comissão Examinadora e a candidata, agradeceu a presença do público, e concedeu ao Discente a palavra para a exposição do seu trabalho. A duração da apresentação do Discente e o tempo de arguição e resposta foram conforme as normas do Programa.

A seguir o senhor(a) presidente concedeu a palavra, pela ordem sucessivamente, aos(às) examinadores(as), que passaram a arguir o(a) candidato(a). Ultimada a arguição, que se desenvolveu dentro dos termos regimentais, a Banca, em sessão secreta, atribuiu o resultado final, considerando o(a) candidato(a):

Aprovada.

Esta defesa faz parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Mestre.

O competente diploma será expedido após cumprimento dos demais requisitos, conforme as normas do Programa, a legislação pertinente e a regulamentação interna da UFU.

Nada mais havendo a tratar foram encerrados os trabalhos. Foi lavrada a presente ata que após lida e achada conforme foi assinada pela Banca Examinadora.



Documento assinado eletronicamente por **Bruno Sergio Vieira, Professor(a) do Magistério Superior**, em 24/08/2022, às 10:51, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



Documento assinado eletronicamente por **Fernanda Sayuri Yoshino Watanabe, Usuário Externo**, em 24/08/2022, às 12:59, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



Documento assinado eletronicamente por **Rodrigo Bezerra de Araujo Gallis, Professor(a) do Magistério Superior**, em 24/08/2022, às 15:51, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site https://www.sei.ufu.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0, informando o código verificador **3863825** e o código CRC **B84E3BB9**.

Este trabalho é dedicado à minha família

AGRADECIMENTOS

À Deus, pelo primeiro gesto de amor: a vida.

Agradeço ao Prof. Dr. Bruno Sérgio Vieira pelas orientações, suporte e dedicação para concretização desse projeto.

Agradeço ao Prof. Dr. George Deroco Martins, pelo apoio e ensinamentos.

Agradeço à Professora Dr^a Ana Carolina Siquieroli pelas sugestões e contribuições no trabalho.

Agradeço à Thalita Almeida pelo auxílio na execução do experimento.

Agradeço ao Programa de Pós-graduação em Agricultura e Informações Geoespaciais, e à Universidade Federal de Uberlândia, pela oportunidade de realizar o curso de Mestrado.

Aos meus pais, Elizabete e Geraldo pelo amor. À Leticia Cristina, minha irmã de coração, pelo carinho e força nos momentos de incerteza.

Finalmente ao meu esposo Rangel Victor, pelo amor e compreensão, sempre incentivando a concretizar este sonho.

BIOGRAFIA

Analis da Silva Soares nasceu em Toledo, Paraná, Brasil, 1993. Graduada em Engenharia de Agrimensura e Cartográfica pela Universidade Federal de Uberlândia (UFU) – Campus Monte Carmelo, Minas Gerais, Brasil em agosto de 2018. Em março de 2020 ingressou no Programa de Pós-Graduação em Agricultura e Informações Geoespaciais da Universidade Federal de Uberlândia – Campus Monte Carmelo, onde foi orientada pelo Prof. Dr. Bruno Sérgio Vieira e coorientada pelo Prof. Dr. George Deroco Martins.

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO.....	10
2	MATERIAL E MÉTODOS.....	11
2.1	Inoculação de <i>Hemileia vastatrix</i> em mudas de cafeeiro	13
2.2	Determinação dos parâmetros bioquímicos e estruturais das folhas para caracterização hiperespectral.....	14
2.3	Obtenção das imagens	17
2.4	Pré-processamento das imagens	18
2.4.1	Calibração radiométrica.....	19
2.4.2	Normalização radiométrica	19
2.5	Extração dos dados radiométricos	20
2.6	Cálculo dos índices de vegetação	20
2.7	Classificação supervisionada.....	21
3	RESULTADOS	22
4	DISCUSSÃO	31
5	CONCLUSÃO.....	34
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	34

SOARES, ANALIS DA SILVA. Detecção precoce da ferrugem do cafeeiro causada por *Hemileia vastatrix* a partir de imagens multiespectrais 2022, 37p. Dissertação (Mestrado em Agricultura e Informações Geoespaciais) – Universidade Federal de Uberlândia, Campus Monte Carmelo, Minas Gerais, Brasil. Disponível em: <http://doi.org/10.14393/ufu.di.2022.429>

RESUMO

Este artigo propõe uma metodologia de detecção precoce da ferrugem do cafeeiro causada pelo fungo *Hemileia vastatrix* a partir de imagens multiespectrais obtidas por veículo aéreo não tripulado (VANT). Para tanto, foram inoculadas 160 mudas de cafeeiro da cultivar Mundo Novo com urediniósporos de *H. vastatrix*. Outras 160 mudas não foram inoculadas a fim de determinar o intervalo mais propício para discriminação das plantas sadias e infectadas. As 320 mudas foram posicionadas em uma superfície escura para realização dos voos. Em seguida, para elaboração de curvas de reflectância foram realizadas análises de parâmetros fisiológicos *in vitro* de 20 exemplares para cada condição (inoculada/não inoculada). Esses processos foram reproduzidos para as três avaliações (15, 30 e 45 dias após a inoculação). A partir das curvas de reflectância simuladas observou-se que aos 15 dias de inoculação houve uma discrepância nos comprimentos de onda do vermelho e do infravermelho próximo (IVP), onde as plantas inoculadas apresentaram maior absorção na região do vermelho e maior resposta espectral no IVP. Assim, foi possível discriminar com as imagens multiespectrais da câmera Mapir a condição das mudas de cafeeiro inoculadas e não inoculadas em estágio assintomático (detecção precoce) aos 15 dias após a inoculação, utilizando o algoritmo Support Vector Machines (SVM) com precisão de 80% e índice Kappa com concordância moderada (0,6).

Palavras-chave: Cafeicultura, Fitopatologia, Diagnose, Algoritmos de Aprendizado de máquina.

¹ Orientador: Prof. Dr. Bruno Sérgio Vieira

SOARES, ANALIS DA SILVA. Early detection of coffee leaf rust caused by *Hemileia vastatrix* using multispectral images 2022, 37p. Dissertation (Master in Agriculture and Geospatial Information) – Federal University of Uberlândia, Campus Monte Carmelo, Minas Gerais, Brazil. Available at: <http://doi.org/10.14393/ufu.di.2022.429>

ABSTRACT

This paper proposes a method for the early detection of coffee leaf rust caused by the fungus *Hemileia vastatrix* using multispectral images acquired using a Mapir Survey3W camera and an unmanned aerial vehicle (UAV). For this purpose, 160 coffee seedlings of the coffee cultivar ‘Mundo Novo’ were inoculated with urediniospores of *H. vastatrix* and compared with 160 control (non-inoculated) seedlings to determine the most favorable interval for distinguishing healthy and infected plants. The 320 seedlings were placed on a dark surface to perform the imaging flights. In vitro analyses of the physiological parameters of 20 specimens were then performed for each condition (inoculated/non-inoculated) to obtain the hyperspectral curves, and this process was repeated three times at 15, 30, and 45 days after inoculation (DAI). Based on the simulated hyperspectral curves, a discrepancy between the red and near-infrared (NIR) bands was identified at 15 DAI, with the inoculated plants showing greater absorption in the red band and a greater spectral response in the NIR band. Thus, multispectral images were able to distinguish *H. vastatrix* infection in coffee seedlings at an asymptomatic stage (15 DAI) using a support vector machines (SVM) algorithm. Detection accuracy was 80% and the kappa index of agreement was moderate (0.6).

Keywords: coffee cultivation; phytopathology; diagnosis; machine learning; algorithms.

1 INTRODUÇÃO

A ferrugem do cafeeiro, causada pelo fungo biotrófico *Hemileia vastatrix*, é um dos principais fatores limitantes da produção de café arábica (Van der Vossen et al., 2015). O patógeno é um parasita obrigatório que infecta as folhas, causando desfolha severa e podendo causar a seca de ramos (Motisi et al., 2021). A ferrugem do cafeeiro causa não apenas perdas primárias de produtividade no ano corrente, mas também perdas secundárias nos anos seguintes, devido à seca de ramos no primeiro ano (Cerdeira et al., 2017). O patógeno demora em média 33 dias para iniciar o processo de esporulação desde a deposição dos esporos (urediniósporos) na folha e 40 dias para o desenvolvimento de 50% das pústulas (os locais onde estão localizados os esporos) (Moraes, 1983).

A metodologia convencional de amostragem da ferrugem em campo não tem se mostrado viável. Dentre os motivos, destaca-se o longo período latente do fungo, que é de aproximadamente 30 dias. Como consequência, 10% de incidência da doença visível pode significar uma evolução duas ou três vezes maior, mesmo na ausência de novas infecções. Algumas lesões se encontram incubadas, nas quais o fungo ainda não se encontra na fase de esporulação (fase de disseminação da doença), e, portanto, invisível a olho nu. Em adição, essa metodologia de amostragem requer muito tempo e mão de obra.

Para o controle da ferrugem do cafeeiro é empregado um calendário fixo de pulverizações, com duas a seis aplicações de fungicidas por ano agrícola. No entanto, sua adoção não mais atende os requisitos de controle eficiente e racional da doença, pois em determinadas regiões, o pico da ferrugem tem se deslocado de maio até setembro/outubro (Garçon et al., 2000). Além disso, para garantir o êxito do controle químico, é indispensável a aplicação do fungicida no momento apropriado, de acordo com o ciclo da doença e sua dinâmica no transcurso do ano, que é influenciada pelas variações climáticas (Chalfoun & Lima, 1986).

Portanto, a detecção precoce desse patógeno no campo pode ser uma ferramenta essencial para o monitoramento da doença em cafeeiros. A diagnose precoce da ferrugem pode permitir a redução ou até a não aplicação de fungicidas químicos na cultura do cafeeiro, dependendo do ano agrícola, e conseqüentemente, colaborar para que o manejo da doença ocorra de maneira menos agressiva para o meio ambiente, promovendo ainda economia para o produtor.

Inúmeros estudos têm demonstrado o potencial do uso de imagens multiespectrais para identificação de doenças em plantas (Jorge et al., 2014, Lan et al., 2020, Santos et al., 2019,

Pires et al., 2020, Saleem et al., 2019, Katsuhama et al., 2018). Por exemplo, Carmo et al. (2022) demonstraram a possibilidade de utilização de imagens multiespectrais integradas a ferramentas de aprendizado de máquina para a detecção precoce de podridão mole causada por *Pectobacterium carotovorum* subsp. *carotovorum* em mudas de alface, evidenciando a possibilidade de uso dessas ferramentas para monitoramento e diagnóstico de outros patossistemas.

Dada a hipótese de que é possível discriminar doenças em culturas agrícolas a partir de imagens, esse trabalho teve como objetivo avaliar o potencial de imagens multiespectrais obtidas por veículo aéreo não tripulado (VANT) em discriminar a ferrugem causada por *H. vastatrix* em mudas de café a partir de algoritmos de aprendizado de máquina, porém ainda assintomáticas (detecção precoce).

2 MATERIAL E MÉTODOS

A presente pesquisa foi realizada no município de Monte Carmelo, Minas Gerais, Brasil (18°42'43,19" S, 47°29'55,8" O e altitude 873 m) (Figura 1). A região é caracterizada de acordo com a classificação de Köppen Brasil de Alvares et al. (2013), como clima úmido e temperado.

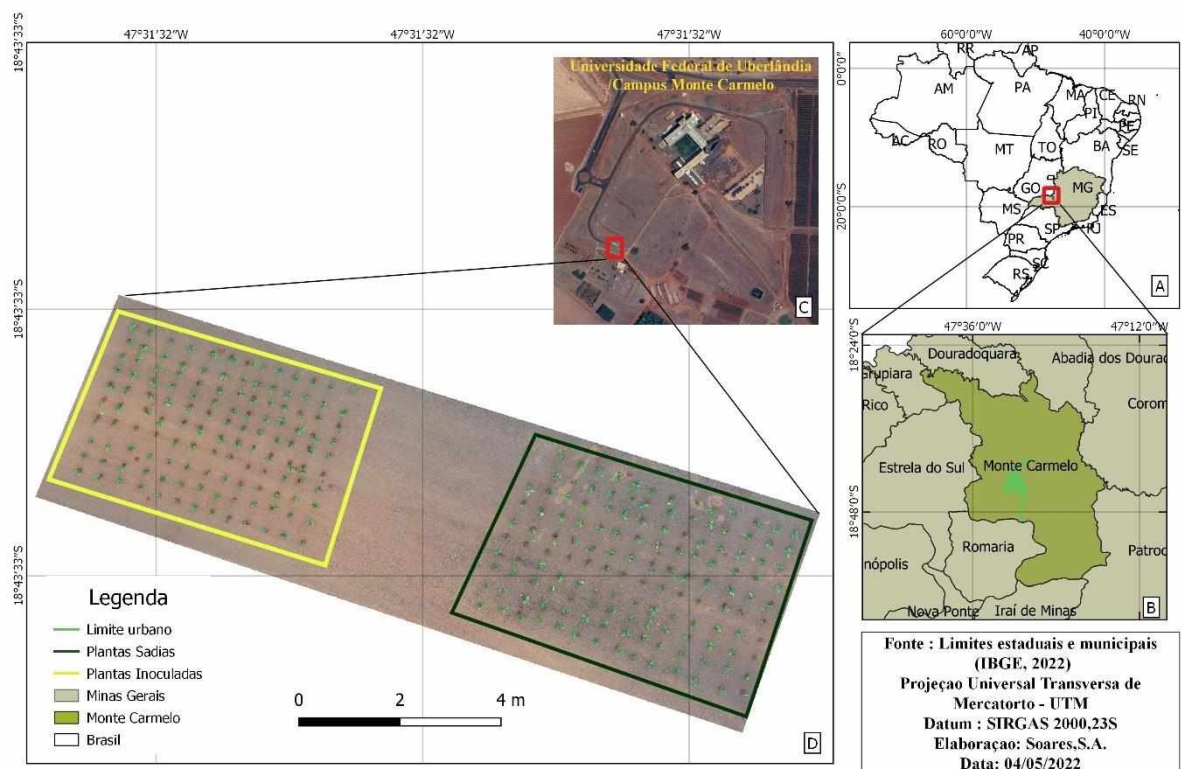


Figure 1. Área de estudo: Localização da área experimental. (A) Brasil e o Estado de Minas Gerais, (B) Município de Monte Carmelo-MG, (C) Imagem da Universidade Federal de Uberlândia/Campus Monte Carmelo, (D) Área experimental, em composição colorida natural (RGB) da imagem adquirida utilizando veículo aéreo não tripulado (Vant). A metodologia empregada nesse estudo segue ilustrada no fluxograma apresentado na Figura 2.

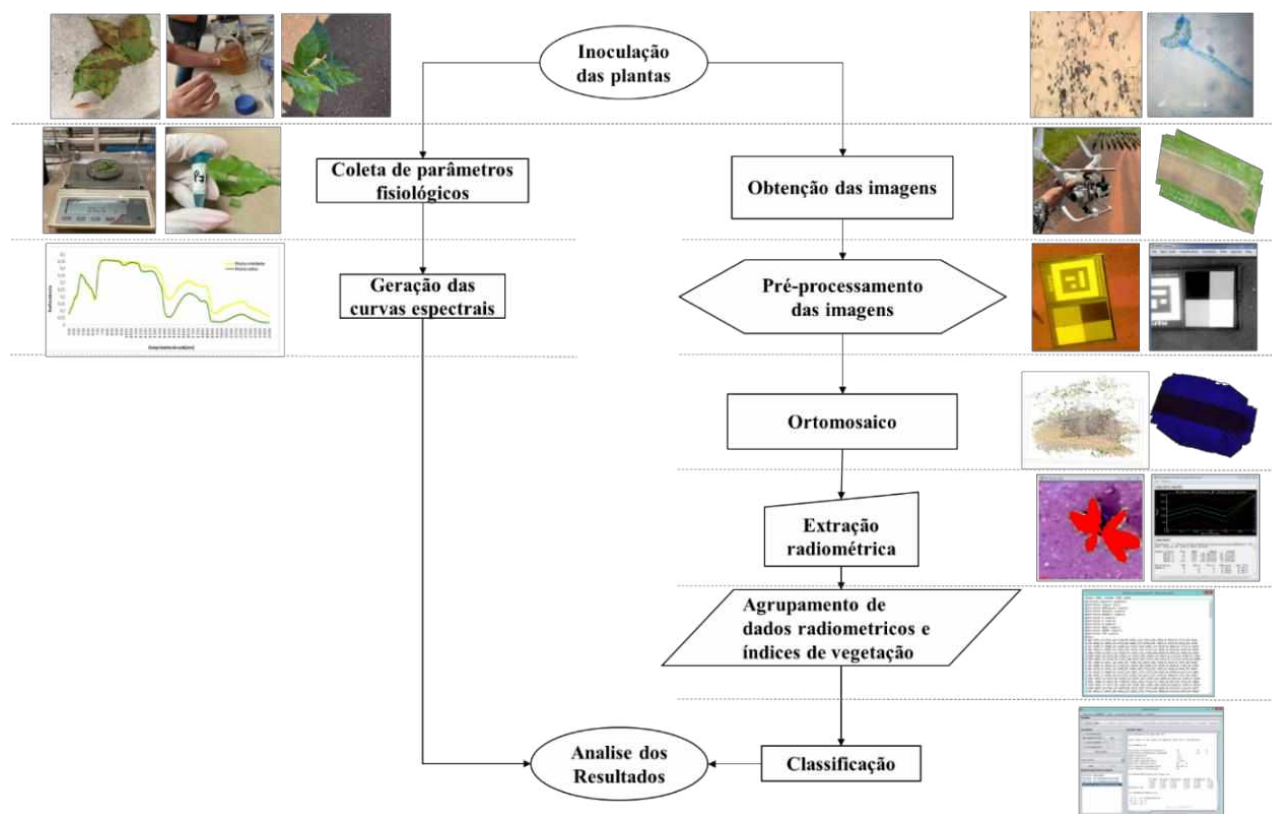


Figura 2. Fluxograma da metodologia empregada.

Inicialmente, foi realizado a inoculação de urediniósporos de *H. vastatrix* em 160 mudas de cafeeiros cultivar Mundo Novo IAC 379-19, que se apresenta como suscetível à ferrugem (Fazuoli et al., 2008). Posteriormente, os voos foram realizados para elaboração dos mosaicos resultantes das imagens das câmeras Mapir Survey3W e RGB, com resolução de 20 megapixels e distância focal nominal de 3,61 mm acopladas em VANT, para a extração dos valores de brilho das plantas (Figura 3). Concomitantemente, foram realizadas as análises dos parâmetros fisiológicos das plantas.

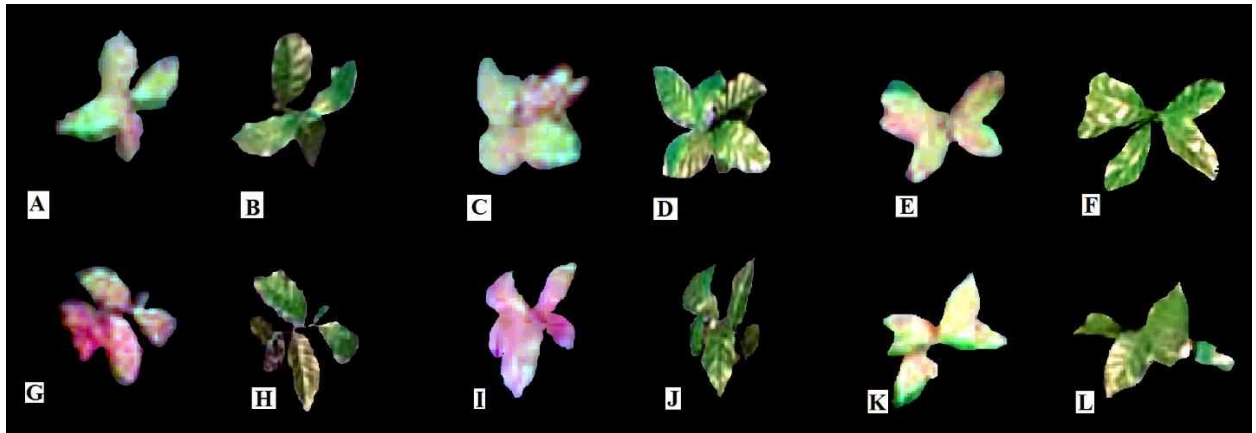


Figure 3. Mudanças de cafeeiros após 15, 30 e 45 dias após a inoculação (DAI). Imagem de uma muda não inoculada obtida pela câmera Mapir aos 15 DAI (A), muda não inoculada da imagem RGB aos 15 DAI (B), muda inoculada da imagem da câmera Mapir aos 15 DAI (G), muda inoculada da imagem RGB aos 15 DAI (H), Muda não inoculada da imagem da câmera Mapir aos 30 DAI (C), muda não inoculada da imagem RGB aos 30 DAI (D), muda inoculada da imagem da câmera Mapir aos 30 DAI (I), muda inoculada da imagem RGB aos 30 DAI (J). Muda não inoculada da imagem da câmera Mapir aos 45 DAI (E), muda não inoculada da imagem RGB aos 45 DAI (F), muda inoculada da imagem da câmera Mapir aos 45 DAI (K), muda inoculada da imagem RGB aos 45 DAI (L).

2.1 Inoculação de *Hemileia vastatrix* em mudas de café

Os urediniósporos de *H. vastatrix* raça II foram previamente coletados em campo e conservados em ampolas de plástico vedadas com algodão (Figura 4a). Em seguida, foram colocados dentro de um dessecador com umidade relativa interna em torno de 50% e temperatura de 4 °C (Zambolim e Chaves, 1974). Previamente à inoculação, a viabilidade dos urediniósporos de *H. vastatrix* foi avaliada pelo teste de germinação em meio ágar-água a 2% (Figura 4b), utilizando o método de Shein e Rotem (1965), modificado por Zambolim e Chaves (1974). Apenas os urediniósporos com viabilidade superior a 80% foram utilizados para a inoculação.

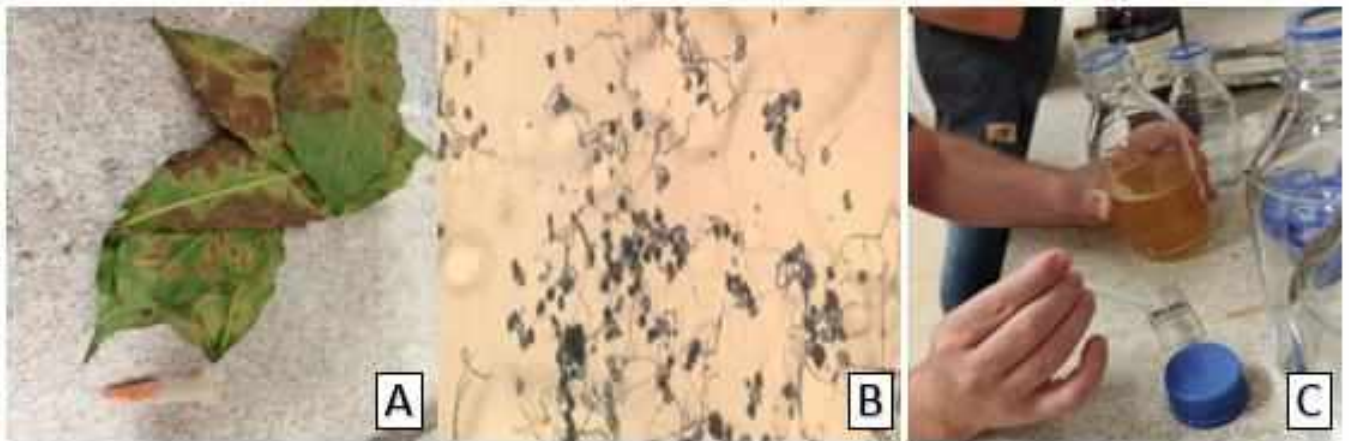


Figure 4. Imagens ilustrativas da coleta de urediniósporos (A); teste de germinação em meio ágar-água a 2% (B); solução para inoculação (C).

A inoculação foi realizada em mudas de cafeeiro da cultivar Mundo novo IAC 379-19 no estágio fenológico de quatro a seis pares de folhas. Com auxílio de um pincel, urediniósporos do patógeno foram inoculados na face abaxial de folhas jovens completamente desenvolvidas na concentração de 1×10^6 urediniósporos/mL. Após a inoculação, as plantas foram levadas para uma câmara de nevoeiro (22°C UR~ 90%) no escuro por 48 horas. Após esse período, as mudas foram mantidas a 22°C com um fotoperíodo de 12h durante 52 dias.

2.2 Determinação dos parâmetros bioquímicos e estruturais das folhas para caracterização espectral

As curvas de reflectância simuladas foram geradas por meio do modelo Prospect, este modelo utiliza a relação entre a folha e seus constituintes foliares e os coeficientes de absorção específicos dos constituintes bioquímicos (Jacquemoud et al., 1990). O modelo é encontrado no endereço eletrônico <http://opticleaf.ipgp.fr/index.php?page=prospect>. Acesso em: 02 set. 2022. Por meio das curvas de reflectância foi possível analisar e compreender a congruência das classificações das plantas, associadas às medições de campo. Foram realizadas três avaliações, aos 15, 30 e 45 dias após a inoculação do patógeno. O modelo de transferência radiativa Prospect simula a reflectância e transmitância direcional-hemisférica na faixa espectral de 400 a 2.500 nm no nível foliar individual (Schaepman-Strub et al., 2006). Para o desenvolvimento das curvas de reflectância simuladas foram fornecidos como parâmetros de entrada para o modelo: o teor de clorofila e carotenoides ($\mu\text{g cm}^{-2}$); a espessura equivalente de água na folha (cm); o teor de massa seca por unidade de área (g cm^{-2}) e pigmentos marrons.

Além do parâmetro de estrutura foliar (N), que se vincula ao arranjo estrutural das células que compõem a folha (adimensional), baseada no estudo de Jacquemoud (1993) que atentando a estrutura interna e arranjo do mesófilo das folhas, estipulou o valor N variando entre 1,5 e 2,5. Assim, de acordo com a metodologia de Freitas (2020) o parâmetro de estrutura foliar para a folha do cafeeiro, foi estabelecido o valor de $N = 1,5$, para todas as 60 curvas de reflectância geradas para cada condição (60 curvas para mudas sadias e 60 curvas para mudas infectadas), sendo 20 curvas de cada condição para cada um dos 3 voos.

Para a mensuração do conteúdo de clorofila (CL) e carotenoides totais (CN) foram utilizadas três folhas de cada muda e as avaliações realizadas em triplicata (Figura 5). As folhas foram trituradas (0,5 g da massa) e adicionadas a uma solução de éter de petróleo e acetona (1:1), conforme a metodologia proposta por Lichtenthaler e Wellburn (1983), com adaptações.

As absorbâncias foram determinadas utilizando espectrofotômetro UV-190 nos comprimentos de 663 nm, 645 nm e 470 nm e as proporções dos pigmentos (clorofila A, clorofila B, clorofila total e carotenoides totais) foram calculadas utilizando as equações descritas por Lichtenthaler e Wellburn (1983).



Figure 5. Imagens ilustrativas das amostras adicionadas a solução de éter de petróleo e acetona (A); espectrofotômetro UV-190 utilizado (B); amostras triplicatas por planta (C).

O teor de massa seca foi determinado por unidade de área (g/cm^2). Para isso, foram utilizadas duas folhas de cada muda para extrair 20 unidades de 1 cm^2 para coleta de massa fresca das folhas de mudas de cafeeiros (Figura 6a). Posteriormente, as amostras foram conduzidas à estufa de circulação e renovação de ar SL – 102, a uma temperatura constante de 65°C por um período de 72 horas (Figura 6b), para retirada de toda a água das células. Em seguida, as amostras foram pesadas e determinado o teor de massa seca por unidade de área.



Figure 6. Imagens ilustrativas das 20 unidades de 1cm² para coleta de massa fresca (A); estufa de circulação e renovação de ar SL – 102 utilizada (B); retirada de toda a água das células (C).

O conteúdo de pigmentos marrons foi definido como conteúdo de material senescente (Cs) e determinado como o “escurecimento” médio das folhas entre 0 (folhas totalmente verdes) e 1 (folhas totalmente marrons), conforme a metodologia de Jiang et al. (2018). Foram atribuídas notas zero para todas as avaliações, pois mesmo aos 45 dias após a inoculação as folhas estavam totalmente verdes (Figura 7).



Figure 7. Imagens ilustrativas de folhas utilizadas para determinação de pigmentos marrons através do aspecto visual. Folhas saudáveis aos 45 dias (A); folhas inoculadas aos 45 dias (B).

Com a finalidade de estimar a quantidade relativa de água presente na folha, ou seja, a espessura de água equivalente da folha, foi medida a espessura da nervura central (cm)

(Figura 8) de uma folha para cada muda. A fim de assegurar o estado hídrico real das folhas, os cortes transversais no sentido da nervura central da folha foram realizados às 04 h da manhã em laboratório e conservadas em formol.

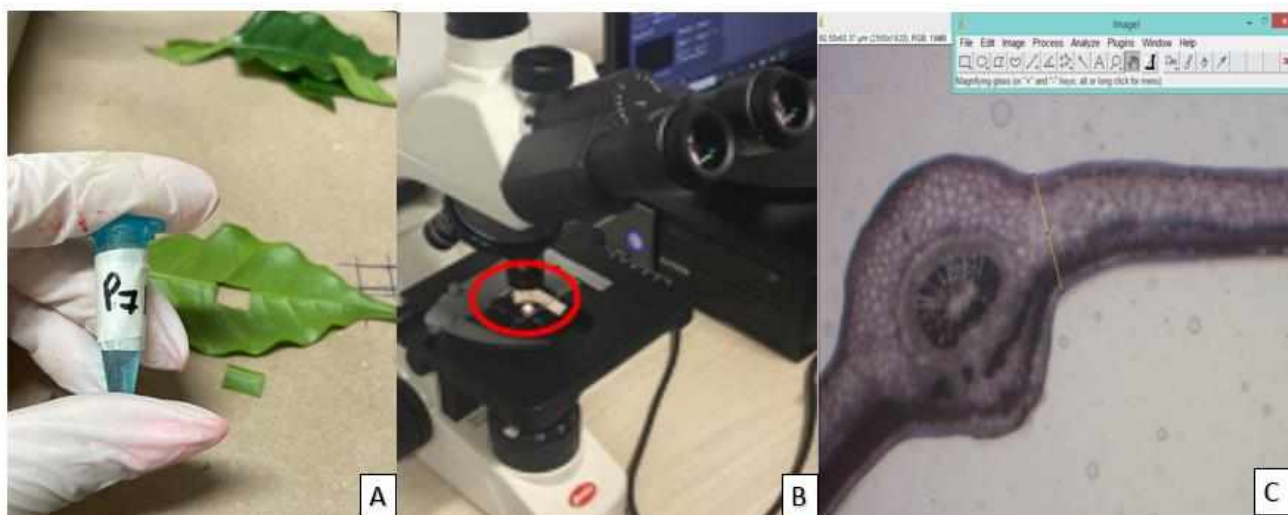


Figure 8. Imagens ilustrativas dos cortes transversais no sentido da nervura central da folha (A); registro dos cortes milimétricos de cada planta em lâminas com o auxílio da câmera AxioCamERs – 5s (B); e registro da espessura de água equivalente por meio do software ImageJ (C).

Posteriormente, cortes milimétricos das folhas de cada muda foram preparados em lâminas para registro com o auxílio da câmera AxioCamERs – 5s acoplada a um microscópio óptico. Foram registradas duas fotos de cortes diferentes para cada muda, com a finalidade de se obter o valor médio da espessura da água. Para medir a espessura equivalente de água das folhas foi utilizado o software ImageJ 1.53. As 240 fotos foram inseridas e mensuradas individualmente, gerando 80 valores para cada avaliação. A partir das curvas de refletância foram calculados os valores médios da refletância na região do visível e do infravermelho próximo (IVP), para posterior análise comparativa com os dados radiométricos extraídos dos mosaicos. Além disso, os pigmentos foliares como clorofila A, clorofila B, clorofila total, carotenoides totais e os demais parâmetros fisiológicos (espessura de água e massa seca das folhas) das mudas de cafeeiro inoculadas e sadias foram confrontados pelo teste estatístico ANOVA (p -valores $\leq 0,05$).

2.3 Obtenção das imagens

Para atingir o objetivo desse trabalho, foram realizados três voos (três avaliações): o primeiro voo foi realizado aos 15 dias após a inoculação, período em que os esporos do patógeno já germinaram, as hifas penetraram no tecido foliar e já estabeleceram relações parasitárias estáveis (infecção/colonização do tecido foliar), porém sem sintomas visíveis; o segundo voo foi realizado aos 30 dias, período onde aparece os primeiros sintomas visíveis caracterizados por lesões cloróticas na face abaxial das folhas e inicia-se o processo de esporulação nessa região; e o terceiro voo foi realizado aos 45 dias após a inoculação, período no qual se observa o desenvolvimento de pelo menos 50% das pústulas nas folhas (Moraes, 1983).

Para a aquisição das imagens foi utilizado um drone Phantom 4 Pro embarcado com uma câmera com sensor RGB e com uma câmera Mapir Survey3W. A câmera com sensor RGB é capaz de coletar imagens no canal do vermelho (650 nm), verde (550 nm) e azul (480 nm), com resolução de 20 megapixels. Já a câmera Mapir Survey3W apresenta resolução de 12 megapixels, com canais equivalentes ao vermelho (bandas de 660 nm), verde (550 nm) e infravermelho próximo (850 nm) (RGN) e FWHMs de 40, 60 e 80 nm, respectivamente. Os voos foram realizados a uma altura de 9 metros, com 70 % de sobreposição lateral e 75 % de sobreposição longitudinal a uma velocidade de 1 m/s. Cada voo durou aproximadamente 2 minutos, capturando 40 imagens em formato jpeg. Para as fotografias, as mudas de cafeeiros foram organizadas sobre uma área asfaltada (Figura 1) com espaçamento de aproximadamente 30 cm entre mudas.

As imagens foram coletadas entre 11h00 e 13h00, para evitar efeitos da sombra devido a inclinação do sol sobre as mudas de cafeeiros. A ausência de nuvens foi observada para que a aquisição das imagens gerasse dados realistas da condição do dossel das mudas analisadas, visto que as nuvens funcionam como agentes que aprisionam parte da radiação, interagindo com a radiação solar tanto na faixa espectral do visível quanto no infravermelho (Echer et al., 2006).

2.4 Pré-processamento das imagens

Para o tratamento das imagens, foram realizadas as etapas de pré-processamento como a calibração radiométrica e normalização radiométrica. O pré-processamento consistiu na correção e preparação das imagens.

2.4.1 Calibração radiométrica

Independentemente do tipo de câmera multiespectral, a calibração radiométrica é necessária visto que os elementos sensores da câmera não medem a reflectância dos objetos imageados, no entanto, reproduzem a quantidade de energia eletromagnética que chega ao sensor no comprimento de onda para o qual o sensor foi desenvolvido (Khanna et al., 2017). A calibração radiométrica foi realizada com o software Mapir Camera Control (MCC). Para tal, foram fornecidos como dados de entrada: modelo, lente e filtro da câmera e a imagem do alvo de calibração que dispõem de quatro conjunto de cores (preta, cinza escuro, cinza claro e branca) capturada antes de cada voo com a câmara de radiância conhecida que foi inserida na trajetória de voo.

2.4.2 Normalização radiométrica

A retificação radiométrica aplicada fundamentou-se no uso de um conjunto de dados de controle entre a imagem base e a imagem a ser normalizada desenvolvida por Hall et al. (1991). A imagem do segundo voo foi escolhida como referência na normalização, observando-se dois parâmetros: maior nitidez e menor interferência atmosférica. Posteriormente, para extrair as médias dos conjuntos claro e escuro de todas as imagens, foi utilizado o alvo de calibração da câmera Mapir Survey3W posicionado na área sobrevoada, uma vez que sua radiância é estável. Os valores de números digitais e reflectâncias do conjunto de pixels claro e do conjunto de pixels escuro nas bandas foram extraídos manualmente na imagem de referência, bem como nas bandas do vermelho, verde, azul e infravermelho próximo das bandas RGB e RGN das imagens. Em seguida, para determinação dos coeficientes de uma transformação linear (Ponzoni et al., 2012) para cada banda espectral, empregou-se a equação 1.

$$T_i = m_i \times x_i + b_i, \quad (1)$$

Onde: T_i = Número digital (RGB) e reflectância (RGN) da imagem normalizada; $m_i = (B_{ri} - D_{ri}) / (B_{si} - D_{si})$; x_i = banda espectral a ser normalizada; $b_i = (D_{ri} \times B_{si} - D_{si} \times B_{ri}) / (B_{si} - D_{si})$; B_{ri} = média do conjunto de referência clara; D_{ri} = média do conjunto de referência escura; B_{si} = média do conjunto claro a ser normalizado; D_{si} = média do conjunto escuro a ser normalizado; i = bandas do sensor em estudo.

A equação foi aplicada para cada banda das imagens com auxílio da ferramenta Band Math, disponível no software ENVI 5.1 (Environment for Visualizing Images), gerando três camadas de cada imagem, seguidamente combinadas para formar uma única imagem por meio da ferramenta Layer Stacking, com valores semelhantes aos da imagem de referência.

Após o pré-processamento, foram elaborados um mosaico com imagens RGB e outro com imagens RGN, para cada um dos três voos. Os seis mosaicos foram elaborados utilizando o Agisoft Metashape versão 1.6.2. Esse software calcula as posições e orientações das imagens originais de forma automática. O processo integra dois segmentos principais: (1) alinhamento de imagem calculando a posição e orientação da câmera usando detecção de ponto chave e correspondência entre imagens e (2) geração de nuvem de pontos densa. Com base em uma nuvem de pontos 3D obtidos, foi gerado um modelo digital de superfície (MDS) por ligação destes pontos. Os mosaicos foram criados a partir da projeção e combinação das imagens originais com o MDS.

2.5 Extração dos dados radiométricos

Para a extração dos dados radiométricos foi utilizado o software ENVI 5.1, por meio da função Region of Interest (ROI) foram gerados polígonos para extração das amostras de cada planta. Foi realizada a captura da refletância de 320 mudas (160 mudas inoculadas e de 160 mudas não inoculadas) de cada mosaico RGB e RGN no primeiro voo. Esses procedimentos foram realizados nos demais voos, porém no segundo voo foram extraídos apenas os valores de 280 mudas (140 mudas inoculadas e de 140 mudas não inoculadas) e 240 mudas (120 mudas inoculadas e de 120 mudas não inoculadas) no terceiro voo. Isto ocorreu devido a utilização de 40 mudas após cada voo para as análises dos parâmetros fisiológicos de forma destrutiva.

A partir dos valores de reflectância extraídos dos seis mosaicos gerados com sensores RGB e RGN, foram calculados os valores médios da refletância de cada banda para elaboração das curvas multiespectrais.

2.6 Cálculo dos índices de vegetação

A partir dos dados radiométricos de cada muda (inoculada e não inoculada), foram realizados os cálculos dos índices de vegetação, visto que estão correlacionados a parâmetros biofísicos da vegetação, principalmente a região do visível e do infravermelho próximo

(Ponzoni et al., 2012). Foram atribuídos três índices que utilizam as bandas do visível e do IVP como subconjuntos com intuito de contribuir com o algoritmo na classificação dos dados, sendo um índice de vegetação no espectro do visível e dois no espectro do infravermelho próximo (Tabela 1). Ambos os índices foram escolhidos por estarem relacionados com índice de área foliar, parâmetros biofísicos da vegetação e outras características fenotípicas que permitem acompanhar a evolução das mudas.

Tabela 1. Índices de vegetação calculados a partir de comprimentos de onda dos sensores do estudo; espectro do visível (R, G e B) e do infravermelho próximo (N).

Índice de vegetação	Equação	Aplicação	Fonte
Green Normalized Difference Vegetation Index	$GNDVI = \frac{(B_{850} - B_{550})}{(B_{850} + B_{550})}$	Clorofila, IAF, biomassa, N absorvido e produtividade	(Gitelson et al., 1996)
Normalized Difference Vegetation Index	$NDVI = \frac{(B_{850} - B_{660})}{(B_{850} + B_{660})}$	Biomassa, IAF, produtividade e radiação fotossinteticamente ativa	(Rouse et al., 1973, Zarate-Valdez et al., 2012)
Triangular Greenness Index	$TGI = B_{660} - 0.39 \times B_{550} - 0.61 \times B_{480}$	Clorofila	(Hunt et al., 2010)

2.7 Classificação supervisionada

Após a extração dos dados radiométricos das bandas espectrais e calculado os índices espectrais de vegetação, organizou-se os dados para elaborar arquivos no formato arff. A classificação supervisionada foi realizada no software Weka 3.9.4 (Ambiente Waikato para Análise do Conhecimento). Foram utilizados os algoritmos Redes Neurais Artificiais (RNA) e Support Vector Machines (SVM), comumente aplicados a variáveis que são altamente correlacionadas ou que não possuem distribuição normal. Para a classificação no software Weka, os dados de entrada, ou seja, dados radiométricos foram organizados em classes: RGN, NDVI e GNDVI; RGB e TGI e a classe de condição das mudas. As classes selecionadas para classificação em cada momento de avaliação foram: apenas as bandas (RGN ou RGB) e bandas e índices combinados (RGN, NDVI, GNDVI ou RGB e TGI).

Dessas classes foram utilizadas 80% dos dados para treinamento e 20% para validação, para ambos os algoritmos classificadores. Assim, foram utilizados o coeficiente

Kappa, acurácia global (AG), erro de omissão (falso negativo) e erro de comissão (falso positivo) indicados para avaliar a autenticidade de uma classificação. O coeficiente Kappa é definido como uma medida de associação utilizada para descrever e aferir o grau de concordância, isto é, a confiabilidade e a precisão da classificação (Perroca & Gaidzinski,2003). A acurácia global (AO) foi calculada pela razão entre as observações corretamente classificadas.

3 RESULTADOS

Os parâmetros fisiológicos de mudas de cafeeiro inoculadas e não inoculadas com *H. vastatrix* aos 15 dias após a inoculação foram significativamente diferentes (P-valor $\leq 0,05$) para espessura da água, carotenoides e teor de massa seca das folhas (Figura 9A). Os demais parâmetros não foram apresentados por não apresentar diferença significativa. Essas divergências podem ser observadas através da amplitude dos dados e da mediana representada pelo segundo quartil dos gráficos na figura 9.

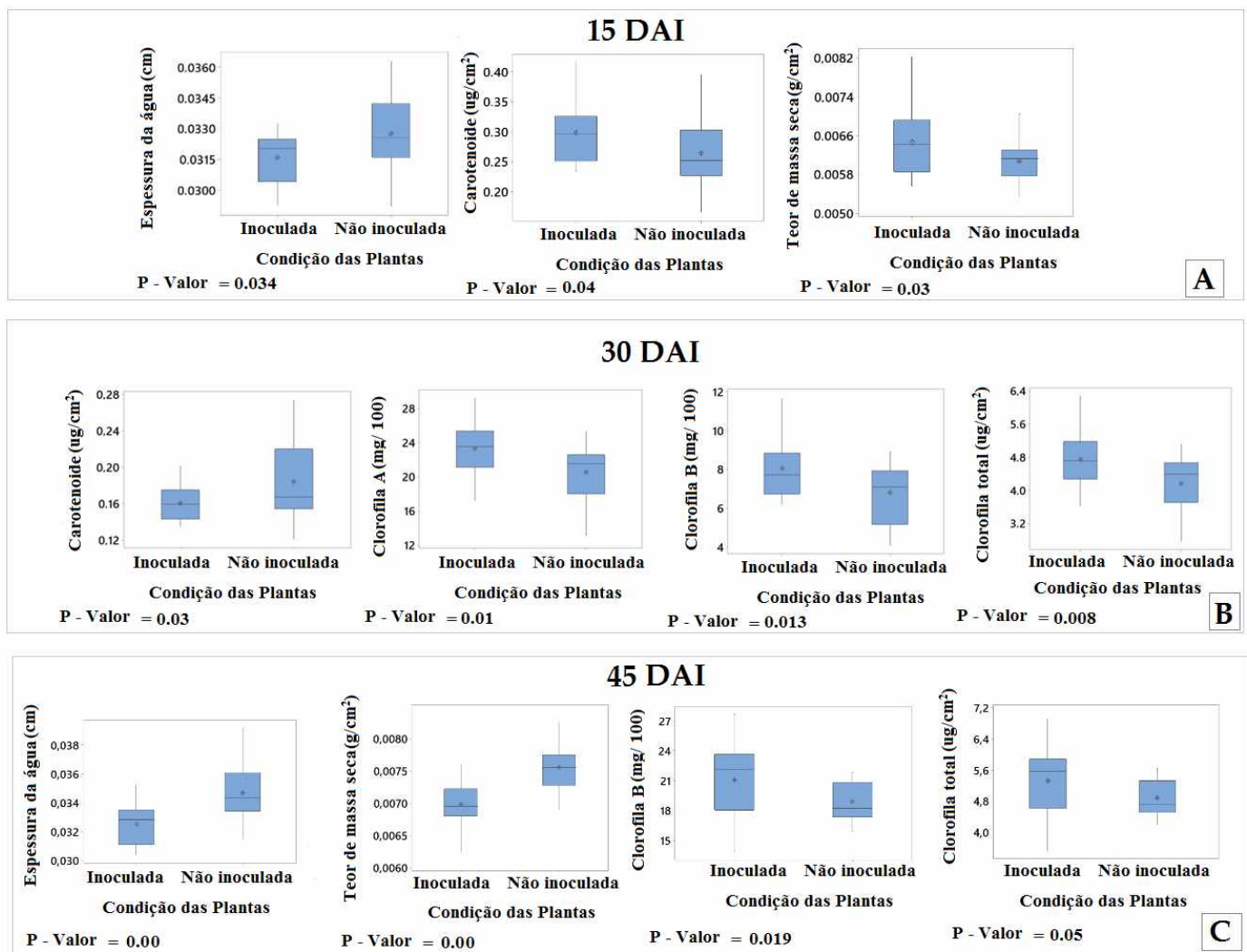


Figure 9. Distribuição dos valores mínimos, máximos e mediana dos parâmetros fisiológicos significativamente diferentes aos 15(A), 30(B) e 45(C) dias após a inoculação.

As avaliações dos parâmetros fisiológicos permitiram observar aos 15 DAI de inoculação, o aumento de carotenoides e teor de massa seca das folhas, e a uma redução de espessura da água das folhas (Figura 9A). Aos 30 dias de inoculação com *H. vastatrix*, as mudas de cafeeiro (inoculadas e não inoculadas) demonstraram diferenças significativas (P-valor $\leq 0,05$) para outros parâmetros fisiológicos como: carotenoide total, clorofila A, clorofila B e clorofila total (Figura 9B). Já aos 45 dias de inoculação com *H. vastatrix*, apenas os parâmetros fisiológicos como espessura de água, massa seca, clorofila B e clorofila total demonstraram diferenças significativas (P-valor $\leq 0,05$) entre as mudas de cafeeiro (inoculadas e não inoculadas) (Figura 9C).

Na figura 10 são apresentados os valores médios da reflectância das mudas inoculadas e não inoculadas a partir das curvas de reflectância (para as regiões do visível, infravermelho

próximo e médio) e os valores médios da reflectância das mudas a partir dos sensores RGB e RGN. Além disso, estão apresentadas na figura 11 as discrepâncias da reflectância entre as mudas inoculadas e não inoculadas relacionadas aos sensores e aos períodos de avaliação.

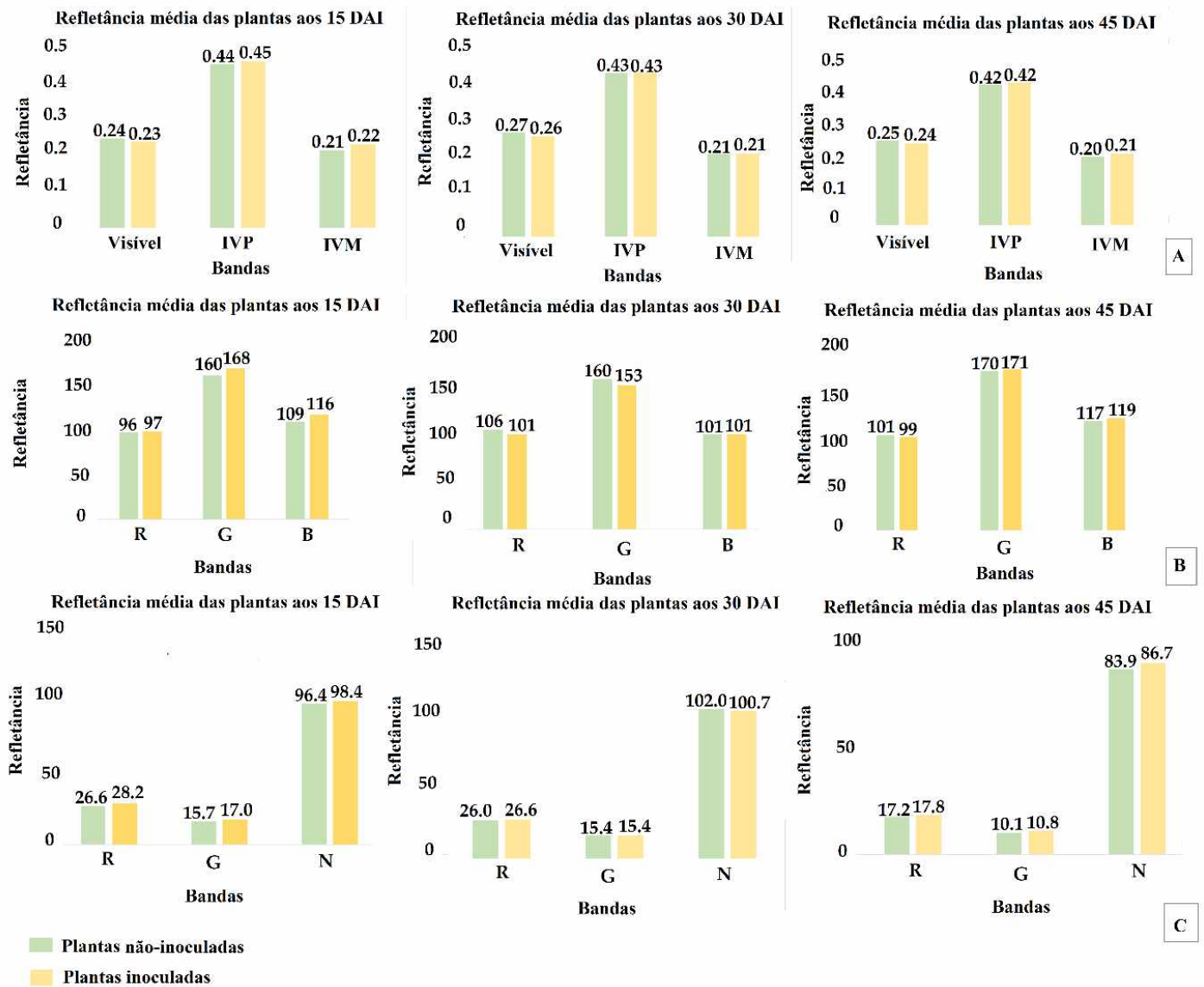


Figura 10. Valores médios da reflectância entre as mudas inoculadas e não-inoculadas aos 15, 30 e 45 dias após a inoculação, das bandas: visível, infravermelho próximo e médio das curvas de reflectância (A) e das bandas RGB(B) e RGN(C).

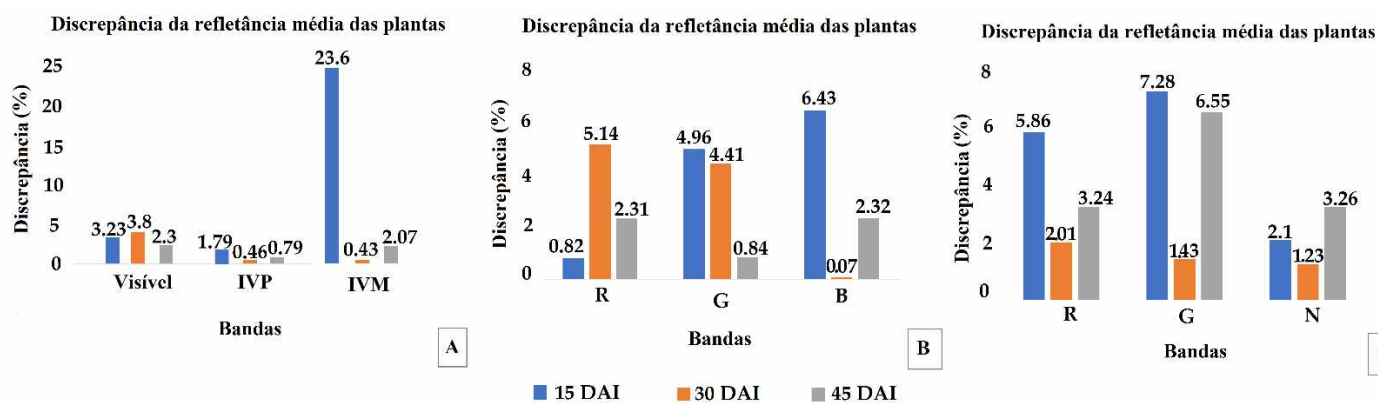


Figura 11. Valores de discrepância da refletância entre as mudas inoculadas e não-inoculadas aos 15, 30 e 45 dias após a inoculação, das bandas: visível, infravermelho próximo e médio das curvas de refletância (A) e das bandas RGB(B) e RGN(C).

A partir da refletância média (Figura 10), obtidas das curvas de refletância, pode-se perceber que as mudas demonstraram maior discrepância aos 15 DAI na banda do IVM. As mudas infectadas nesse período obtiveram refletâncias 23,6% (Figura 11) maior que as mudas não inoculadas. Aos 30 DAI houve maior discrepância na região do visível.

Os resultados demonstram que o fungo *H. vastatrix* ocasionou maior refletância nas bandas azul e verde aos 15 DAI (Figura 10) com sensor RGB. Nesse período, o sensor RGN registrou maior discrepância da refletância para as bandas do verde e vermelho. Aos 30 DAI, o sensor RGB e RGN registraram maior refletância nas bandas do vermelho e verde. A banda do IVP atingiu maior discrepância aos 45 DAI. Durante a terceira avaliação aos 45 DAI, as bandas do vermelho e do azul demonstraram maior discrepância com sensor RGB, porém o sensor RGN obteve maior divergência nas bandas verde e infravermelho próximo.

O comportamento espectral das mudas de café inoculadas e não inoculadas após 15 DAI está demonstrado na figura 12A. As mudas inoculadas exibiram menores valores de refletância quando comparadas às mudas não inoculadas na banda do visível, período assintomático da doença. As curvas mostraram que as mudas infectadas apresentaram maior absorção na região do vermelho (650 nm) e a banda do infravermelho próximo demonstrou melhor separação das curvas.

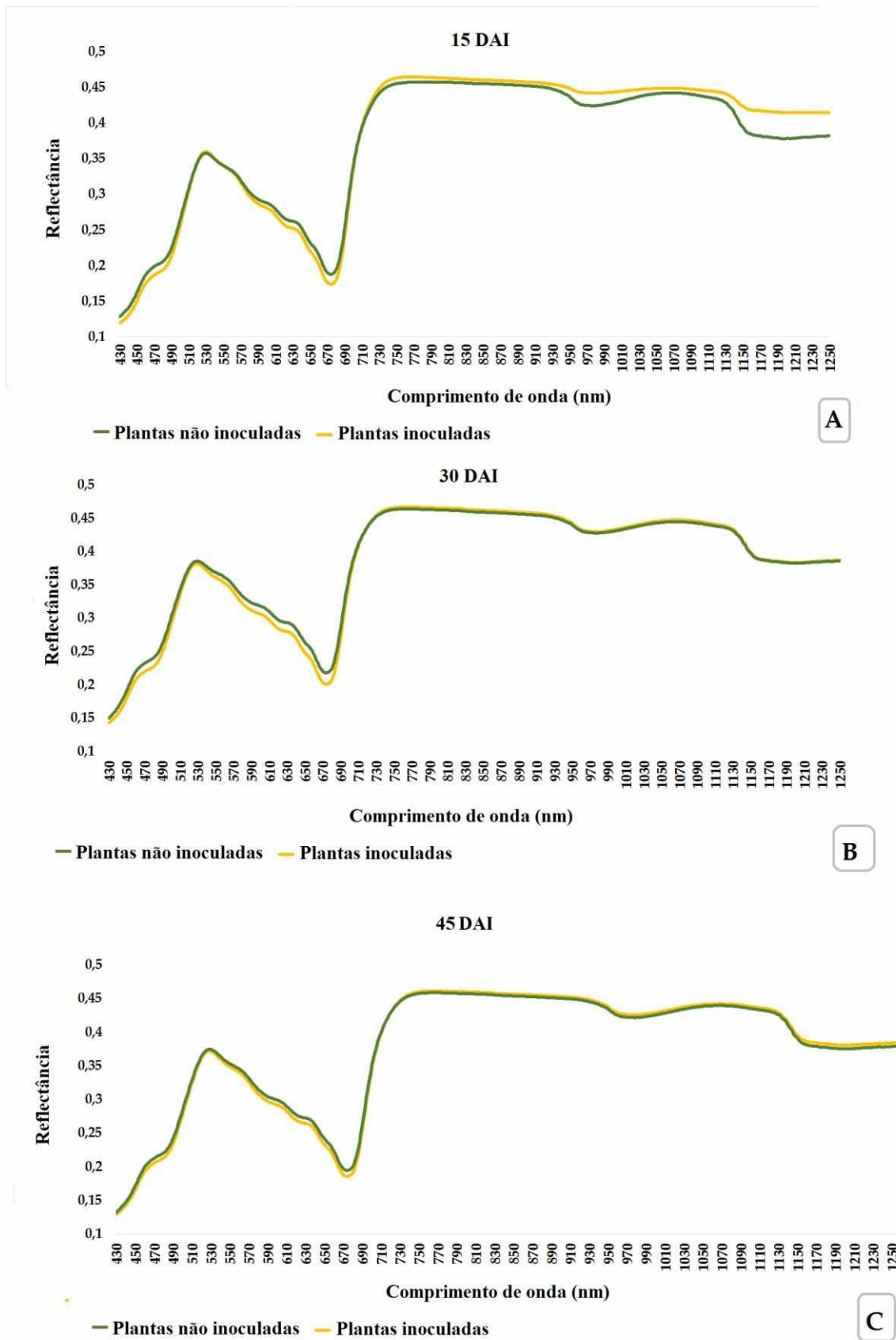


Figure 12. Valores médios de reflectância das mudas de cafeeiro após 15, 30 e 45 dias da inoculação.

Aos 30 dias após a inoculação do patógeno (Figura 12B), as curvas de reflectância obtiveram maior afastamento na região do visível. As curvas demonstraram menores discrepância nas regiões do infravermelho próximo (0,46%) e infravermelho médio (0,43%), nessas regiões as mudas inoculadas obtiveram reflectância superiores às mudas não inoculadas. Este comportamento foi esperado, uma vez que os parâmetros como espessura de água e massa seca das plantas inoculadas e não inoculadas não foram significativamente diferentes.

Aos 45 dias após a inoculação, as curvas de reflectância (Figura 12C) demonstraram comportamento muito similar na região do visível e do IVP. No entanto, alguns parâmetros fisiológicos como espessura de água e massa seca, que influenciam na absorção da reflectância na região do IVP, e a clorofila B e total, que influenciam na absorção da reflectância na região do visível, apresentaram diferenças significativas. As mudas não inoculadas nesse período apresentaram valor médio de reflectância de 2,3% (Figura 10) superior às mudas inoculadas na região do visível. Por sua vez, nas regiões do infravermelho próximo e médio, manteve-se a maior magnitude da reflectância das mudas inoculadas, com valor de 0,79% e 2%, respectivamente.

O comportamento espectral das mudas de cafeeiro inoculadas e não inoculadas aos 15, 30 e 45 DAI a partir dos valores médios da reflectância das imagens dos sensores RGN e RGB estão expostas nas figuras 13 e 14. Pode-se perceber que houve melhor discriminação da condição das plantas a partir das imagens do sensor RGB aos 15 e 30 dias após a inoculação. Aos 15 DAI houve maior segregação nas regiões do azul e do verde e aos 30 DAI houve maior separação nas regiões do verde e vermelho.

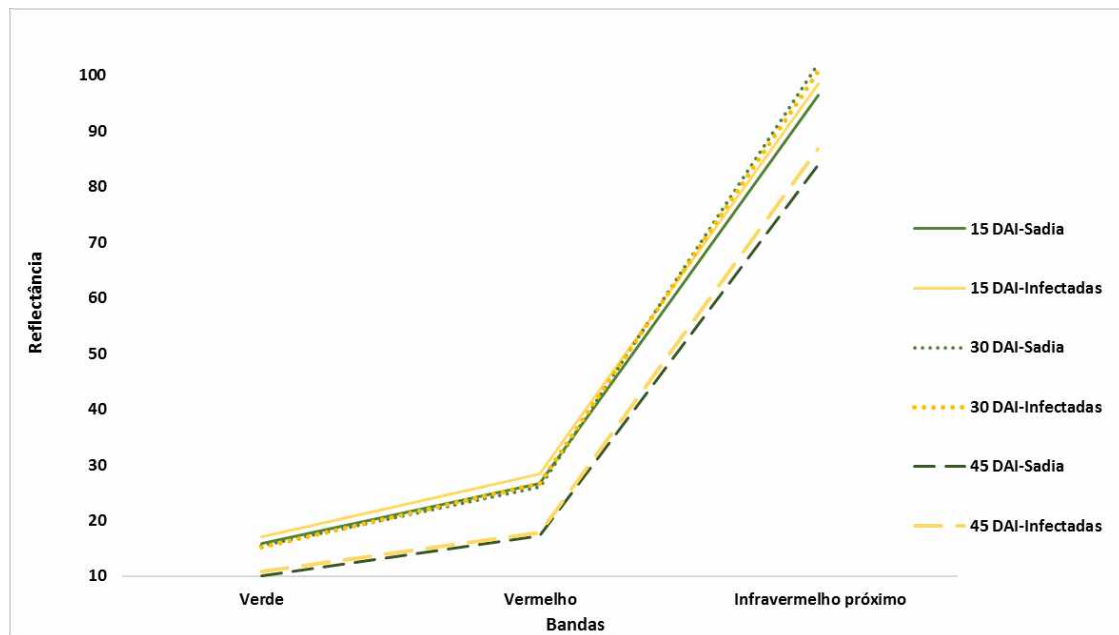


Figura 13. O comportamento espectral das mudas de cafeeiro inoculadas e não inoculadas aos 15, 30 e 45 dias após a inoculação a partir dos valores médios da reflectâncias das imagens dos sensores RGN.

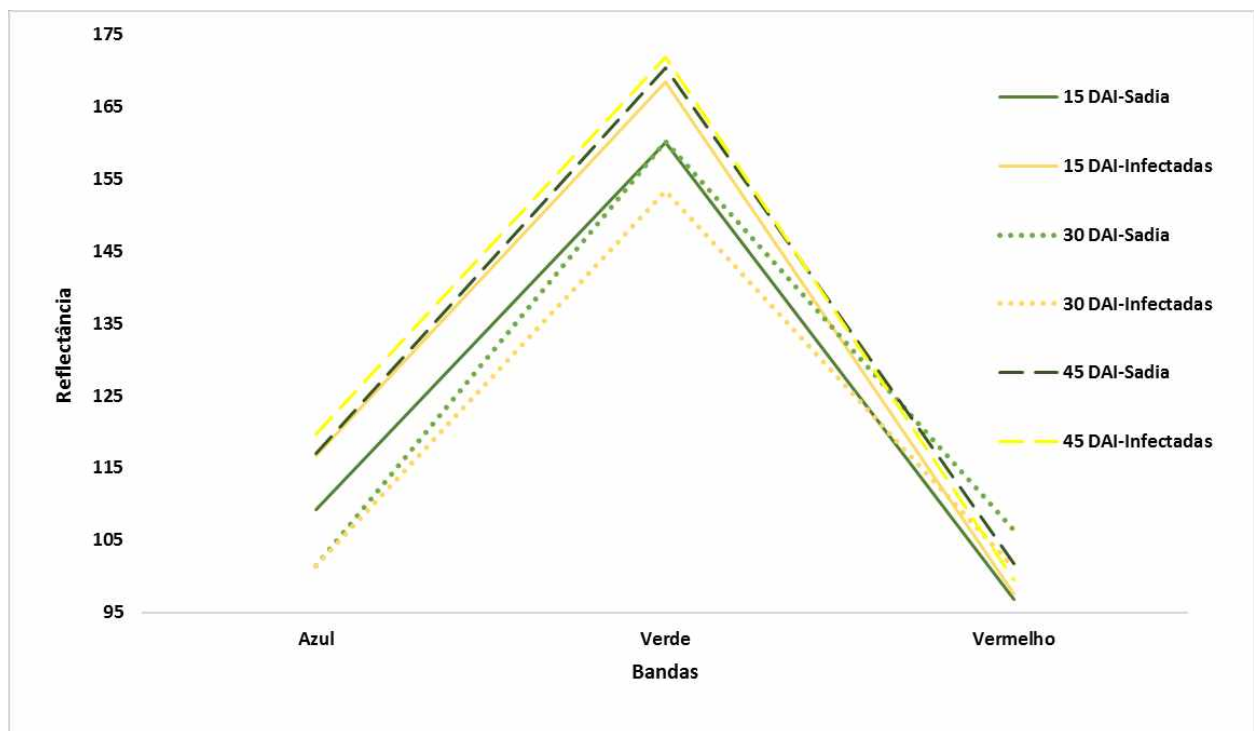


Figura 14. O comportamento espectral da vegetação saudável e infectada aos 15, 30 e 45 DAI a partir dos valores médios da reflectâncias das imagens dos sensores RGN.

O algoritmo SVM obteve melhor desempenho para todas as avaliações. A partir desse algoritmo, foi possível distinguir as mudas de cafeeiro inoculadas das não inoculadas aos 15 DAI com propágulos do patógeno, período em que os sintomas ainda não eram visíveis a olho nu, com a bandas RGN e o subconjunto de bandas RGN e índices de vegetação (NDVI e GNDVI). Os subconjuntos apresentaram concordância moderada (K= 0,6) e acurácia global de 80% (tabela 3).

Tabela 3. Classificação supervisionada de mudas de cafeeiros inoculadas e não inoculadas por *H. vastatrix*, aos 15 dias após a inoculação (DAI).

Subconjuntos classificados	15 DAI							
	SVM				RN			
	EO (%)	EC (%)	AG	K	EO (%)	EC (%)	AG	K
RGN	20	20	80	0,6	25	25	75	0,5
RGN, NDVI e GNDVI	20	20	80	0,6	25	25	75	0,5
RGB	20	35	72,5	0,45	25	35	70	0,4
RGB e TGI	20	45	67,5	0,35	25	40	67,5	0,35

A matriz de confusão para as classes e os períodos de avaliação demonstra que aos 15 DAI foram classificados corretamente 32 mudas, das 40 utilizadas para validação (Tabela 4) com o algoritmo SVM. Observa-se que os índices de vegetação não melhoram o desempenho do algoritmo, ou seja, os subconjuntos que continham os índices de vegetação não obtiveram melhores resultados na classificação. O estado de sanidade das mudas foi identificado com o classificador RNA, apresentando melhor classificação com o subconjunto bandas RGN e índices (NDVI e GNDVI). Foram identificadas corretamente 30 mudas das 40 utilizadas para validação.

Tabela 04. Matriz de Confusão da Classificação aos 15, 30 e 45 dias após a inoculação.

Período de Avaliação	Algoritmo	Predição Real	RGN		RGN, NDVI e GNDVI		RGB		RGB e TGI	
			Não inoculada	Inoculada	Não inoculada	Inoculada	Não inoculada	Inoculada	Não inoculada	Inoculada
15 DAI	SVM	Não inoculada	16	4	16	4	16	4	16	4
		Inoculada	4	16	4	16	7	13	9	11
15 DAI	RN	Não inoculada	15	5	15	5	15	5	15	5
		Inoculada	5	15	5	15	7	13	8	12
30 DAI	SVM	Não inoculada	9	11	8	12	17	3	15	5
		Inoculada	7	13	3	17	3	17	4	15
30 DAI	RN	Não inoculada	18	2	16	4	17	3	15	5
		Inoculada	8	12	9	11	5	15	4	16
45 DAI	SVM	Não inoculada	13	7	12	8	18	2	17	3
		Inoculada	5	15	8	12	18	2	18	2
45 DAI	RN	Não inoculada	19	1	19	1	18	2	18	2
		Inoculada	16	4	16	4	15	5	16	4

Aos 30 dias após a inoculação, as mudas de cafeeiros apresentaram sintomas visíveis da doença. Nesse período de avaliação, o algoritmo SVM apresentou melhor resultado para os dados radiométricos obtidos das bandas RGB (Tabela 5), com concordância substancial ($K=0,7$) e acurácia global de 85%. O algoritmo conseguiu classificar corretamente 34 mudas das 40 utilizadas para a validação (tabela 4). O algoritmo RN apresentou Kappa moderado ($K=0,6$) e acurácia global de 80%, classificando corretamente 32 das 40 mudas utilizadas para a validação. Assim como nas curvas de reflectância, aos 30 dias após a inoculação, a condição das plantas foi melhor discriminada na região do visível.

Tabela 5. Classificação supervisionada de mudas de cafeeiros sadias e infectadas por *H. vastatrix*, aos 30 dias após a inoculação (DAI).

Subconjuntos classificados	30 DAI							
	SVM				RN			
	EO (%)	EC (%)	AG	K	EO (%)	EC (%)	AG	K
RGN	55	35	55	0,1	10	40	76	0,5
RGN, NDVI e GNDVI	60	15	62,5	0,25	20	45	67,5	0,35
RGB	15	15	85	0,7	25	15	80	0,6
RGB e TGI	25	20	77,5	0,55	25	20	77,5	0,55

As mudas não inoculadas apresentaram maior resposta da reflectância no IVP, porém essa discrepância foi de apenas de 1,23% (Figura 10) comparando com as mudas não

inoculadas. A classificação com algoritmo RN apresentou índice Kappa moderado (0,5) e acurácia global de 76% com as bandas RGN. Além disso, classificou corretamente 30 mudas das 40 utilizadas para a validação (Tabela 4).

Aos 45 dias após a inoculação, as classificações demonstraram resultados inferiores quando comparados as duas primeiras avaliações, assim como a curva espectral nesse período. O algoritmo SVM (Tabela 6) a partir da banda RGN, atingiu exatidão global de 70% e índice Kappa razoável. Foram classificadas acertadamente 28 plantas das 40 plantas utilizadas para a validação com algoritmo SVM (Tabela 4).

Tabela 6. Classificação supervisionada de mudas de cafeeiros sadias e infectadas por *H. vastatrix* aos 45 dias após a inoculação.

Subconjuntos classificados	45 DAI							
	SVM				RN			
	EO (%)	EC (%)	AG	K	EO (%)	EC (%)	AG	K
RGN	35	25	70	0,4	5	80	57,5	0,15
RGN, NDVI e GNDVI	40	40	60	0,2	5	80	57,5	0,15
RGB	10	90	50	0	10	75	57,5	0,15
RGB e TGI	15	90	47,5	-0,05	10	80	55	0,1

As mudas inoculadas obtiveram maior resposta espectral que as não inoculadas (3,26%) na região do IVP (Figura 10), mas as curvas de reflectância não foram sensíveis a essas diferenças, e como pode-se observar na figura 8C, não há diferença visível entre as mudas não inoculadas das inoculadas.

4 DISCUSSÃO

As mudas de cafeeiro inoculadas apresentaram maior reflectância na região do infravermelho próximo e maior absorção na região do vermelho (650 nm) em relação às mudas não inoculadas, caracterizando a maior quantidade de material fotossinteticamente ativo (Emerson & Lewis, 1943). Porém, o sensor RGB foi pouco sensível ao registrar essa absorção. A similaridade (0,8%) entre resposta espectral das mudas na região do vermelho pode ter provocado maior dificuldade para os algoritmos separarem as classes das plantas com as imagens RGB aos 15 DAI, posto que os sensores que foram mais sensíveis às discrepâncias na faixa do vermelho obtiveram melhor desempenho para distinguir a condição das mudas não inoculadas das inoculadas. Esses resultados corroboram com a modelagem realizada por

(Chemura & Mutanga, 2016), em que os autores apontaram a banda do vermelho e do vermelho limítrofe como as variáveis mais importantes para discriminar os níveis de ferrugem do cafeeiro com dados reamostrados do sensor multiespectral Sentinel-2.

As bandas dos sensores RGN e RGB permitiram a diferenciação das mudas de cafeeiro inoculadas com urediniósporos de *H. vastatrix* e não inoculadas aos 15 DAI, usando ambos classificadores. Nesse período, as mudas inoculadas ainda estavam assintomáticas, ou seja, não havia sintomas e sinais visuais típicos da ferrugem presentes. As classificações realizadas com as bandas do sensor RGB foram menos precisas nesta discriminação comparado ao sensor multiespectral. Esse resultado foi esperado visto que os espectros de reflectância gerados aos 15 DAI obtiveram menor afastamento na região do visível comparado ao IVP, em razão de não ter sido observado diferença significativa dos pigmentos de clorofila que absorvem a energia nesta região. Isso não foi observado para os carotenoides.

As imagens RGB tiveram resultado satisfatório aos 15 DAI com algoritmo SVM, classificando melhor as mudas não inoculadas. Isto pode ter ocorrido devido a reflectância valores de brilho na faixa do vermelho apresentar valores semelhantes, causando confusão no modelo de classificação. Além disso, houve uma maior resposta espectral das mudas não infectadas para as faixas do verde (4,9%) e do azul (6,4%). Como os carotenoides absorvem energia radiante na faixa do azul (Ponzoni et al., 2012), as mudas infectadas podem ter apresentado menor resposta espectral devido a essa absorção.

As imagens multiespectrais obtiveram melhor classificação aos 15 dias após a inoculação em razão da maior reflectância das mudas infectadas no IVP, assim como nas curvas de reflectância. Considerando a relação da reflectância nas bandas do vermelho e do infravermelho próximo frente ao acúmulo de biomassa seca das folhas (Jensen, 2011), geralmente quanto maior a resposta no IVP maior o índice de área foliar e biomassa. As mudas inoculadas apresentaram valores de brilho 2,1% maior na região do IVP em comparação às não inoculadas. As mudas inoculadas podem ter apresentado uma maior aceleração da fotossíntese gerada pela energização do fotossistema I (Pettai et al., 2005), o que pode ter causado o aumento do IAF e biomassa e, conseqüentemente, causando perda de água nas folhas.

A perda d'água das mudas inoculadas causaram maior espalhamento interno da radiação incidente e conseqüentemente maior reflectância (Ponzoni et al., 2012). Embora as imagens multiespectrais tenham apresentado melhores resultados, ambos sensores mostraram potencial para detecção precoce da ferrugem do cafeeiro em mudas inoculadas e assintomáticas. Esses resultados são coerentes com os de Velásquez et al. (2020) que

avaliaram o estágio de colonização de *H. vastatrix* em *Coffea arabica*, por meio de câmeras multiespectrais acopladas em drone, redes de sensores sem fio e técnicas de Deep Learning (DL). Os autores demonstraram que os modelos que utilizaram dados multiespectrais resultaram em desempenhos superiores aos modelos que utilizaram sensor RGB, porém ambos sensores obtiveram desempenhos satisfatórios.

Aos 30 DAI, as mudas de cafeeiro estavam na primeira fase de intensidade da doença, chamada de “fase lenta” (severidade $\leq 5\%$). Nesse período, obteve-se os melhores resultados com as bandas RGB. As curvas de reflectância demonstraram maior afastamento na região do visível, devido aos pigmentos como carotenoides, clorofila A, B e total apresentarem diferença significativa. A fotossíntese realizada pelos autótrofos para produção fotoquímica de matéria orgânica e para liberação de oxigênio, utiliza a energia química que foi convertida a partir da absorção de luz visível, as clorofilas são responsáveis por essa absorção (Soares, 2016). Assim, foi possível com os algoritmos classificar melhor as mudas neste período devido aos maiores valores de brilho na faixa do vermelho, provocado pela menor absorção pela clorofila A (Björn et al, 2009). Os pigmentos fotossintetizantes que mais influenciam a refletância são as clorofilas "A" e "B", que têm picos de absorção nas bandas do vermelho e do azul, respectivamente (Moreira, 2005). A maior discrepância (5,1%) na banda do vermelho pode ter contribuído para o melhor desempenho da classificação e distinção das plantas, uma vez que a discrepância percentual na banda do azul foi pequena (0,07%). Além disso, as mudas não inoculadas demonstraram maior reflectância na região do verde (4,41%), o que pode ser indício de uma estrutura interna não comprometida (Martins, 2013).

Foi possível realizar a classificação com algoritmo RN com sensor RGN aos 30 dias após a inoculação, apesar das mudas terem conseguido normalizar os IAF e a biomassa. Da mesma forma que o parâmetro de espessura de água foi normalizado, foi possível observar essa normalização por meio das curvas de reflectância na região do IVP que demonstraram comportamentos semelhantes.

A terceira avaliação (45 DAI) apresentou performance inferior, da mesma maneira que as curvas de reflectância. Esse pior desempenho pode ter ocorrido em virtude do aumento da variabilidade nutricional das mudas, uma vez que o aumento de variáveis dificulta a modelagem do problema. Assim, o sensor RGB não conseguiu ser sensível ao discernir as mudas (inoculadas/não-inoculadas) nesse período de avaliação.

As mudas infectadas obtiveram melhores classificação, em razão da maior resposta (3,2%) na região do IVP, porém essa maior resposta não é visivelmente perceptível nas imagens (Figura 2) e nas curvas de reflectância (Figura 8). Nesse período, o patógeno estava

na fase de esporulação/disseminação, com sintomas e sinais da doença muito evidentes, com lesões cloróticas na face adaxial, além de esporulação de aspecto pulverulento alaranjado na parte inferior da folha. Além disso as mudas inoculadas e não inoculadas estavam sob estresse, como à falta de espaço para o desenvolvimento do sistema radicular das raízes nos vasos, afetando a classificação.

5 CONCLUSÃO

Este estudo demonstrou o potencial da utilização de imagens multiespectrais para o monitoramento da ferrugem precoce em mudas de cafeeiro. Foram obtidos resultados satisfatórios para a classificação de mudas de cafeeiro inoculadas com *H. vastatrix* e sadias aos 15 dias após a inoculação, com sensores RGN e RGB. Os índices de vegetação não contribuíram positivamente com as classificações. O sensor RGN demonstrou melhor resultado aos 15 DAI, devido a maior refletância no infravermelho próximo em razão do índice de área foliar e biomassa. Por outro lado, o sensor RGB apresentou resultado superior para a classificação de mudas com sintomas visíveis devido a maior quantidade de material fotossinteticamente ativo, podendo ser uma alternativa ao sensor RGN, por possuir menor custo.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Alvares, C.A.; Stape, J.L.; Sentelhas, P.C.; ET AL. Köppen's climate classification map for Brazil. *Meteorologische Zeitschrift*, v. 22, n. 6, 711-728, 2013, doi: 10.1127/0941-2948/2013/0507

Björn, L.O.; Papageorgiou, G.C.; Blankenship, R.E. et al. A viewpoint: why chlorophyll a? *Photosynthesis research*, v. 99, n. 2, p. 85–98, doi:10.1007/s11120-008-9395-x, 2009.

Carmo, G. J. S.; Castoldi, R.; Martins, G. D.; Jacinto A. C. P.; Tebaldi, N. D.; Charlo, H. C. O.; Zampiroli, R. Detection of Lesions in Lettuce Caused by *Pectobacterium carotovorum* subsp. *carotovorum* by Supervised Classification Using Multispectral Images. *Canadian Journal of Remote Sensing*. 2022, 144-157, doi:/10.1080/07038992.2021.1971960

Cerda, R.; Avelino, J.; Gary, C.; Tixier, P.; Lechevallier, E. Primary and secondary yield losses caused by pests and diseases: Assessment and modeling in coffee. *PLoS One* 2017,12, 1–17. 2017. doi: 10.1371/journal.pone.0169133.

Chalfoun, S.M.; Lima, R.D. de. Influência do clima sobre a incidência de doenças infecciosas. *Informe Agropecuário* 1986, 12, 31- 36.

Chemura, A.; Mutanga, O.; Dube, T. Separability of Coffee Leaf Rust Infection Levels with Machine Learning Methods at Sentinel-2 MSI Spectral Resolutions. In *Precision*

Agriculture; Springer: New York, NY, USA, 2016;1–23, <https://doi.org/10.1007/s11119-016-9495-0>

Echer, M.P. de Souza, Martins, F.R. e Pereira, E.B. A importância dos dados de cobertura de nuvens e de sua variabilidade: metodologias para aquisição de dados. *Revista Brasileira de Ensino de Física* 2006, 28, 341-352. ISSN 1806-9126.

Emerson, R.; Lewis, C.M. The Dependence of the Quantum Yield of Chlorella Photosynthesis on Wave Length of Light. *Am. J. Bot.* 1943, 30, 165–178, <https://doi.org/10.1002/j.1537-2197.1943.tb14744.x>

Fazuoli, L. C.; Carvalho, C. H. S.; Carvalho, G. R.; Filho, O. G.; Pereira, A. A.; Bartholo, G. F.; Moura, W. M.; Silvarolla, M. B.; Braghini, M. T. Cultivares de Café Arábica de Porte Alto. CARVALHO, C.H.S. Cultivares de café: origem, características e recomendações. Brasília: Embrapa, 2008, 227-252.

Freitas, R. A. S. M.; Caracterização espectral de cultivares de cafeeiros e monitoramento de parâmetros fitotécnicos após poda a partir de imagens multiespectrais. 2020, página 9-76. Dissertação (Mestrado em Agricultura e Informações Geoespaciais) – Universidade Federal de Uberlândia, Campus Monte Carmelo, Minas Gerais, Brasil. doi: <http://orcid.org/0000-0002-4986-2803>

Garçon, C. L. P.; Zambolim, L.; Vale, F. X. R.; Mizubuti, E. S. G.; Altmann, T.; Paiva, S. B. Modelo de previsão da ferrugem (*Hemileia vastatrix* Berk. & Br.) do cafeeiro (*Coffea arabica* L.). In: I Simpósio de Pesquisa dos cafés do Brasil, 1., 2000, Resumos Expandidos. 230-234, doi: 10.1590/0100-5405/187216rg/10.1590/0100-5405/187216

Gitelson, Y.J. Kaufman, M.N. Merzlyak Use of a green channel in remote sensing of global vegetation from EOS-MODIS *Remote Sensing of Environment*, 58 (1996), pp. 289-298

Hunt, E.R.J.; Hively, W.D.; Fujikawa, S.; Linden, D.; Daughtry, C.S.; McCarty, G. Acquisition of nir-green-blue digital photographs from unmanned aircraft for crop monitoring. *Remote Sens* 2010, 2, 290–305. doi: <https://doi.org/10.3390/rs2010290>

Jacquemoud, S. Inversion of the PROSPECT + SAIL canopy reflectance model from AVIRIS equivalent spectra: Theoretical study. *Remote Sensing of Environment*, v. 44, n. 2-3, p. 281-292, Jun 1993. doi: 10.1016/0034-4257(93)90022-P.

Jensen, J.R. Sensoriamento Remoto do Ambiente: Uma Perspectiva em Recursos Terrestres; Parêntese: São José dos Campos, Brasil, 2011.

Jiang, J.; Comar, A.; Burger, P.; Bancal, P.; Weiss, M.; Baret, F. Estimation of leaf traits from reflectance measurements: Comparison between methods based on vegetation indices and several versions of the PROSPECT model. *Plant Methods* 2018, 14,1-16, doi: <https://doi.org/10.1186/s13007-018-0291-x>.

Jorge, L. A. C.; Inamasu, R. Y. Detecção do greening dos citrus por imagens multiespectrais. In: Bernardi, A. C. C. et al. (org.). Agricultura de precisão: resultados de um novo olhar. Embrapa 2014. 180-190.

Motisi, N.; Bommel, P.; Leclerc, G.; Robin, M.; Aubertot, J.; Butron, A.; Treminio, E.; Avelino, J. Improved forecasting of coffee leaf rust by qualitative modeling: design and expert validation of the ExpeRoya model. *Agricultural Systems* 2021,197,103-129, doi: 10.1016/j.agsy.2021.103352.

Moraes, S.A. de. A ferrugem do cafeeiro: importância, condições predisponentes, evolução e situação no Brasil. Instituto Agrônômico 1983, 50p.

Hall, F. G.; Strebel, D. E.; Nickeson, J. E.; Goetz, S. J. Radiometric rectification: toward a common radiometric response among multirate, multisensor images. *Remote Sensing of Environment* 1991, 11- 27, doi: 10.1016/0034-4257(91)90062-B.

Y. Lan, Z. Huang, X. Deng, Z. Zhu, H. Huang, Z. Zheng, B. Lian, G. Zeng, Z. Tong Comparison of machine learning methods for citrus greening detection on UAV multispectral images. *Computers and Electronics in Agriculture* 2020, 171,105-234, 10.1016/j.compag.2020.105234

Santos, L. M, Ferraz, G.A.F.; Santana L. S., Barbosa, B. D.S.; Xavier, L.A.G.; Andrade, M.T. Índice de vegetação (ExGR) aplicado a imagens rgb obtidas por UAV para detecção de doença em cafeeiros. X Simpósio de Pesquisa dos Cafês do Brasil, 2019, ISSN: 1984-9249.

Pires, M. S.O.; Alves, M. C.; Pozza, E. A. Multispectral radiometric characterization of coffee rust epidemic in different irrigation management systems *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 2020, 10.1016/j.jag.2019.102016

Saleem, M.H.; Potgieter, J.; Arif, K.M. Plant Disease Detection and Classification by Deep Learning. *Plants* 2019, 8, 468, doi:10.3390/plants8110468

Zambolim, L.; Chaves, M.C. Efeito de baixas temperaturas e do binômio temperatura-umidade relativa sobre a viabilidade dos esporos de *Hemileia vastatrix* Berk. et Br. e *Uromyces phaseolitypica* arth. *Experientiae* 1974,17, 151–184.

Shein, R.D.; Rotem, J. Temperature and humidity effects on uredospore viability. *Mycologia* 1965, 57, 397-403, doi: 10.1080/00275514.1965.12018222.

Schaepman-Strub, G.; Schaepman, M. E.; Painter, T. H.; Dangel, S., Martonchik, J. V. Reflectance quantities in optical remote sensing – definitions and case studies. *Remote Sensing of Environment* 2006, 103, 27-42, doi: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2006.03.002>.

Katsuhama, N.; Imai, M.; Naruse, N.; Takahashi, Y. Discrimination of areas infected with coffee leaf rust using a vegetation index. *Remote Sens. Lett.* 2018, 9, 1186–1194, doi: 10.1080/2150704X.2018.1519269

Khanna, R.; Sa, I.; Nieto, J.; Siegwart, R. On field radiometric calibration for multispectral cameras. *Proceedings - IEEE International Conference on Robotics and Automation* 2017, 6503–6509, doi: 10.1109/ICRA.2017.7989768.

Lichtenthaler, H. K.; Wellburn, A. R. Determinations of total carotenoids and chlorophylls a and b of leaf extracts in different solvents. *Biochemical Society Transactions* 1983, 11, 591–592, doi: <https://doi.org/10.1042/bst0110591>.

Martins, G. D. Caracterização espectral e espacial de áreas infestadas por nematoides e *Migdolus fryanus* em cultura canavieira. 115 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Ciências Cartográfica, Unesp, Presidente Prudente, 2013. 320p

Moreira, M.A. Fundamentos do sensoriamento remoto e metodologias de aplicação 3.ed. Viçosa, MG: Universidade Federal de Viçosa, 2005. 320p

Pettai, H.; Oja, V.; Freiberg, A.; Laisk, A. Photosynthetic activity of far-red light in green plants. *Biochim. Biophys. Acta (BBA)-Bioenerg.* 2005, 1708, 311–321, doi: 10.1016/j.bbabi.2005.05.005

Perroca, M.G.; Gaidzinski, R.R. Avaliando a confiabilidade interavaliadores de um instrumento para classificação de pacientes: coeficiente Kappa. *Revista da Escola de Enfermagem da USP* 2003, 37, n. 1, 72-80, <https://doi.org/10.1590/S0080-62342003000100009>.

Ponzoni, F. J.; Shimabukuro, Y. E.; Kuplich, T. M. *Sensoriamento Remoto da Vegetação*. 2. ed. São Paulo: Oficina de Textos, 2012. v. 1, 176p (Ponzoni et al., 2012)

Rouse, J.W.; Hass, R.H.; Schell, J.A.; Deering, D.W. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. *Proceedings of the Third ERTS Symposium*, Washington, DC, USA, 10–14 December 1973; pp. 309–317.

SOARES, R. R. da S. *Estudo de propriedades da Clorofila a e da Feofitina a visando a Terapia Fotodinâmica*. Universidade Estadual de Maringá - [S.l.]. 2006.

Van der Vossen, H.; Bertrand, B.; Charrier, A. Next generation variety development for sustainable production of arabica coffee (*Coffea arabica* L.): a review. *Euphytica* 2015, 204, 243–256, doi: 10.1007/s10681-015-1398-

Velásquez, D.; Sánchez, A.; Sarmiento, S.; Toro, M.; Maiza, M.; Sierra, B. A Method for Detecting Coffee Leaf Rust through Wireless Sensor Networks, Remote Sensing, and Deep Learning: Case Study of the Caturra Variety in Colombia. *Appl. Sci.* 2020, 10, 697. <https://doi.org/10.3390/app10020697>.

Zarate-Valdez, J.L.; Whiting, M.L.; Lampinen, B.D.; Metcalf, S.; Ustin, S.; Brown, P.H. Prediction of leaf area index in almonds by vegetation indexes. *Comp. Electr. Agric.* 2012, 85, 24–32, <https://doi.org/10.1016/j.compag.2012.03.009>.