



UNESP – UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
CAMPUS DE PRESIDENTE PRUDENTE
FACULDADE DE CIÊNCIAS E TECNOLOGIA
PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS CARTOGRÁFICAS

VINICIUS SILVA WERNECK ORLANDO



DETECÇÃO DOS SINTOMAS DE INFESTAÇÃO DO BICHO-MINEIRO DO
CAFEEIRO (*Leucoptera coffeella*) POR MEIO DE SENSORIAMENTO
REMOTO EM MULTIPLAS ESCALAS

Presidente Prudente/SP
2025



UNESP – UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
CAMPUS DE PRESIDENTE PRUDENTE
FACULDADE DE CIÊNCIAS E TECNOLOGIA
PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS CARTOGRÁFICAS

VINICIUS SILVA WERNECK ORLANDO

**DETECÇÃO DOS SINTOMAS DE INFESTAÇÃO DO BICHO-MINEIRO DO
CAFEEIRO (*Leucoptera coffeella*) POR MEIO DE SENSORIAMENTO
REMOTO EM MULTIPLAS ESCALAS**

Tese de Doutorado apresentada ao Programa de
Pós-Graduação em Ciências Cartográficas da
Faculdade de Ciências e Tecnologia,
Universidade Estadual Paulista campus de
Presidente Prudente.

Orientadora: Prof.^a Dra. Maria de Lourdes
Bueno Trindade Galo
Coorientadores: Prof. Dr. George Deroco
Martins e Prof. Dr. Bruno Sérgio Vieira

**Presidente Prudente/SP
2025**

Ficha catalográfica elaborada pela Seção Técnica de Aquisição e Tratamento da Informação - Diretoria Técnica de Biblioteca e Documentação - Unesp, Campus de Presidente Prudente

O79d Orlando, Vinicius Silva Werneck.
Detecção dos sintomas de infestação do bicho-mineiro do cafeeiro (*Leucoptera coffeella*) por meio de sensoriamento remoto em múltiplas escalas / Vinicius Silva Werneck Orlando. - 2025
122 f. : il.

Orientadora: Maria de Lourdes Bueno Trindade Galo
Coorientadores: George Deroco Martins, Bruno Sérgio Vieira
Tese (doutorado) - Universidade Estadual Paulista (UNESP), Faculdade de Ciências e Tecnologia, Presidente Prudente, 2025
Inclui bibliografia

1. Análise espectral. 2. Detecção de pragas. 3. Agricultura de precisão. I. Galo, Maria de Lourdes Bueno Trindade. II. Martins, George Deroco. III. Vieira, Bruno Sérgio. IV. Universidade Estadual Paulista (UNESP), Faculdade de Ciências e Tecnologia, Presidente Prudente. V. Título.

Alessandra Kuba Oshiro Assunção
CRB-8/9013

IMPACTO POTENCIAL DESTA PESQUISA

Esta pesquisa apresenta métodos para detecção do bicho-mineiro no cafeeiro em diferentes escalas, utilizando sensoriamento remoto. A abordagem permite identificar níveis de infestação pela caracterização espectral de folhas, dosséis e talhões, estabelecendo bases para o monitoramento fitossanitário remoto no âmbito do manejo integrado de pragas.

POTENTIAL IMPACT OF THIS RESEARCH

This research uses remote sensing to present methods for detecting coffee leaf miner in coffee plants at different scales. The approach allows identifying infestation levels through spectral characterization of leaves, canopies, and plots, establishing foundations for remote phytosanitary monitoring within integrated pest management.



UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA

Câmpus de Presidente Prudente

CERTIFICADO DE APROVAÇÃO

TÍTULO DA TESE: DETECÇÃO DOS SINTOMAS DE INFESTAÇÃO DO BICHO-MINEIRO DO CAFEEIRO
(*Leucoptera coffeella*) POR MEIO DE SENSORIAMENTO REMOTO EM MÚLTIPLAS
ESCALAS

AUTOR: VINICIUS SILVA WERNECK ORLANDO

ORIENTADORA: MARIA DE LOURDES BUENO TRINDADE GALO

COORIENTADOR: GEORGE DEROCO MARTINS

COORIENTADOR: BRUNO SÉRGIO VIEIRA

Aprovado como parte das exigências para obtenção do Título de Doutor em Ciências Cartográficas,
área: Aquisição, Análise e Representação de Informações Espaciais pela Comissão Examinadora:

Profa. Dra. MARIA DE LOURDES BUENO TRINDADE GALO (Participação Presencial)
Departamento de Cartografia / Faculdade de Ciências e Tecnologia de Presidente Prudente - FCT/Unesp

Profa. Dra. FERNANDA SAYURI YOSHINO WATANABE (Participação Presencial)
Departamento de Cartografia / Universidade Estadual Paulista "Júlio de Mesquita Filho" - Faculdade de Ciências
e Tecnologia

Prof. Dr. NILTON NOBUHIRO IMAI (Participação Presencial)
Departamento de Cartografia / Universidade Estadual Paulista "Júlio de Mesquita Filho" - Faculdade de Ciências
e Tecnologia

VIDEOCONFERÊNCIA

Profª. Dra. VANESSA ANDALÓ MENDES DE CARVALHO (Participação Virtual)
Instituto de Ciências Agrárias - ICIAG / Universidade Federal de Uberlândia - UFMG



UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA

Câmpus de Presidente Prudente

CERTIFICADO DE APROVAÇÃO

VIDEOCONFERÊNCIA

Prof. Dr. DAVID LUCIANO ROSALEN (Participação Virtual)
Departamento de Engenharia e Ciências Exatas / FCAV/UNESP - Campus de Jaboticabal

Presidente Prudente, 28 de abril de 2025

AGRADECIMENTOS

Gostaria de agradecer a Faculdade de Ciências e Tecnologia da Universidade Estadual Paulista (FCT-UNESP) e ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Cartográficas (PPGCC) por fornecer os recursos e a infraestrutura necessários para a realização desta pesquisa. Este estudo foi financiado por:

- O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001. A CAPES também financiou meus estudos de doutorado (Processo número 88887.817758/2023-00) e doutorado sanduíche (Processo número 88887.802737/2023-00), no âmbito do Programa CAPES-PrInt (“Da Agricultura de Precisão à Agricultura Prescritiva: inserção da UNESP no contexto da Agricultura Digital e Bioeconomia”), que apoiou meu intercâmbio no Politécnico de Torino (PoliTo), em Torino, Itália.
- O presente trabalho foi realizado com apoio da Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo (FAPESP), Brasil. Processo nº 2021/06029-7, por financiar o Projeto Temático “Sensoriamento remoto de alta resolução para agricultura digital”, que apoiou as medições de campo e a participação em eventos.
- Fundação ISPRS (TIF) por apoiar minha participação no Simpósio TC III da ISPRS (Belém, Brasil) por meio de bolsas de viagem.

Sou grato à Universidade Federal de Uberlândia – Campus Monte Carmelo (UFU) pela disponibilização da área de estudos. Em relação ao apoio recebido em campo, gostaria de agradecer aos pesquisadores parceiros da Inspectral pela colaboração no levantamento aerofotogramétrico. Também sou grato aos alunos e professores do grupo de pesquisa em Fotogrametria e Sensoriamento Remoto da FCT-UNESP, que me ofereceram suporte técnico de alto nível durante os levantamentos de campo. Quero estender minha gratidão a todos os meus amigos do PPGCC. Nossas discussões e trocas de experiências foram fundamentais e me levaram, literalmente, ao outro lado do mundo.

Sou especialmente grato à minha orientadora, Prof.^a Dr.^a Maria de Lourdes Bueno Trindade Galo, cuja orientação e apoio foram essenciais ao longo da minha jornada acadêmica. Sua experiência foi crucial para o desenvolvimento desta tese e meu crescimento como

pesquisador. Agradeço também aos meus coorientadores, Prof. Dr. George Deroco Martins e Prof. Dr. Bruno Sérgio Vieira, que ofereceram suporte e viabilizaram os levantamentos de campo. Além disso, gostaria de agradecer a Prof.^a Dr.^a Gleice Aparecida de Assis e a Prof.^a Dr.^a Vanessa Andaló Mendes de Carvalho pela paciência e conhecimentos transmitidos, que foram fundamentais para a realização desta tese.

Agradeço ao meu orientador do intercâmbio, Prof. Dr. Andrea Maria Língua, que durante a minha visita ao PoliTo me recebeu no seu grupo de estudos e compartilhou experiências e conhecimento. Estendo o meu agradecimento a todos os pesquisadores do politécnico que, durante o meu intercâmbio, contribuíram para o desenvolvimento desta pesquisa. Como resultado desta parceria, publicamos trabalhos em conjunto, e sou grato pelo suporte financeiro dado pela instituição italiana. Além disto, a recepção e apoio durante meu intercâmbio foram inesquecíveis. Esta experiência internacional não apenas enriqueceu minha pesquisa, mas também me proporcionou uma rede de amigos.

Por fim, agradeço ao meu pai e a minha mãe pelo apoio incondicional ao longo de todos esses anos de estudos. Não tenho dúvidas de que meu doutorado é consequência dos vários anos que eles dedicaram à minha educação.

Obrigado (*Grazie mille*)!

RESUMO

O bicho-mineiro do cafeeiro (BMC), *Leucoptera coffeella* (Guérin-Méneville) (Lepidoptera: Lyonetiidae), é uma das principais pragas que afetam a cafeicultura brasileira, causando injúrias significativas às folhas do cafeeiro, reduzindo a área fotossintética, causando desfolha acentuada e comprometendo a produtividade. Sua detecção e monitoramento convencionais são trabalhosos e limitados a pequenas áreas e poucas plantas, dificultando o manejo integrado em larga escala. Métodos baseados em sensoriamento remoto multiescala apresentam potencial para identificação dos diferentes níveis de infestação, mas requerem investigação sobre as relações entre dados espectrais e a presença da praga. Esta pesquisa investigou o potencial do sensoriamento remoto multiescala para detecção do BMC, analisando dados em três níveis de observação: orbital, dossel e foliar, utilizando dados hiperespectrais e multiespectrais para caracterizar a resposta espectral da infestação. No monitoramento orbital, utilizando imagens dos sensores Planet e Sentinel-2A, observou-se que os padrões de NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*) responderam predominantemente aos fatores climatológicos e ao ciclo fenológico da cultura, sobrepondo-se aos efeitos da infestação. Na escala de dossel, as regiões de 595-605 nm e próximas a 700 nm (*red edge*) foram identificadas como as mais relevantes, com alta correlação entre sensores hiperespectrais e multiespectrais ($R^2 > 0,93$). O modelo SVR-Linear aplicado aos dados hiperespectrais apresentou o melhor desempenho ($p = 0,038$), embora com limitações na precisão das estimativas ($RMSE = 5,490$) do número médio de minas por planta. Em nível foliar, identificou-se que a região espectral em torno de 700 nm é a mais sensível para discriminar diferentes níveis de infestação, com diferenças espectrais significativas ($p < 0,05$) entre folhas sadias e sintomáticas. Os resultados demonstram que o sensoriamento remoto multiescala oferece potencial para o monitoramento do BMC, especialmente em nível foliar e de dossel, onde as alterações espectrais foram mais evidentes. A integração de diferentes escalas de observação proporciona um entendimento mais completo da resposta espectral desta praga, desde padrões de infestação em escala orbital até alterações biofísicas em nível foliar. Assim, esta abordagem representa um avanço como base para detecção do BMC, estabelecendo fundamentos para o desenvolvimento futuro de métodos mais eficientes de monitoramento fitossanitário dessa praga do cafeeiro.

Palavras-chave: Análise espectral; Detecção de pragas; Agricultura de precisão.

ABSTRACT

The coffee leaf miner (CLM), *Leucoptera coffeella* (Guérin-Méneville) (Lepidoptera: Lyonetiidae), is one of the main pests affecting Brazilian coffee production, causing significant injuries to coffee leaves, reducing photosynthetic area, causing severe defoliation, and compromising productivity. Its conventional detection and monitoring are laborious and limited to small areas and few plants, hindering integrated management on a large scale. Methods based on multiscale remote sensing show potential for identifying different infestation levels but require investigation into the relationships between spectral data and pest presence. This research investigated the potential of multiscale remote sensing for CLM detection, analyzing data at three observation levels: orbital, canopy, and leaf, using hyperspectral and multispectral data to characterize the spectral response to infestation. In orbital monitoring, images from Planet and Sentinel-2A sensors showed that NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) patterns responded predominantly to climatological factors and the crop's phenological cycle, overshadowing infestation effects. At the canopy scale, the regions of 595-605 nm and near 700 nm (red edge) were identified as most relevant, with high correlation between hyperspectral and multispectral sensors ($R^2 > 0.93$). The SVR-Linear model applied to hyperspectral data showed the best performance ($p = 0.038$), although with limitations in estimation accuracy (RMSE=5.490) of the average number of mines per plant. At the leaf level, the spectral region around 700 nm was identified as most sensitive for discriminating different infestation levels, with significant spectral differences ($p < 0.05$) between healthy and symptomatic leaves. The results demonstrate that multiscale remote sensing offers potential for CLM monitoring, especially at leaf and canopy levels, where spectral changes were most evident. The integration of different observation scales provides a more complete understanding of this pest's spectral response, from infestation patterns at the orbital scale to biophysical changes at leaf level. Thus, this approach represents an advancement as a basis for CLM detection, establishing foundations for the future development of more efficient phytosanitary monitoring methods for this coffee pest.

Keywords: Spectral analysis; Pest detection; Precision agriculture.

Lista de Figuras

Figura 1 - Arquitetura da parte aérea de uma planta de <i>Coffea arabica</i> , com destaque para o ramo principal (ortotrópico) e os ramos laterais ou horizontais (plagiotrópicos).	21
Figura 2 - Fenologia do cafeeiro durante os 12 meses do ano.	22
Figura 3 - Em (A) é apresentado o bicho-mineiro em estágio larval observado no interior da injúria característica. Em (B) planta apresentando folhas com minas causadas pelo BMC....	24
Figura 4 - Flutuação populacional do BMC durante o ano na região do Triângulo Mineiro, com a ocorrência dos picos populacionais de abril/maio e setembro/outubro. Adaptado de Souza <i>et al.</i> (1998).....	25
Figura 5 – Diferentes intensidades da clorose foliar em função da redução dos níveis de auxina e aumento da síntese de etileno.....	26
Figura 6 - Assinatura espectral característica de uma folha sadia de <i>Coffea arabica</i> , evidenciando os padrões de reflectância nas regiões do visível (410-700 nm) e do infravermelho (700-1.000 nm). Adaptado de Martins (2016).	28
Figura 7 - Área de estudo indicando os talhões de cafeeiros avaliados em condições de produção comercial. Os talhões foram demarcados em imagem do Google Earth.	33
Figura 8 - Localização da área de estudo controlada e distribuição espacial das 93 plantas nos talhões avaliados. No talhão 1 (esquerda), todas as 53 plantas foram monitoradas, enquanto no talhão 2 (direita), foram selecionadas 40 plantas da mesma cultivar presente no talhão 1 para avaliação comparativa.	34
Figura 9 – Especificação das condições de aquisição de dados multiescala e as respectivas classes em cada nível de detalhamento.....	35
Figura 10 - Fluxograma das atividades para o desenvolvimento do experimento na área de produção comercial.....	36
Figura 11 - Condições meteorológicas do município de Monte Carmelo, mostrando as variações mensais na pluviosidade (barras) e temperatura (linhas) para os diferentes estádios fenológicos do cafeeiro, no período de 2020 a 2022.	41
Figura 12 - Sequências temporais de imagens NDVI dos talhões 2 e 5, obtidas a partir dos dados Planet (A e C) e Sentinel 2 (B e D). A escala de cores à direita das imagens representa variações do NDVI, dos menores valores (vermelho) aos maiores valores (verde).....	42
Figura 13 - Comportamento temporal do NDVI em cafeeiro obtido por sensores Planet e Sentinel-2.....	43
Figura 14 - Variação temporal do NDVI obtido por imagens Planet nos talhões de estudo, relacionando as fases fenológicas da cultura com os níveis de infestação do BMC.	44
Figura 15 - Variação temporal do NDVI obtido por imagens Sentinel-2A nos talhões de estudo, relacionando as fases fenológicas da cultura com os níveis de infestação do BMC....	45
Figura 16 – Comparação da dinâmica temporal do NDVI entre os dois sensores durante o período de junho a agosto de 2021 em talhões com diferentes níveis de infestação do BMC.	46
Figura 17 - Fluxograma do delineamento metodológico da análise hiperespectral e multiespectral das áreas infestadas por BMC em nível de dossel.	50

Figura 18 - Distribuição espacial das plantas avaliadas nos talhões experimentais.....	51
Figura 19 - (A) Aquisição dos dados hiperespectrais de um dossel de cafeeiro (B) o IFOV utilizado.	52
Figura 20 – Estratégia para coleta de dados multiespectrais aéreos. Em (A) a câmera <i>Agrowing</i> com seis cabeças de lentes ópticas, em (B) o veículo aéreo não tripulado, e em (C) os alvos das cores branco, cinza e preto, fixados em campo para realização da calibração por linha empírica.	53
Figura 21 - Estrutura da arquitetura de aprendizado de máquina utilizada para estimativa do número de minas de BMC.	56
Figura 22 - Distribuição do número médio de minas por planta avaliada nas duas parcelas. (A) As barras em rosa representam o número médio de minas do talhão 1, enquanto as barras em azul claro representam o talhão 2. A coloração escura no centro mostra a sobreposição dos histogramas de ambas as áreas. (B) Gráfico de dispersão do número de minas em função do identificador da planta de cafeeiro.....	60
Figura 23 - Dosséis do talhão 1 apresentados em vermelho e do talhão 2 em azul: (A) Espectros individuais dos dosséis do talhão 1 (vermelho) e talhão 2 (azul); (B) Espectros médios dos talhões e casos extremos de infestação, onde a linha contínua vermelha representa o dossel com máxima infestação (40 minas) e a linha contínua azul representa o dossel com mínima infestação (2 minas).	61
Figura 24 – Resultado da análise derivativa dos espectros médios dos Talhões 1 (vermelho) e 2 (azul) com detalhes das regiões espectrais mais discriminantes. Primeira derivada ao longo de todo o espectro (400-1000 nm) (A); espectro na região do <i>red edge</i> (690-710 nm) (B); região espectral do infravermelho próximo (725-755 nm) (C).	62
Figura 25 – Reflectância de superfície dos dosséis nas bandas do sensor multiespectral, expressas pelos comprimentos de onda centrais das bandas definidas no intervalo de 405 a 850 nm para o talhão 1 (A) e talhão 2 (B).	63
Figura 26 - Coeficientes de determinação (R^2) obtidos na análise de correspondência espectral entre dados hiperespectrais simulados e dados multiespectrais para cada dossel amostrado no talhão 1 (A) e talhão 2 (B).	64
Figura 27 - Importância da Feature (<i>Permutation Feature Importance</i>) para diferentes comprimentos de onda no modelo SVR-Linear para o cenário do talhão 2.....	66
Figura 28 - Fluxograma metodológico para caracterização espectral e identificação das melhores regiões espectrais para discriminação de diferentes níveis de infestação do BMC em escala foliar.....	74
Figura 29 - Avaliação de folhas saudáveis e sintomáticas:(A) folha saudável com orientação para o Sul e (B) folha sintomática com orientação para o Sul.	75
Figura 30 – Esquema da aquisição de dados hiperespectrais em condições de campo. (A) Medidas sobre a placa de referência Spectralon. (B) Folha de cafeeiro com sintomas de BMC.	76
Figura 31 - Resultados da classificação das folhas com sintomas de BMC utilizando o AFSOft. (A) Representação visual e distribuição percentual correspondente das áreas minadas,	

amareladas/cloróticas e verdes/sadias em uma folha sintomática. (B) Demonstra a capacidade de detectar regiões amareladas adjacentes às áreas minadas, mesmo em folhas com níveis mais baixos de sintoma. (C) Gráfico de barras resumindo a distribuição percentual das áreas minadas, amareladas/cloróticas e verdes/sadias em todas as folhas sintomáticas avaliadas.... 79

Figura 32 - Seleção do melhor valor de K: (A) O método do cotovelo indicando que além de três grupos não há redução significativa no RMSE e (B) Índice Silhouette determinando o maior valor para três grupos. 79

Figura 33 - Distribuição das Folhas Sintomáticas e sua Distância dos Centroides dos Grupos: (A) Grupo 1, com infestação mínima, composto por 33 folhas; (B) Grupo 2, com infestação moderada, composto por 28 folhas; e (C) Grupo 3, com infestação severa, composto por 19 folhas. Em (D) exemplos de folhas de cada agrupamento avaliado, ilustrando os diferentes níveis de infestação..... 81

Figura 34 - Folhas saudáveis apresentadas em verde e folhas sintomáticas em cinza: (A) Todos os espectros das folhas saudáveis e sintomáticas (B) Espectro médio das folhas saudáveis e sintomáticas. 82

Figura 35 - Representação dos espectros: níveis de sintomas em linhas sólidas; espectros médios das folhas saudáveis e sintomáticas em linhas pontilhadas. 82

Figura 36 - Análise utilizando as diferenças absolutas entre a média das folhas saudáveis e a média das folhas (A) minimamente, (B) moderadamente e (C) severamente infestadas. 84

Lista de Tabelas

Tabela 1 - Configuração espectral das bandas do sensor PSB.SD e comprimento de onda central das bandas do instrumento MSI e respectiva interoperabilidade.....	38
Tabela 2 - Desvios padrão do NDVI por talhão e sensor.	47
Tabela 3 - Métricas estatísticas utilizadas para avaliação dos modelos de estimativa do número de minas de BMC.	58
Tabela 4 - Desempenho dos algoritmos baseados em aprendizado de máquina para os diferentes cenários para o conjunto de dados hiperespectrais e multiespectrais.	65
Tabela 5 - Resultados do agrupamento <i>k-means</i> em três grupos. Grupo 1 com infestação mínima, Grupo 2 com infestação moderada e Grupo 3 com infestação severa.....	80
Tabela 6 - Teste ANOVA utilizando a média das folhas saudáveis como referência do Grupo.	83

Lista de Quadros

Quadro 1 - Caracterização dos níveis de infestações por BMC dos talhões avaliados em campo	37
Quadro 2 - Número de minas dos dosséis avaliados por planta nos talhões da área experimental controlada. A diferença de cores das células busca evidenciar os cafeeiros com maior número de minas (vermelho) daqueles menos minas (verde).	59

Sumário

CAPÍTULO 1: INTRODUÇÃO	17
1.1 Contexto da Pesquisa.....	17
1.2 Hipótese	19
1.3 Objetivos.....	19
CAPÍTULO 2: REFERENCIAL TEÓRICO	20
2.1 Cafeeiro	20
2.2 Bicho-Mineiro do Cafeeiro (BMC)	23
2.2.1 Caracterização da Praga e Aspectos que Influenciam sua Ocorrência.....	23
2.2.2 Caracterização do Sintoma Resposta na Planta.....	25
2.2.3 Monitoramento e Controle do BMC	27
2.3 Sensoriamento Remoto na Detecção de Estresses em Cafeeiros	28
2.4 Índices de Vegetação	30
CAPÍTULO 3: ÁREA DE ESTUDO	32
3.1 Caracterização Agronômica da Área de Produção Comercial	32
3.2 Caracterização Agronômica da Área Experimental Controlada.....	33
3.3 Concepção da Abordagem Multiescala da Pesquisa	35
CAPÍTULO 4: ANÁLISE TEMPORAL DE TALHÕES INFESTADOS POR BMC EM NÍVEL ORBITAL	36
4.1 Metodologia.....	36
4.1.1 Monitoramento em Campo do Nível de Infestação dos Talhões	37
4.1.2 Aquisição de Dados Meteorológicos da Área de Produção Comercial	38
4.1.3 Obtenção e Pré-processamento das Imagens Multiespectrais Orbitais.....	38
4.1.4 Análise Temporal dos Padrões de Infestação.....	40
4.2 Resultados.....	40
4.3 Discussão	47
4.4 Conclusão	49
CAPÍTULO 5: ANÁLISE DA INFESTAÇÃO DE BMC NO NÍVEL DE DOSSEL	50
5.1 Metodologia.....	50
5.1.1 Caracterização Agronômica dos Dosséis Infestados pelo BMC.....	51
5.1.2 Aquisição e Pré-processamento de Dados Hiperespectrais.....	51
5.1.3 Análise dos Dados Hiperespectrais	52
5.1.4 Aquisição de Imagens Multiespectrais Aéreas.....	53
5.1.5 Pré-processamento das Imagens Multiespectrais	54
5.1.6 Avaliação da Correspondência Espectral entre Medições Terrestres e Aéreas	55

5.1.7 Estimativa do Número de Minas de BMC por Planta.....	56
5.2 Resultados.....	58
5.2.1 Caracterização do Número Médio de Minas dos Dosséis.....	58
5.2.2 Caracterização Hiperespectral de Dosséis.....	61
5.2.3 Caracterização Multiespectral de Dosséis e Talhões	62
5.2.4 Análise da Correspondência Espectral entre Medições Terrestres e Aéreas	63
5.2.5 Modelos para Estimativa do Número de Minas de BMC por Planta.....	64
5.3 Discussão.....	66
5.3.1 Caracterização Espectral dos Talhões	66
5.3.2 Correspondência Espectral entre Medições Terrestres e Aéreas	68
5.3.3 Modelagem do Número Médio de Minas por Planta	69
5.3.4 Regiões Espectrais Relevantes para Detecção do BMC ao Nível Aéreo.....	70
5.4 Conclusão	71
CAPÍTULO 6: ANÁLISE ESPECTRAL DO BMC EM NÍVEL FOLIAR.....	73
6.1 Metodologia.....	73
6.1.1 Avaliação Experimental de Folhas Infestadas pelo BMC.....	74
6.1.2 Aquisição e Pré-Processamento das Medidas Espectrais da Folha.....	75
6.1.3 Determinação do Nível Percentual de Dano nas Folhas	76
6.1.4 Agrupamento de Níveis de Infestação por <i>K-means</i>	77
6.1.5 Análise e Validação Entre Grupos de Folhas Sintomáticas e Saudáveis	78
6.2 Resultados.....	78
6.2.1 Determinação do Nível de Dano nas Folhas	78
6.2.2 Caracterização Espectral de Folhas Saudáveis e Sintomáticas	81
6.2.3 Comparação do FRHC Médio de Folhas Sintomáticas e Saudáveis.....	83
6.3 Discussão	84
6.4 Conclusão	86
CAPÍTULO 7: CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES	88
7.1 Conclusões.....	88
7.2 Recomendações e Perspectivas Futuras	89
REFERÊNCIAS	91
APÊNDICE I – Evolução temporal do NDVI nas imagens Planet para cada um dos 5 talhões avaliados na área de produção comercial	97
APÊNDICE II – Evolução temporal do NDVI nas imagens Sentinel-2A para cada um dos 5 talhões avaliados na área de produção comercial.....	102
APÊNDICE III – Hiperparâmetros otimizados dos modelos com melhor desempenho para cada cenário	107

APÊNDICE IV – Resultado da classificação das folhas no software AFSOft	108
DADOS CURRICULARES	122

CAPÍTULO 1: INTRODUÇÃO

1.1 Contexto da Pesquisa

A agricultura é uma das principais atividades econômicas nacionais devido a sua grande participação no Produto Interno Bruto (PIB) brasileiro. O Brasil é o segundo maior consumidor de café e ocupa o primeiro lugar como maior produtor e exportador mundial do produto. Em 2020, ano de maior produção já registrado, foram produzidas 63,08 milhões de sacas de café arábica e conilon (CONAB, 2022).

Entre os diversos fatores que limitam o potencial produtivo do cafeeiro, o bicho-mineiro do cafeeiro (BMC), *Leucoptera coffeella* (Guérin-Méneville) (Lepidoptera: Lyonetiidae), destaca-se como uma das principais pragas da parte aérea (Pantoja-gomez *et al.*, 2019). Este inseto, cujo ciclo biológico varia entre 19 e 87 dias, dependendo das condições ambientais, tem causado perdas de produtividade entre 40% e 80% em importantes regiões produtoras de Minas Gerais, São Paulo e Espírito Santo. Em condições favoráveis, caracterizadas por altas temperaturas, baixa umidade relativa e ausência de precipitação, seu desenvolvimento é acelerado, completando-se em menos de três semanas (Souza *et al.*, 1998).

Tradicionalmente, o monitoramento do BMC é realizado por meio da inspeção de folhas coletadas aleatoriamente no terço mediano a superior das plantas, avaliando as injúrias (minas nas folhas) e produzindo gráficos de flutuação populacional que indicam a intensidade de infestação e o período adequado para aplicação de produtos fitossanitários (Souza *et al.*, 1998). Contudo, este método apresenta limitações quanto à escala de cobertura e eficiência operacional, especialmente em áreas como as encontradas no Triângulo Mineiro e Alto Paranaíba.

A Agricultura de Precisão preconiza a maximização de esforços para prevenção dos estresses por meio do diagnóstico localizado e precoce, otimizando o rendimento da cultura (Molin; Amaral; Colaço, 2015). Neste contexto, o sensoriamento remoto emerge como uma metodologia não destrutiva, sustentável e promissora para o diagnóstico de estresses em culturas agrícolas (Formaggio; Sanches, 2017; Ali *et al.*, 2019).

A integração de dados de sensoriamento remoto em múltiplas escalas para mapear e monitorar culturas agrícolas com produtividade comprometida por estresses bióticos e abióticos tem sido amplamente investigada (Martins *et al.*, 2017; Ali *et al.*, 2015; Weiss; Jacob; Duveiller, 2020; Yang, 2020; Orlando *et al.*, 2023; Orlando *et al.*, 2024a; 2024b). Estas pesquisas estabelecem bases metodológicas que poderão viabilizar a detecção cada vez mais

precoce de estresses e intervenções localizadas e oportunas, promovendo maior sustentabilidade nos sistemas agrícolas e redução de impactos ambientais.

Sishodia, Ray e Singh (2020) apontam que diversas técnicas de sensoriamento remoto estão sendo empregadas na agricultura, como imageamento por satélites, Aeronaves Remotamente Pilotadas (ARPs) e sensores proximais, aplicadas desde o monitoramento de pragas até a avaliação do estado nutricional das plantas. No entanto, é necessário superar diversos desafios antes que o sensoriamento remoto possa ser adotado amplamente na agricultura, incluindo: a escassez de dados básicos sobre o comportamento espectral de culturas afetadas por patógenos e pragas, como é o caso do BMC; a necessidade de protocolos padronizados para aquisição de dados espectrais; e a determinação dos períodos ideais de coleta de dados considerando os estágios fenológicos da cultura que melhor expressam os sintomas do ataque da praga.

Assim, o estudo do comportamento espectral de folhas e dosséis afetados pelo BMC, ao longo do ciclo fenológico do cafeeiro, pode permitir identificar padrões espectrais específicos das plantas infestadas, visando a detecção do BMC em condições de campo. Embora a literatura apresente múltiplos esforços para mensurar e mitigar as infestações do BMC, ainda existem lacunas significativas no conhecimento sobre sua caracterização espectral em múltiplas escalas. Um desafio importante é a dificuldade enfrentada pelos produtores na coleta adequada de informações em campo, que exige um número considerável de amostras, distribuição apropriada dos pontos de amostragem e procedimentos não tendenciosos para estimar com precisão a população do inseto (Souza *et al.*, 1998; Pantoja-gomez, *et al.* 2019). Esta pesquisa, portanto, propõe-se a fornecer subsídios iniciais, como a caracterização das assinaturas espectrais distintivas entre plantas saudáveis e infestadas pelo BMC e a identificação das bandas espectrais mais sensíveis à infestação, que poderão orientar o estabelecimento de metodologias de monitoramento mais eficientes, evidenciando sua relevância e potencial de contribuição para avanços na área.

O presente estudo se alinha aos objetivos de desenvolvimento sustentável da Organização das Nações Unidas (ONU), contribuindo para o avanço da agricultura digital e sustentável. Além disso, está inserido em um contexto mais amplo da ciência nacional, tendo sido incluído no projeto Capes-Print (Da Agricultura de Precisão para a Agricultura de Prescrição: inserção da Unesp no contexto da Agricultura Digital e da Bioeconomia). Adicionalmente, o projeto está inserido no Projeto Temático da Fundação de Amparo à

Pesquisa do Estado de São Paulo (FAPESP) denominado "Sensoriamento remoto de alta resolução para agricultura digital" (Processo N. 2021/06029-7).

1.2 Hipótese

Considerando que as infestações de BMC provocam alterações fisiológicas nas plantas que modificam seu comportamento espectral, esta pesquisa propõe-se a investigar se o sensoriamento remoto em múltiplas escalas tem potencial para detectar e discriminar áreas infestadas pela praga.

1.3 Objetivos

O objetivo geral desta pesquisa é avaliar o potencial do sensoriamento remoto na detecção e monitoramento do BMC, a partir da caracterização da resposta espectral de folhas e plantas infestadas, em múltiplas escalas de observação. Os objetivos específicos são:

- Analisar o potencial do monitoramento orbital do BMC ao longo do ciclo fenológico do cafeeiro, considerando a influência de fatores ambientais e agrônômicos;
- Avaliar a relação entre dados espectrais e a manifestação dos sintomas resposta do BMC em nível de dossel, investigando a correspondência espectral entre sensores hiperespectrais e multiespectrais na detecção da praga;
- Identificar os intervalos espectrais mais sensíveis à infestação do BMC em nível foliar, para diferentes intensidades de dano.

CAPÍTULO 2: REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Cafeeiro

O cafeeiro surgiu na região Sudoeste da Etiópia e Norte do Quênia e, desde então, tem sido exportado para diversas regiões do mundo. Sua produção mundial é restrita ao chamado *Coffee Belt*, composto pelas regiões delimitadas pelos Trópicos de Câncer (23,43695° N) e de Capricórnio (23,43695° S) (Franca; Oliveira, 2019).

No Brasil, foi introduzido ainda no período colonial e utilizado como um recurso estratégico para o comércio da época. Ao final da década de 80, houve um estímulo adicional à oferta promovido pelos altos preços internos. Naquele tempo, a cafeicultura nacional contava com mais de 4 bilhões de plantas de café, dos quais mais de 1 bilhão havia sido plantado principalmente no sul de Minas Gerais e no Cerrado Mineiro, consolidando desde então a hegemonia deste estado (Rufino, 2006).

Atualmente, o café é considerado uma *commodity* alimentar importante do ponto de vista econômico por ser uma das bebidas mais consumidas no mundo, sendo que o café arábica corresponde a quase 80% da área total destinada à cafeicultura nacional. Minas Gerais concentra cerca de 70% da área ocupada com café arábica no país (CONAB, 2022). Não por acaso, a região do Triângulo Mineiro e Alto Paranaíba possui clima, relevo e principalmente altitude favorável a produção de café. Esta região, conhecida como Cerrado Mineiro, foi a primeira no Brasil a conquistar a Denominação de Origem (DO), em 2013, importante para transformação dessa *commodity* nacional em *specialty*, ou seja, cafés especiais com indicações geográficas. Assim, o café ali produzido contém maior visibilidade e valor agregado (Barbosa; Peralta; Dupim, 2023). Esta importância econômica e qualitativa justifica o aprofundamento do conhecimento sobre as espécies cultivadas e suas características fisiológicas.

No Brasil, o cultivo de café concentra-se principalmente em duas espécies: *Coffea arabica* (café arábica) e *Coffea canephora* (café robusta ou conilon). De acordo com Carvalho *et al.* (2022), o país dispõe de 176 cultivares registradas no Registro Nacional de Cultivares (RNC) do Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento, sendo 135 de *C. arabica* e 42 de *C. canephora*. Apesar desta diversidade, apenas cerca de 40 cultivares são utilizadas comercialmente em larga escala. A espécie *C. arabica*, predominante nas regiões produtoras brasileiras, apresenta uma arquitetura caracterizada pelo dimorfismo de ramos, com dois tipos distintos de crescimento: o ramo ortotrópico (principal), que cresce verticalmente e forma o

eixo central da planta, e os ramos plagiotrópicos (secundários), que se desenvolvem lateralmente a partir do ramo principal, conferindo ao cafeeiro um formato cilíndrico (Alves, 2007). Esta disposição dos ramos, como ilustrado na Figura 1, é fundamental para a formação da copa e para a produção de grãos, uma vez que os ramos plagiotrópicos são responsáveis pela produção de flores e, consequentemente, de grãos.

Em uma planta de *C. arabica* adulta, as folhas possuem dimensões de 12 a 24 cm, com formato delgado e ondulado de forma elíptica. Devido a projeção da copa, as folhas estão sempre em contato direto com a luz, onde as estruturas internas foliares como as dimensões das células, espessura dos tecidos paliçádico e lacunoso podem decrescer caso tenham um menor nível de exposição à luz solar (Alves, 2007). Além disso, os ramos plagiotrópicos, que se desenvolvem no sentido horizontal, são usualmente examinados nas avaliações do BMC por serem o local onde o inseto efetivamente ocorre, atacando as folhas. É importante ressaltar que, diferentemente do ramo ortotrópico que não possui folhas, os ramos plagiotrópicos primários que se originam dele são os responsáveis pelo desenvolvimento foliar da planta.

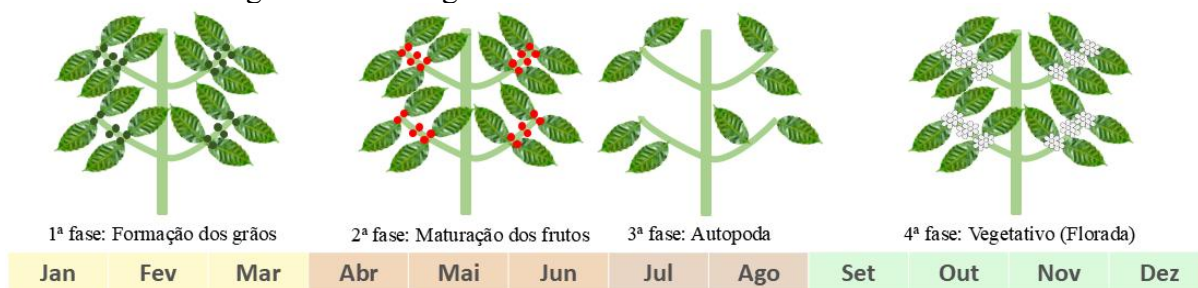
Figura 1 - Arquitetura da parte aérea de uma planta de *Coffea arabica*, com destaque para o ramo principal (ortotrópico) e os ramos laterais ou horizontais (plagiotrópicos).



Na espécie *C. arabica*, o ciclo de bienalidade é mais intenso do que na espécie *C. canephora*, considerada mais rústica. Este ciclo caracteriza-se por uma alternância de produção entre anos consecutivos, com um ano de alta produtividade seguido por outro de menor produção. O cafeeiro arábica apresenta um padrão fenológico bem definido, cujo ciclo pode ser dividido em diferentes modelos com quatro, seis, sete ou oito fases, dependendo do nível de detalhamento adotado na classificação (Camargo, 1998; Camargo; Camargo, 2001).

Para facilitar a compreensão da fenologia do cafeeiro a partir de dados de sensoriamento remoto, nesta pesquisa foi adotado o modelo de quatro fases proposto por Camargo e Camargo (2001), que divide o ciclo anual em: (1) formação dos grãos entre janeiro e abril; (2) maturação dos grãos de abril a junho; (3) autopoda entre os meses de julho e agosto; e (4) fase vegetativa de setembro a dezembro (Figura 2). Este ciclo de 12 meses representa o segundo ano fenológico, correspondente à fase reprodutiva da planta, enquanto o primeiro ano fenológico é caracterizado pelo período vegetativo com formação de folhas e indução e maturação das gemas florais. A intensidade da florada na fase vegetativa determina diretamente o potencial produtivo do ciclo seguinte, evidenciando a importância da compreensão deste processo para o manejo adequado da cultura.

Figura 2 - Fenologia do cafeeiro durante os 12 meses do ano.



Durante o período de floração do cafeeiro, a restrição hídrica pode ocasionar o abortamento floral e diminuir o número de frutos formados. Segundo dados da CONAB (2022), a falta de chuva no Cerrado Mineiro nos meses de agosto e setembro de 2021, período característico de floração, impactou negativamente a produção cafeeira da região.

Após a maturação, é realizada a colheita dos frutos, processo que provoca a perda de folhas na planta devido à operação mecânica ou manual. A cada ano, o cafeeiro recebe um novo enfolhamento após as floradas. Esse novo enfolhamento, que ocorre tipicamente entre setembro e dezembro, só se torna fotossinteticamente ativo após o completo desenvolvimento das folhas.

Assim, o enfolhamento anterior sempre será importante para o vingamento normal dos frutos até que o novo enfolhamento se desenvolva completamente (Souza *et al.*, 1998).

Quando uma praga atinge o cafeeiro e provoca desfolha ou redução da área fotossintética da folha, não apenas a produção do ano atual é reduzida, mas também a do ano seguinte, pois o estresse resultante diminui a formação de botões florais, a floração e a frutificação. Atualmente, diversas pragas e doenças afetam o cafeeiro, como a ferrugem (*Hemileia vastatrix*) e a cercosporiose (*Cercospora coffeicola*), que podem provocar desfolha. No entanto, o BMC destaca-se como um dos principais agentes bióticos causadores de desfolha severa em cafeeiros no Brasil (Pantoja-gomez *et al.*, 2019).

2.2 Bicho-Mineiro do Cafeeiro (BMC)

Os primeiros registros do BMC foram feitos no continente africano e é uma praga encontrada nos países neotropicais. Além disto, é uma praga monófaga, isto é, ataca somente o cafeeiro (Almeida *et al.*, 2020). As primeiras evidências de BMC no Brasil foram relatadas em 1851, possivelmente introduzido por meio de mudas de café provenientes das Antilhas e da Ilha Bourbon (Souza *et al.*, 1998). Desde então o BMC é considerado uma das pragas mais importantes da cultura do café (Souza *et al.*, 1998; Pantoja-gomez *et al.*, 2019; Caixeta *et al.*, 2024).

2.2.1 Caracterização da Praga e Aspectos que Influenciam sua Ocorrência

O inseto de 6,5 mm de comprimento causa danos à planta somente na fase larval (Figura 3A), quando se alimenta do mesofilo das folhas, tecido fundamental localizado entre as duas faces da epiderme. Esse tipo de ação causa a formação de minas nas folhas, que são a origem do seu nome comum. A presença de minas resulta na necrose dos tecidos paliádico e lacunoso correspondente, levando a uma redução da superfície foliar, conforme representado na Figura 3B. Assim, as injúrias ou presença de minas por sua vez podem levar à desfolha, diminuição da taxa fotossintética, redução da produtividade da planta e, em casos mais graves, a morte da planta (Costa *et al.*, 2012).

Figura 3 - Em (A) é apresentado o bicho-mineiro em estágio larval observado no interior da injúria característica. Em (B) planta apresentando folhas com minas causadas pelo BMC.



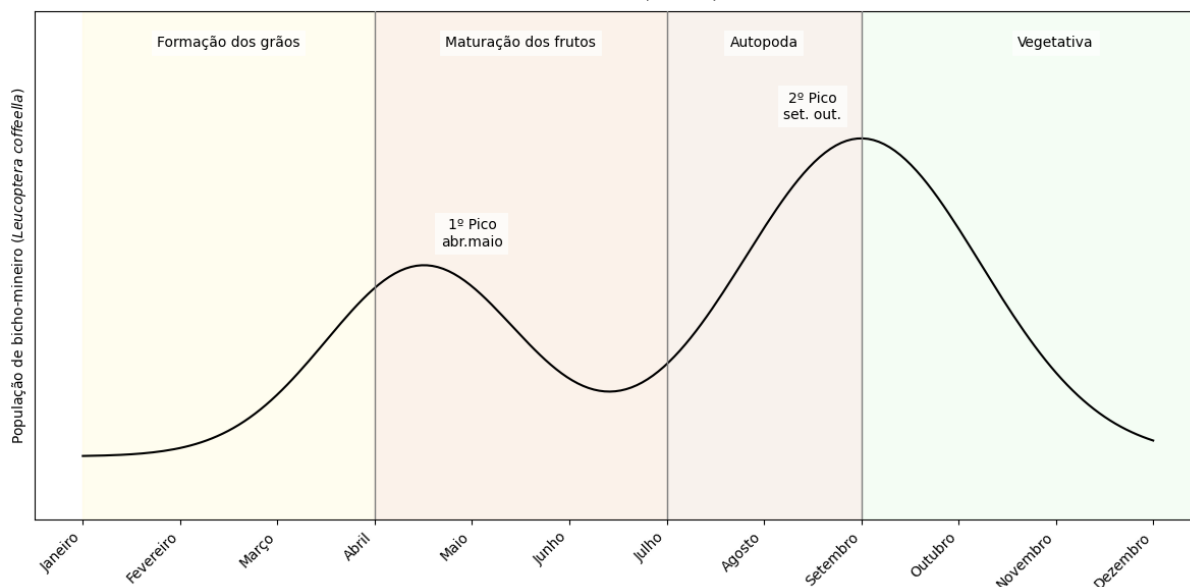
O ciclo biológico do BMC pode variar de 19 a 87 dias, sendo influenciado pela temperatura ambiente. Esse ciclo é composto por quatro fases distintas: fase de ovo (5 a 21 dias), fase larval (9 a 40 dias), fase de pupa (5 a 26 dias) e fase adulta (até 15 dias). A temperatura apresenta uma relação inversamente proporcional com a duração do ciclo, ou seja, em temperaturas mais elevadas, o ciclo de vida do inseto é reduzido. Esta redução no tempo de desenvolvimento resulta em um maior número de gerações durante a mesma safra, potencializando o crescimento populacional da praga e, conseqüentemente, aumentando os riscos de perdas na produção (Costa *et al.*, 2012).

De maneira geral, a dinâmica populacional do BMC é fortemente influenciada por fatores climáticos. Estudos demonstram que a incidência da praga apresenta não só uma correlação positiva com a temperatura, mas como também uma correlação negativa com a precipitação e umidade relativa do ar (Souza *et al.*, 1998). Em Assis, Assis e Scalco (2012), as maiores ocorrências de BMC foram observadas no período de menor umidade relativa. Além disto, a irrigação reduziu mais que o dobro da incidência de BMC e o aumento da densidade de plantas reduziu a suscetibilidade ao ataque da praga.

Para Fernandes *et al.* (2009), a ocorrência de chuvas intensas e altos níveis de radiação solar pode resultar na diminuição da densidade populacional do BMC, o que acarreta uma variação populacional de acordo com as condições climáticas locais. Considerando que a disseminação das mariposas por meio do vento, também devido a menor umidade, lavouras mais arejadas têm maior incidência da praga.

Na região do Triângulo Mineiro e Alto Paranaíba, o inseto-praga apresenta dois picos populacionais distintos ao longo do ano: o primeiro ocorre em abril/maio e o segundo em setembro/outubro, conforme apresentado na Figura 4.

Figura 4 - Flutuação populacional do BMC durante o ano na região do Triângulo Mineiro, com a ocorrência dos picos populacionais de abril/maio e setembro/outubro. Adaptado de Souza *et al.* (1998).



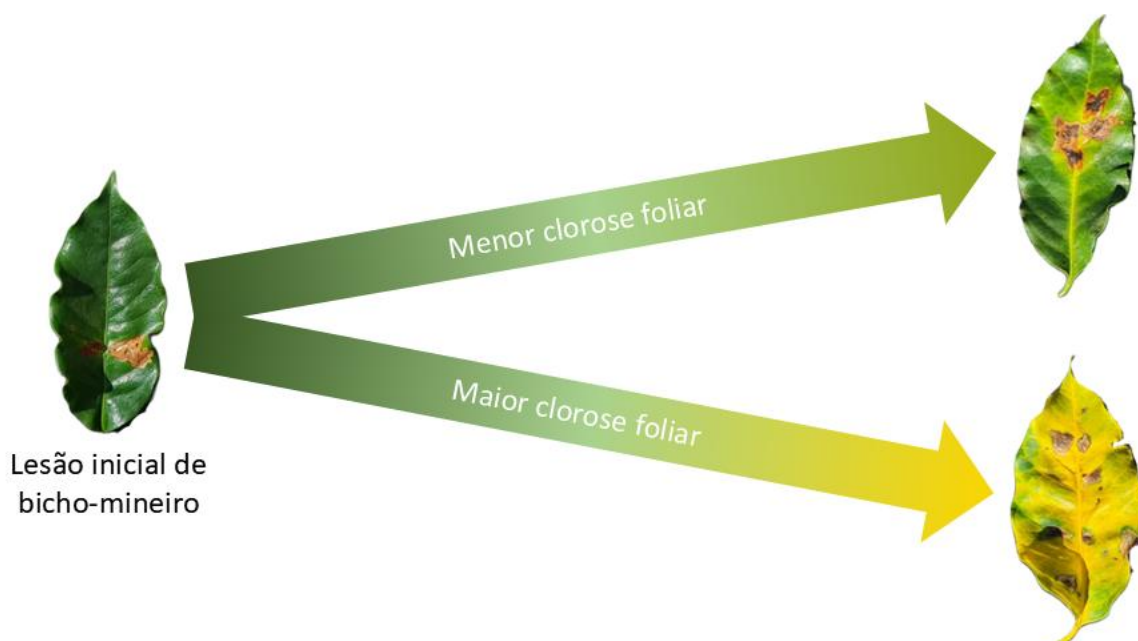
O período de desfolha acentuada resultante do primeiro pico, que se estende até julho, é particularmente crítico para a cultura, pois compromete a formação de botões florais normais em setembro e outubro, período de início da fase vegetativa. Durante esta fase, a manutenção da área foliar é fundamental para garantir a formação adequada dos botões florais e, consequentemente, a produtividade da lavoura. Já a desfolha drástica decorrente do segundo pico (agosto a outubro) permite a formação de botões florais normais, porém resulta em baixo vingamento de grãos. O fato do maior pico populacional do BMC no Cerrado Mineiro ocorrer justamente no período sensível do desenvolvimento reprodutivo da planta torna o manejo desta praga ainda mais desafiador (Souza *et al.*, 1998).

2.2.2 Caracterização do Sintoma Resposta na Planta

As infestações por BMC provocam manchas necróticas e queda das folhas minadas a partir do topo das plantas. Este processo ocorre porque a alimentação das larvas reduz a área fotossintética (Liu; Dai; Xu, 2015) e os níveis de auxina, intensificando a produção de etileno (hormônio vegetal responsável pela abscisão foliar) (Arteca, 1996; Souza *et al.*, 1998). Como resultado, desencadeia-se a clorose e a queda das folhas, especialmente durante o período seco do ano. Entretanto, é importante ressaltar que a queda das folhas minadas pode ocorrer

independentemente da intensidade da clorose (Figura 5), pois este processo também pode estar associado a outros fatores de estresse.

Figura 5 – Diferentes intensidades da clorose foliar em função da redução dos níveis de auxina e aumento da síntese de etileno.



Além disto, as lesões apresentam bordas irregulares e uma tonalidade inicialmente amarelo pálido, que com o tempo, tornam-se acastanhadas. A quantificação do índice de infestação é realizada por meio da contagem da média do número de minas presentes no terceiro ou quarto par de ramos plagiotrópicos, selecionados aleatoriamente no terço médio ou superior da planta (Zampiroli *et al.*, 2017). A partir desses valores, é possível avaliar os sintomas em nível de planta e, posteriormente, em nível de talhão.

O BMC também pode ser avaliado pela quantificação de área de lesão na folha (Carneiro; Silva; Faulin, 2021). A Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária (EMBRAPA) disponibiliza o aplicativo AFSoft, amplamente utilizado para análise de imagens, mapeamento e quantificação de doenças e injúrias ocasionadas por pragas que afetam as folhas das plantas (Haim *et al.*, 2012; Carneiro; Silva; Faulin, 2021). O programa utiliza um modelo *Multilayer Perceptron* (MLP), que é uma rede neural supervisionada que busca reconhecer os padrões de áreas necrosadas na folha, informadas pelo usuário, e as utiliza para identificar e contabilizar novas lesões ainda não amostradas (Jorge; Silva, 2010).

2.2.3 Monitoramento e Controle do BMC

O monitoramento do BMC tradicionalmente é realizado mediante amostragem de folhas ou pelo uso de armadilhas com feromônios para captura de machos adultos, sendo esta última prática mais dispendiosa e nem sempre eficaz para o controle (Dantas *et al.*, 2021). O monitoramento por amostragem pode ser realizado em caminharmento em zigue-zague pela lavoura, avaliando folhas do terceiro ou quarto par dos ramos localizados na região mediana das plantas, com atenção especial às áreas de cafeeiro com maior incidência ou histórico do inseto. As folhas coletadas são analisadas para determinar o número de minas com larvas vivas, mortas e folhas intactas, estabelecendo assim o nível de infestação da praga (Zampiroli *et al.*, 2017). No entanto, este método convencional apresenta significativas limitações práticas, sendo trabalhoso, demandando tempo considerável e mão de obra especializada, além de ser oneroso para grandes áreas. Devido a estas dificuldades, muitos produtores acabam não realizando a amostragem adequadamente, optando pelo controle baseado apenas em calendário de aplicação, sem considerar os níveis de infestação, o que compromete a eficácia do manejo e aumenta os custos de produção.

O Manejo Integrado de Pragas (MIP) surge como uma abordagem sustentável para o controle do BMC, fundamentando-se na amostragem sistemática como base para tomada de decisão e integrando métodos culturais, biológicos e químicos para manter as populações da praga abaixo do nível de dano econômico (Caixeta *et al.*, 2024). Sem uma amostragem adequada que determine o índice populacional do inseto no campo, não é possível implementar efetivamente o MIP.

Dentro dessa estratégia, os produtores podem optar por diferentes métodos de controle: o biológico, por meio do uso de vespas predadoras (inimigos naturais), ou o químico, quando necessário (Pierre, 2011). Com o desenvolvimento de novas tecnologias, o MIP do BMC tem se fortalecido, seja por meio do melhoramento genético para obtenção de cultivares resistentes ao BMC (Guerreiro filho, 2006), seja pelo aprimoramento das estratégias de controle biológico, visando métodos mais sustentáveis (Dantas *et al.*, 2021). Um exemplo desse avanço no melhoramento genético é a cultivar Siriema AS 1, registrada no RNC em 2014, que se destaca como a única cultivar comercial propagada por semente com resistência ao BMC, embora tenha porte baixo e apresente produtividade média inferior às cultivares tradicionais (Carvalho *et al.*, 2022).

Além das estratégias tradicionais do MIP, o sensoriamento remoto apresenta-se com potencial para o monitoramento de pragas do cafeeiro (Chemura; Mutanga; Dube, 2016;

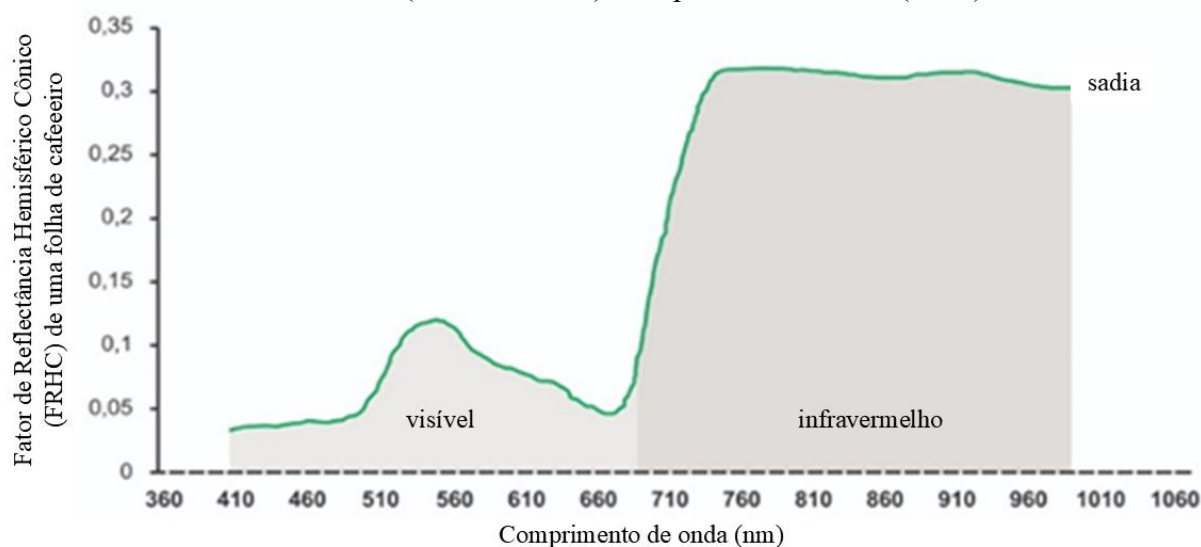
Martins *et al.*, 2017). Logo, a modernização dos métodos de monitoramento e controle do BMC representa uma importante contribuição para a cafeicultura nacional na busca por reduzir os impactos econômicos e ambientais causados pela praga (Almeida *et al.*, 2020).

2.3 Sensoriamento Remoto na Detecção de Estresses em Cafeeiros

De acordo com Jensen (2009), sensoriamento remoto é o processo de registrar informações confiáveis das regiões do ultravioleta, visível, infravermelho e micro-ondas do espectro eletromagnético, sem a necessidade de contato físico com o objeto de estudo. Essas informações são coletadas por meio de sensores instalados em plataformas terrestres, aéreas ou orbitais, e podem ser analisadas visualmente ou por meio de processamento digital de imagens. Quando se trata do sensoriamento remoto da vegetação, o registro de informações corresponde basicamente aos valores de reflectância de folhas isoladas, plantas ou dosséis.

A interação da radiação eletromagnética (REM) com uma folha verde sadia de *C. arabica* é singular em algumas regiões espectrais, como observado na Figura 6. Na região do visível, os valores de reflectância são influenciados por pigmentos fotossintéticos encontrados nos cloroplastos, como a clorofila (65%), os carotenos (6%) e as xantofilas (29%), variando estes valores de espécie para espécie. A absorção da REM ocorre em comprimentos de onda específicos e em intensidades que dependem da quantidade e da qualidade desses pigmentos (Ponzoni; Shimabukuro; Kuplich, 2012).

Figura 6 - Assinatura espectral característica de uma folha sadia de *Coffea arabica*, evidenciando os padrões de reflectância nas regiões do visível (410-700 nm) e do infravermelho (700-1.000 nm). Adaptado de Martins (2016).



Na região espectral do vermelho limítrofe (*RedEdge*), nas proximidades de 700 nm, há inicialmente uma baixa reflectância na região do vermelho em virtude da absorção pela clorofila, seguindo de uma subida brusca do comportamento espectral até a região do infravermelho próximo (Formaggio; Sanches, 2017). Nesta região, há maiores valores dos fatores de reflectância pois ocorre um espalhamento nas lacunas internas da folha (Ponzoni; Shimabukuro; Kuplich, 2012).

Há uma vasta gama de estudos de sensoriamento remoto em cafeeiros, sobre os mais variados tipos de estresses e manejos. Em relação aos problemas da parte aérea do cafeeiro, Chemura, Mutanga e Dube (2016) avaliaram níveis de infecção por ferrugem (*Hemileia vastatrix*) em folhas e converteram medidas hiperespectrais de campo para as configurações espectrais compatíveis com os sensores Sentinel-2. Os resultados apontaram que os índices de vegetação resultaram em maior acurácia global (76,2%) se comparados ao uso das bandas espectrais originais (69,8%). Embora apresentando menor acurácia global, as bandas vermelho (665 nm), *red edge 2* (740 nm) e *red edge 1* (705 nm) destacaram-se, nesta ordem, como as mais significativas para a discriminação da doença no cafeeiro.

Chemura, Mutanga e Odindi (2017) utilizaram as imagens do Sentinel-2 MSI (*MultiSpectral Instrument*) para estimar a concentração de clorofila nas folhas do cafeeiro. Na inferência dos autores, com o uso do algoritmo RF (*Random Forest*) e, em talhões de cafeeiro adulto, foi possível obter um coeficiente de determinação (R^2) de 0,77 e RMSE (Raiz do Erro médio Quadrático) de 5,9, considerados relevantes para esta aplicação. Além disto, o estudo aponta que o conteúdo total de clorofila foliar não é influenciado pela diferença de idade entre os cafeeiros.

Manso *et al.* (2019) desenvolveram um aplicativo para *smartphones* que utiliza técnicas de visão computacional e aprendizado de máquina para classificar imagens de folhas de café e determinar a severidade dos ataques do BMC e da ferrugem do cafeeiro. Os resultados demonstraram a viabilidade da ferramenta, embora variações na distância entre o sensor da câmera e a folha possam afetar a precisão do processo de classificação.

Miranda, Alves e Pozza (2020) utilizaram imagens Landsat 8 OLI (*Operational Terra Imager*) para discriminar a incidência de *Colletotrichum* ssp. ou necrose em grãos do café. Os melhores resultados foram obtidos com os algoritmos *Multilayer Perceptron* e *Naive Bayes*, com acurácia global de 0,55 e índice de acurácia balanceada de 0,45, respectivamente.

Marin *et al.* (2021) detectaram a ferrugem do cafeeiro por meio de imagens aéreas e algoritmos baseados em árvores de decisão. Por meio do algoritmo LMT (*Logistic Model Tree*)

foi possível obter um F-Score de 0,915 e 0,875 para as classes de estágio inicial e final de infecção por ferrugem do cafeeiro.

Além da detecção direta de doenças e pragas por meio de padrões espectrais, o sensoriamento remoto também permite a estimativa de variáveis biofísicas da cultura. Estas variáveis são obtidas de modo indireto por participarem de vários processos entre o solo, planta e atmosfera. Nesse propósito, é preciso calibrar uma relação numérica entre uma ou várias variáveis biofísicas medidas e o sinal de sensoriamento remoto ou uma transformação numérica deste sinal, como por exemplo com o uso de índices de vegetação (Weiss; Jacob; Duveiller, 2020).

2.4 Índices de Vegetação

Os índices de vegetação são formulações matemáticas que utilizam medidas radiométricas para analisar padrões espaciais e temporais da atividade fotossintética da vegetação (Huete *et al.*, 1997). Dentre as faixas mais utilizadas, tem-se a faixa espectral do vermelho (600-700 nm), que possui baixo valor de reflectância devido à alta absorção da REM pela clorofila e a faixa do infravermelho próximo (700-900 nm), que possui alta reflectância devido ao espalhamento que ocorre na estrutura interna das folhas verdes (Meneses; Almeida; Baptista, 2019).

Dentre os índices espectrais mais utilizados em sensoriamento remoto tem-se o Índice de Vegetação de Diferença Normalizada (NDVI - *Normalized Difference Vegetation Index*), amplamente utilizado por sua capacidade de detectar mudanças na quantidade e qualidade da vegetação, sendo sensível ao conteúdo de clorofila nas folhas. Este índice, popularizado a partir de Rouse *et al.* (1974), é calculado pela diferença normalizada entre a reflectância na região do infravermelho próximo (ρ_{NIR}) e a reflectância na região do vermelho visível (ρ_{RED}), conforme a Equação 1:

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

Katsuhama *et al.* (2018), discriminaram infecções da ferrugem do cafeeiro por meio do NDVI calculado a partir de imagens Landsat 7. Os autores concluíram que a doença progride

de forma não homogênea dentro dos talhões e que o desvio padrão do NDVI em cafeeiros doentes aumentam à medida que os valores médios de NDVI diminuem.

Em um experimento conduzido no sul de Minas Gerais, Santos *et al.* (2022) utilizaram os índices NDVI, GNDVI (*Green Normalized Difference Vegetation Index*), Norm NIR (*Norm Near InfraRed*) e o GRNDVI (*Green-Red NDVI*) para detectar o BMC em cafeeiros. O estudo foi realizado tanto em casa de vegetação quanto em área comercial, utilizando uma câmera multispectral Parrot SequoiaTM (Parrot S.A., Paris, França), acoplada a uma ARP, realizando voos a 3 m de altura das plantas infestadas, enquanto na casa de vegetação as fotos foram capturadas manualmente a 0,5 m dos vasos com plantas saudáveis. Os resultados apontaram que, em média, as plantas saudáveis apresentaram maiores valores dos índices de vegetação quando comparadas às plantas infestadas pelo BMC.

Assim, os índices são constantemente utilizados na análise de diferentes variáveis biofísicas e bioquímicas, tais como: conteúdo de clorofila, produtividade, dentre outras sensibilidades às variações de parâmetros da vegetação (Meneses; Almeida; Baptista, 2019).

CAPÍTULO 3: ÁREA DE ESTUDO

Considerando o propósito de avaliar o potencial do sensoriamento remoto para detecção e monitoramento da ocorrência do BMC, esta pesquisa foi estruturada em dois aspectos complementares que envolvem a utilização de dados multiespectrais, multiescala e multitemporais. O estudo busca verificar se o sensoriamento remoto pode efetivamente identificar e quantificar infestações do BMC, oferecendo uma alternativa ou complemento aos métodos tradicionais de levantamento em campo, com vantagens em termos de abrangência espacial e frequência temporal.

Em um primeiro momento foi tratado o monitoramento da ocorrência de BMC por meio de imagens multiespectrais orbitais dos sensores Sentinel-2A e Planet, com o suporte de informações coletadas em levantamentos mensais realizados em campo, em parceria com a Cooxupé (Cooperativa dos Cafeicultores de Guaxupé). Posteriormente, foi realizada a caracterização espectral do cafeeiro sadio e infestado pelo BMC, por meio de medidas hiperespectrais *in situ* e aquisição e análise de imagens tomadas em alta resolução espacial, a fim de selecionar atributos espectrais que discriminem a planta sadia daquela submetida a diferentes níveis de infestações.

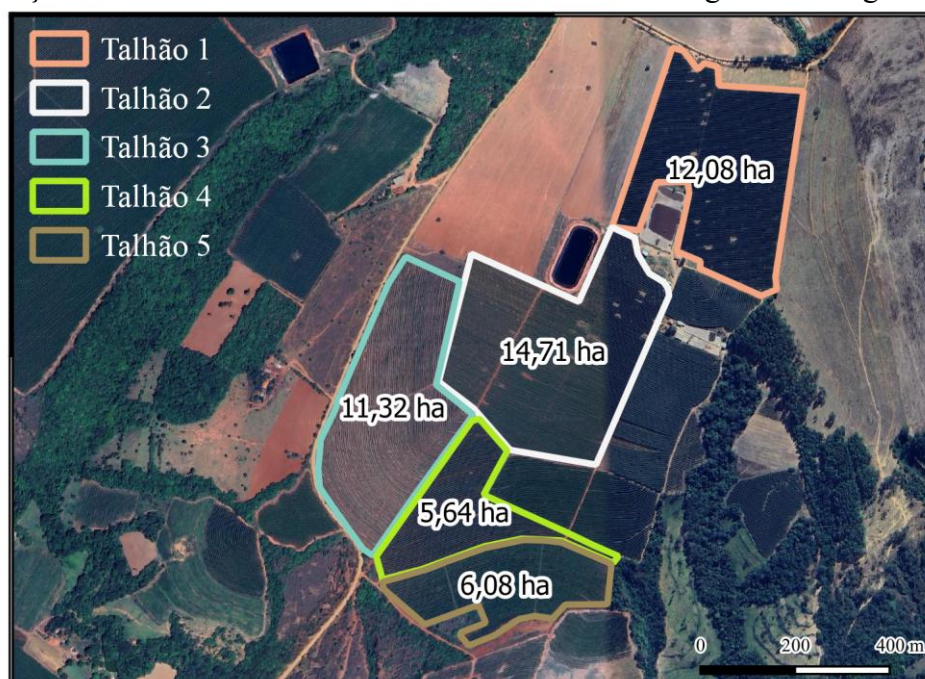
Para o desenvolvimento desse estudo foram definidas duas áreas experimentais: uma área de produção comercial, mais extensa, para o monitoramento em campo, e um plantio de cafeeiro em condições controladas para a caracterização espectral de plantas infestadas pelo BMC, no nível foliar e de dossel, o que exige uma análise em detalhe. Em suma, as áreas selecionadas para o desenvolvimento da pesquisa compreendem: (1) uma área de produção comercial na qual foi feito o monitoramento por meio de imagens orbitais PlanetScope e Sentinel-2A (Figura 7) e (2) uma área experimental controlada para realizar um estudo em escalas grandes (Figura 8).

3.1 Caracterização Agronômica da Área de Produção Comercial

O monitoramento dos talhões infestados por BMC foi conduzido na área de plantio comercial (Figura 7), com histórico de ocorrência do BMC e compreende 5 talhões com diferentes níveis de infestações. A área está localizada no município de Monte Carmelo, Estado de Minas Gerais, que está situada na Mesorregião do Triângulo Mineiro e Alto Paranaíba. O município tem altitude média de 890 metros e clima classificado como Aw (clima tropical, com inverno seco), propício ao desenvolvimento da praga alvo desta pesquisa.

Para preservar a confidencialidade e garantir a privacidade dos dados, o mapa de localização apresentado foi elaborado sem a inclusão de coordenadas geográficas e demais elementos que possibilitem a identificação da área estudada.

Figura 7 - Área de estudo indicando os talhões de cafeeiros avaliados em condições de produção comercial. Os talhões foram demarcados em imagem do Google Earth.



A área é cultivada exclusivamente com *Coffea arabica* L., cultivar Mundo Novo, em sistema irrigado por gotejamento. O plantio foi estabelecido em 2015, com espaçamento de 3,5 metros entre linhas e 0,6 metros entre plantas, com os cafeeiros apresentando altura média de 2,5 metros. O monitoramento sistemático da área teve início em agosto de 2020, sendo realizado mensalmente por um especialista da Cooxupé, com data de término definida em agosto de 2022.

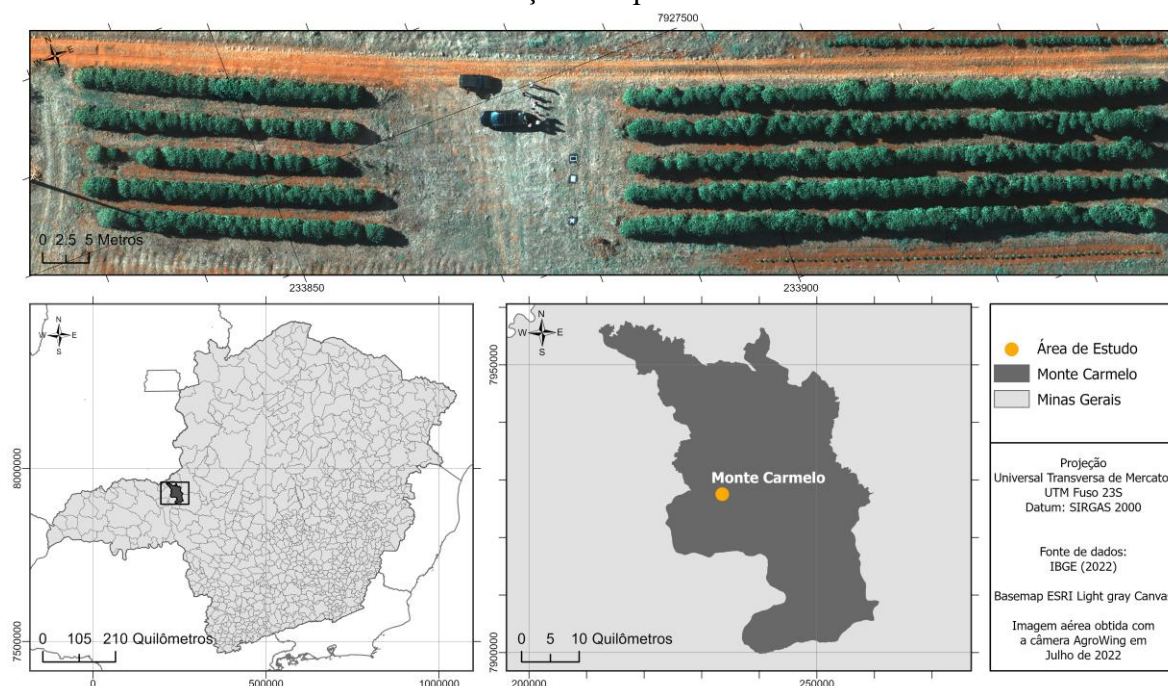
3.2 Caracterização Agronômica da Área Experimental Controlada

O estudo em detalhe também foi desenvolvido na cidade de Monte Carmelo. A área está localizada no Campus de Monte Carmelo da Universidade Federal de Uberlândia e é constituída por dois talhões com espaçamento de 3,5 m entre linhas, 0,6 m entre plantas e uma altura média dos cafeeiros de 2 m (Figura 8).

O talhão 1 é inteiramente composto por *C. arabica*, com cultivar Topázio MG-1190 plantada em dezembro de 2016, suscetível ao ataque de BMC, tendo sido avaliadas 53 plantas

distribuídas por todo o talhão. O talhão 2 possui oito cultivares de cafeeiros, dispostos no delineamento em blocos casualizados (DBC), com implantação realizada em janeiro de 2015. A fim de padronizar a cultivar avaliada no talhão 1, foram selecionadas no segundo talhão apenas as parcelas com a cultivar Topázio MG-1190 (40 plantas avaliadas). Cada unidade experimental do Talhão 2 contém 10 plantas, sendo consideradas úteis as oito plantas centrais, desconsiderando-se as duas plantas das extremidades da unidade experimental. Em ambos os talhões, foi utilizado sistema de irrigação por gotejamento, com emissores espaçados a 0,6 m e vazão de 1,6 L h⁻¹.

Figura 8 - Localização da área de estudo controlada e distribuição espacial das 93 plantas nos talhões avaliados. No talhão 1 (esquerda), todas as 53 plantas foram monitoradas, enquanto no talhão 2 (direita), foram selecionadas 40 plantas da mesma cultivar presente no talhão 1 para avaliação comparativa.



Ambos os talhões são áreas de manejo controlado, onde não foram identificadas deficiências nutricionais, evidências de estresse hídrico ou presença predominante de outras pragas. O principal problema fitossanitário nas áreas é a presença do BMC e a avaliação das injúrias foi realizada no nível foliar e de dossel no período de 11/07/2022 a 15/07/2022, mês caracterizado pela precipitação acumulada de 2,84 mm e temperatura média de 20°C. O termo "dossel" foi utilizado para se referir à posição nadiral na qual os dados foram obtidos em campo pelo espectrorradiômetro, isto é, acima do terço superior. Já a medição em nível foliar foi realizada individualmente em folhas retiradas da planta.

3.3 Concepção da Abordagem Multiescala da Pesquisa

A estratégia metodológica desta pesquisa foi estruturada em três níveis hierárquicos de aquisição de dados, partindo do menor para o maior nível de detalhamento, conforme apresentado na Figura 9. Esta abordagem multiescala visa compreender o comportamento espectral da infestação do BMC em diferentes níveis de observação, desde avaliações mais amplas até análises detalhadas, utilizando sensores, plataformas e elementos agronômicos específicos para cada nível de análise.

Figura 9 – Especificação das condições de aquisição de dados multiescala e as respectivas classes em cada nível de detalhamento.

Menor	Nível agronômico de aquisição	Nível radiométrico de aquisição/sensor	Elementos avaliados nos diferentes níveis de aquisições
Nível de detalhamento ↓	 Talhão	Orbital: Planet e Sentinel-2 	Talhões não infestados, menos infestados e mais infestados
	 Dossel	Aéreo: Câmera <i>Agrowing</i> embarcada em uma aeronave remotamente pilotada 	Dosséis menos infestados e mais infestados
	 Foliar	Terrestre: Espectrorradiômetro 	Folhas saudáveis e em três níveis de sintomas
Maior			

No nível orbital (menor detalhamento), a análise foi realizada em uma área mais extensa, empregando imagens orbitais dos satélites Planet e Sentinel-2 para avaliar talhões em diferentes condições de infestação: (1) saudáveis, (2) menos infestados e (3) mais infestados. Os critérios quantitativos para a classificação dos níveis de infestação são detalhadamente apresentados no Capítulo 4 (página 35).

Na escala de dossel (nível intermediário de detalhamento), foram realizadas medidas terrestres com espectrorradiômetro sobre as plantas inteiras. Complementarmente nesta mesma escala, foi utilizado um sensor multiespectral embarcado em uma ARP para avaliar dosséis (1) menos e (2) mais infestados. No nível foliar (maior detalhamento), foram realizadas medidas terrestres em folhas individuais extraídas dos cafeeiros selecionados na área experimental controlada, utilizando um espectrorradiômetro. As folhas avaliadas foram previamente classificadas quanto às condições de infestação observadas em: (1) saudáveis, (2) sintomáticas.

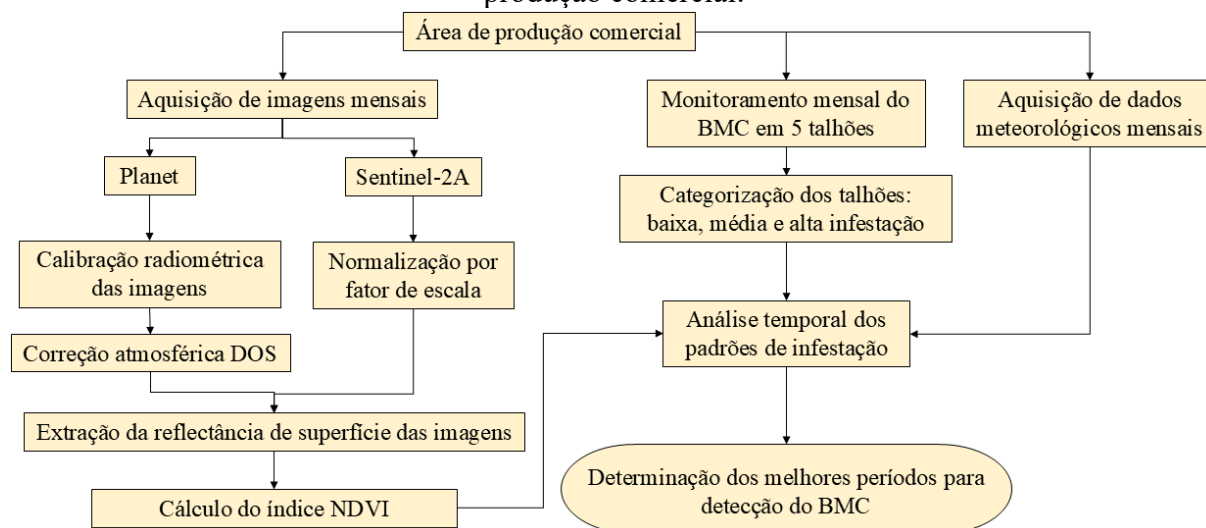
CAPÍTULO 4: ANÁLISE TEMPORAL DE TALHÕES INFESTADOS POR BMC EM NÍVEL ORBITAL

Este capítulo apresenta uma análise da detecção do BMC em nível orbital, buscando identificar e caracterizar os padrões temporais de infestação, bem como determinar os períodos críticos de maior incidência da praga. Esta abordagem em escala mais ampla e de menor detalhamento fornece um panorama geral do comportamento da infestação, estabelecendo o contexto para as análises mais detalhadas que serão apresentadas nos capítulos subsequentes, onde serão explorados os níveis de dossel e foliar. A investigação em nível orbital atende a um dos objetivos específicos desta tese, permitindo compreender a dinâmica temporal da infestação do BMC em área comercial.

4.1 Metodologia

O desenvolvimento metodológico do experimento na área de produção comercial de café, é apresentado na Figura 10.

Figura 10 - Fluxograma das atividades para o desenvolvimento do experimento na área de produção comercial.



O método foi estruturado para atender às necessidades de monitoramento em escala operacional de talhões, alinhando-se às práticas agrícolas convencionais adotadas nas fazendas produtoras de café. O protocolo experimental baseou-se em avaliações agronômicas sistemáticas e aquisição mensal de imagens, estabelecendo assim um sistema de monitoramento que permitiu acompanhar, de forma consistente e temporal, a dinâmica da área de estudo.

4.1.1 Monitoramento em Campo do Nível de Infestação dos Talhões

Em cada ponto, foram retiradas 25 folhas aleatórias, no terço superior e médio, totalizando 200 folhas avaliadas por talhão. Para cada folha encontrada com a presença de larva viva, foi atribuído 0,5% de infestação. Posteriormente, os níveis de infestações dos talhões foram divididos em: baixo ($\leq 2,5\%$), médio ($3\% \leq 10\%$) e alto ($> 10\%$). Os dados de ocorrência do BMC sistematizados, resultantes das avaliações agrônômicas dos talhões, são apresentados no Quadro 1.

Quadro 1 - Caracterização dos níveis de infestações por BMC dos talhões avaliados na área de produção comercial.

Período\Talhão		1	2	3	4	5
2020	Agosto	Baixo	Baixo	Baixo	Baixo	Baixo
	Setembro	Baixo	Baixo	Baixo	Baixo	Baixo
	Outubro	Baixo	Baixo	Médio	Baixo	Médio
	Novembro	Baixo	Baixo	Médio	Baixo	Baixo
	Dezembro	Baixo	Baixo	Baixo	Baixo	Baixo
2021	Janeiro	Baixo	Médio	Baixo	Médio	Médio
	Fevereiro	Médio	Médio	Baixo	Baixo	Médio
	Março	Baixo	Médio	Alto	Baixo	Alto
	Abril	Baixo	Alto	Médio	Médio	Alto
	Maio	Médio	Alto	Baixo	Médio	Alto
	Junho	Médio	Alto	Médio	Baixo	Alto
	Julho	Médio	Alto	Baixo	Baixo	Alto
	Agosto	Médio	Médio	Baixo	Baixo	Alto
	Setembro	Baixo	Médio	Baixo	Baixo	Médio
	Outubro	Baixo	Baixo	Baixo	Baixo	Médio
	Novembro	Baixo	Baixo	Baixo	Baixo	Baixo
	Dezembro	Baixo	Baixo	Baixo	Baixo	Baixo
2022	Janeiro	Baixo	Baixo	Baixo	Baixo	Baixo
	Fevereiro	Baixo	Baixo	Baixo	Baixo	Baixo
	Março	Baixo	Baixo	Baixo	Baixo	Médio
	Abril	Baixo	Baixo	Baixo	Baixo	Baixo
	Maio	Baixo	Baixo	Baixo	Baixo	Baixo
	Junho	Baixo	Baixo	Baixo	Baixo	Médio
	Julho	Médio	Médio	Médio	Médio	Médio

A avaliação de campo indicou a predominância de baixos níveis de infestação do BMC, exceto pelos períodos de altas infestações no talhão 2, entre os meses de abril a julho coincidente com o período indicado como primeiro pico populacional do inseto (Figura 4, Capítulo 2, página 23). O talhão 5 esteve sob alta infestação nos meses de março a agosto, se estendendo para além do período do primeiro pico populacional da praga.

4.1.2 Aquisição de Dados Meteorológicos da Área de Produção Comercial

Os dados meteorológicos de pluviosidade e temperatura foram coletados pela estação meteorológica automática Universidade Federal de Uberlândia – *Campus* Monte Carmelo (18°43'40,2"S, 47°31'22,6"W, altitude de 903 m), localizada a uma distância aproximada de 10 km da área experimental de produção comercial.

4.1.3 Obtenção e Pré-processamento das Imagens Multiespectrais Orbitais

O monitoramento temporal foi realizado a partir de atributos extraídos de imagens adquiridas mensalmente pelos sensores das plataformas orbitais PlanetScope (PSB.SD – *PSBlue Instrument*) e Sentinel-2 (MSI – *MultiSpectral Instrument*), com resolução espacial de 3 metros e 10 metros, respectivamente. A interoperabilidade entre os sensores foi estabelecida considerando as bandas espectrais correspondentes (Planet Labs, 2021), conforme apresentado na Tabela 1.

Tabela 1 - Configuração espectral das bandas do sensor PSB.SD e comprimento de onda central das bandas do instrumento MSI e respectiva interoperabilidade.

<i>PlanetScope (sensor PSB.SD)</i>			<i>Sentinel-2 (instrumento MSI)</i>		
<i>Banda</i>	<i>Frequência das imagens</i>	<i>Resolução espacial</i>	<i>Banda</i>	<i>Comprimento de onda central</i>	<i>Resolução espacial</i>
2 (<i>Blue</i>)	465 - 515 nm	3 metros	2 (<i>Blue</i>)	490 nm	10 metros
4 (<i>Green</i>)	547 - 583 nm		3 (<i>Green</i>)	560 nm	10 metros
6 (<i>Red</i>)	650 - 680 nm		4 (<i>Red</i>)	665 nm	10 metros
8 (<i>Near-infrared</i>)	845 - 885 nm		8 (<i>Near-infrared</i>)	842 nm	10 metros

Adaptado de: Planet Labs (2021).

Para o *download* das imagens de ambos os sensores, foi definida uma área retangular com *buffer* de aproximadamente 1 km além dos limites da área de estudo. Do total de 24 meses analisados, foram obtidas todas as imagens mensais do Planet, livres de cobertura de nuvens. As imagens Planet foram adquiridas em radiância no topo da atmosfera (*TOA Radiance*) e posteriormente submetidas a um processo de pré-processamento em duas etapas.

Na primeira etapa, realizou-se a conversão para reflectância no topo da atmosfera (*TOA Reflectance*) utilizando os coeficientes de reflectância (*reflectanceCoefficient*) específicos para cada banda do sensor PSB.SD, disponíveis nos metadados do produto. Estes coeficientes são únicos para cada data de aquisição e banda espectral, considerando as condições de iluminação específicas do momento da captura.

Na segunda etapa, foi implementada a correção atmosférica utilizando o método DOS (*Dark Object Subtraction*), que se baseia no princípio de que os objetos mais escuros na imagem deveriam apresentar reflectância próxima a zero, sendo qualquer valor acima deste mínimo atribuído ao espalhamento atmosférico. Esta técnica permite a redução dos efeitos atmosféricos e a conversão dos dados de reflectância TOA em reflectância de superfície (BOA - *Bottom Of Atmosphere*), possibilitando assim uma caracterização mais precisa das propriedades espectrais das áreas infestadas.

Para o Sentinel-2, devido à cobertura de nuvens, não foi possível obter imagens para dezembro de 2020, fevereiro de 2021 e dezembro de 2021. Nestes meses, visando a continuidade da série temporal, realizou-se uma interpolação temporal utilizando a média entre os valores do mês anterior e posterior.

Além disto, as imagens Sentinel-2 L2A, fornecidas pela ESA (*European Space Agency*), já incluem calibração radiométrica, correção atmosférica (por meio do processador *Sen2Cor*), disponibilizando dados em reflectância de superfície (BOA). Para estas imagens, foi necessário aplicar a normalização por conversão de escala, conforme a Equação 2.

$$Reflectância_{sentinel} = \frac{BOA}{10.000} \quad (2)$$

Após o pré-processamento das imagens multiespectrais obtidas por ambos os sensores, foram extraídos os valores de reflectância de superfície dos 5 talhões monitorados durante o período de 24 meses (agosto de 2020 a julho de 2022). A partir destes dados, foi calculado o índice espectral NDVI (Equação 1, Capítulo 2, página 28) para todos os talhões.

4.1.4 Análise Temporal dos Padrões de Infestação

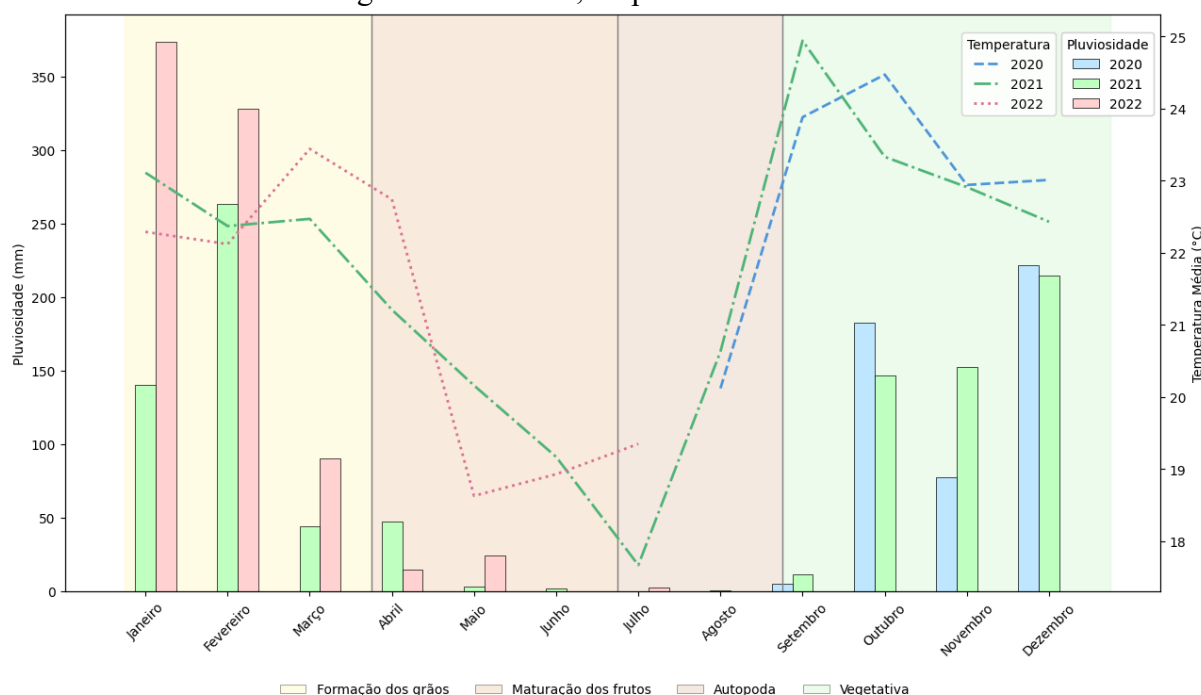
O conjunto de pixels das imagens com o índice NDVI foi analisado em relação com dados de campo sobre os níveis de infestação do BMC, classificados em três níveis (baixo, médio e alto). Para visualizar a dinâmica temporal dos padrões de infestação, foram desenvolvidos gráficos que combinam as variações no índice espectral, níveis de infestação e fases fenológicas ao longo do tempo.

Cada imagem foi processada individualmente, com sua própria escala de valores representada por barras de cores específicas para cada época e sensor. Estas barras exibem os valores mínimo e máximo do NDVI para cada data e por parcela, calculados utilizando o intervalo entre os percentis 2% e 98% dos dados válidos, o que elimina valores extremos e outliers. Esta abordagem de escala individualizada por época permite uma melhor visualização das variações sutis no vigor vegetativo em cada período específico, evitando que períodos com valores muito altos ou muito baixos de NDVI mascarem padrões importantes em outras épocas do ciclo da cultura.

4.2 Resultados

A Figura 11 apresenta as condições meteorológicas da área de produção comercial no período em que foram executadas as avaliações agrônômicas no local. A área apresenta períodos chuvosos concentrados entre outubro e março, com volumes de precipitação ultrapassando 200 mm mensais. Em contraste, o período de abril a setembro é marcado por uma considerável redução nas precipitações, caracterizando uma estação seca bem definida.

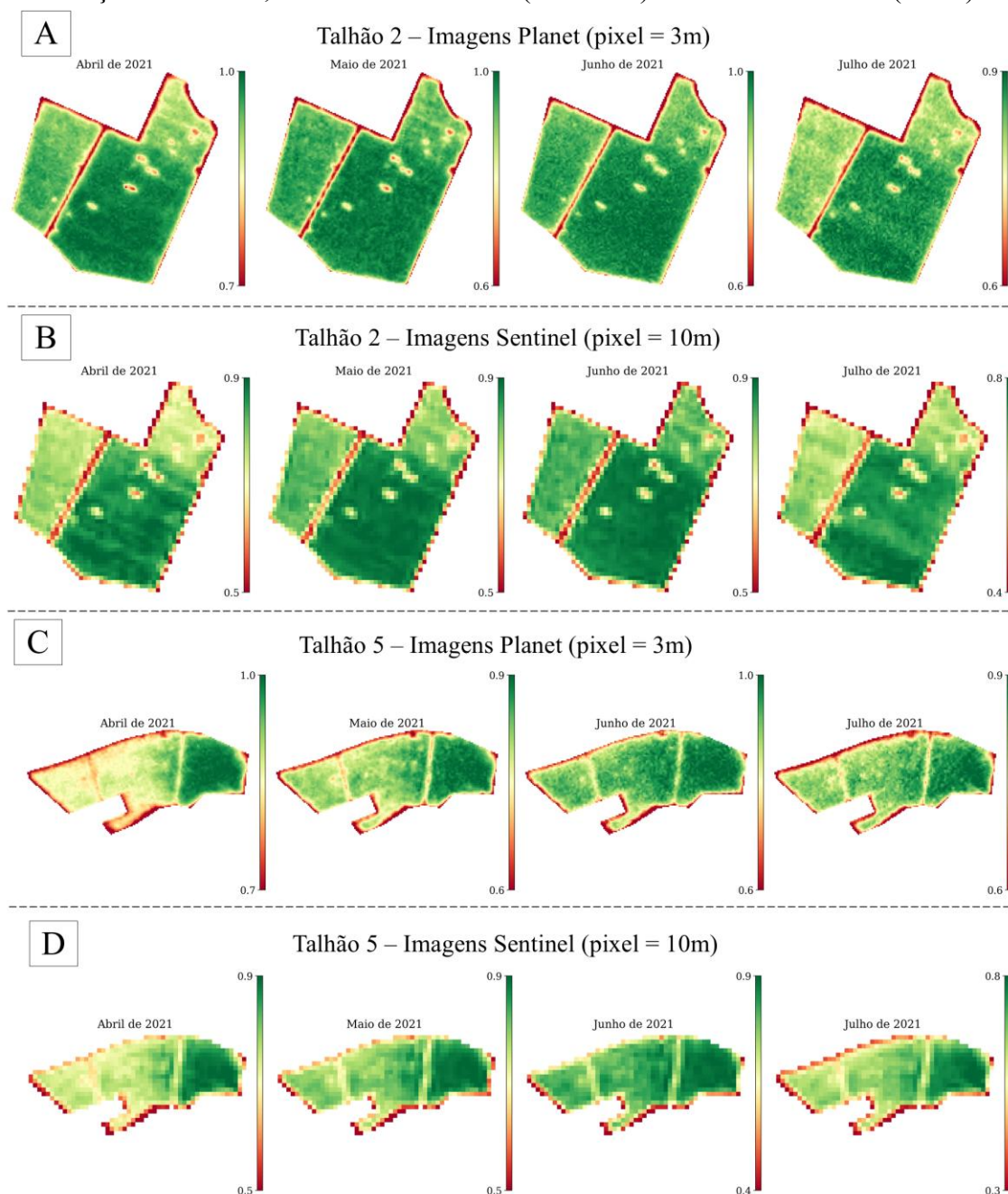
Figura 11 - Condições meteorológicas do município de Monte Carmelo, mostrando as variações mensais na pluviosidade (barras) e temperatura (linhas) para os diferentes estádios fenológicos do cafeeiro, no período de 2020 a 2022.



Quanto à temperatura média mensal, observa-se uma variação menos acentuada ao longo do ano (entre aproximadamente 18°C e 25°C). As temperaturas mais baixas geralmente ocorrem durante os meses de junho e julho, coincidindo com o período mais seco do ano, enquanto as temperaturas mais altas são registradas durante a primavera e o início do verão. A sobreposição dos dados de diferentes anos permite identificar a consistência desses padrões climáticos.

Em sequência, as imagens NDVI resultantes da razão entre os valores de refletância BOA das bandas do infravermelho próximo e vermelho, para os sensores PSB.DB do Planet e MSI do Sentinel-2 são mostradas nos Apêndices I e II, respectivamente. Para destacar as diferenças nas sequências temporais das imagens tomadas pelos dois sistemas, foi elaborada a Figura 12, ilustrando a evolução temporal do NDVI nos talhões 2 e 5, respectivamente. Optou-se por utilizar imagens NDVI do período de abril a julho de 2021 desses dois talhões pelo fato de apresentarem períodos definidos de alto nível de infestação.

Figura 12 - Sequências temporais de imagens NDVI dos talhões 2 e 5, obtidas a partir dos dados Planet (A e C) e Sentinel 2 (B e D). A escala de cores à direita das imagens representa variações do NDVI, dos menores valores (vermelho) aos maiores valores (verde).

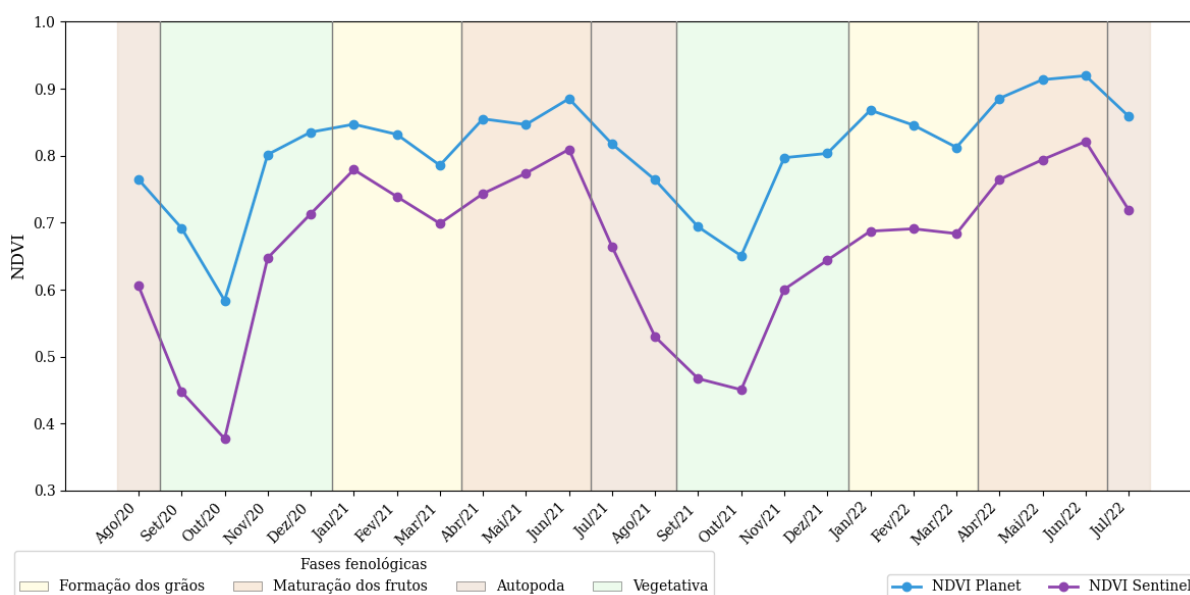


Comparando as imagens NDVI do Planet e Sentinel-2 verifica-se que, as imagens do Planet (Figura 12A e 12C) apresentam maior detalhamento dos padrões de infestação do BMC, permitindo identificar com maior precisão pequenas manchas de estresse nas plantas. No entanto, mesmo com menor resolução espacial, o sensor MSI do Sentinel-2 (Figura 12B e 12D) resulta em imagens com maiores variações de NDVI (0,4-0,9), quando comparado as imagens Planet (0,6-1,0). Esta diferença pode ser atribuída à melhor resolução radiométrica do Sentinel-

2 em relação ao Planet. Quanto às variações temporais, ambos os sensores capturam a progressão do estresse nas plantas ao longo dos meses avaliados, com uma tendência de redução gradual nos valores de NDVI, especialmente em julho.

A partir da média geral do NDVI dos cinco talhões avaliados foram obtidos os perfis temporais de NDVI derivados das imagens Planet e Sentinel 2 (Figura 13).

Figura 13 - Comportamento temporal do NDVI em cafeeiro obtido por sensores Planet e Sentinel-2.



Os valores de NDVI de ambos os sensores seguem padrões similares, com o sensor Planet apresentando, em todo o período, valores mais elevados que o Sentinel-2. Observa-se que os valores de NDVI oscilam entre aproximadamente 0,4 e 0,9, com quedas mais acentuadas nos períodos de outubro, em ambos os anos, correspondentes ao início da fase vegetativa. Os valores mais elevados são observados no final do período vegetativo, bem como durante as fases de formação e maturação dos grãos. Além disto, a Figura 11 e a Figura 13 apontam que as variações nos valores de NDVI ocorrem simultaneamente às mudanças nos padrões de pluviosidade e temperatura ao longo dos meses analisados.

Na sequência, a Figura 14 apresenta a variação temporal dos valores do NDVI médio de cada talhão, obtido a partir das imagens Planet. Nessa figura é mostrado o perfil temporal do NDVI para cada um dos cinco talhões individualmente, destacando as fases fenológicas do cafeeiro e níveis de infestação do BMC. Durante a fase vegetativa inicial (agosto a outubro de 2020), os valores de NDVI oscilaram entre 0,5 e 0,8 em todas os talhões monitorados. Na fase de formação dos grãos, observou-se um aumento gradual do NDVI, atingindo valores entre 0,8

e 0,9. Os menores valores de NDVI foram registrados durante o período de outubro/2020, com valores próximos a 0,5.

A área sombreada em cinza ao longo das linhas indica o desvio padrão do índice, o que permite verificar a variabilidade dos valores de NDVI em cada talhão amostrado. Observa-se que os maiores desvios padrão ocorrem predominantemente durante as fases de maturação dos frutos e início da autopoda (abril a julho de 2021), especialmente nas Áreas 2 e 5. Os menores desvios padrão são verificados durante a fase vegetativa (setembro a dezembro de 2021), quando as curvas apresentam áreas sombreadas mais estreitas, indicando menor variabilidade nos valores de NDVI entre os pixels de cada talhão.

Figura 14 - Variação temporal do NDVI obtido por imagens Planet nos talhões de estudo, relacionando as fases fenológicas da cultura com os níveis de infestação do BMC.



Por sua vez, em relação aos dados obtidos por meio do Sentinel-2 (Figura 15) demonstraram padrão similar ao Planet, porém com valores absolutos de NDVI ligeiramente menores. Durante a fase vegetativa inicial, os valores de NDVI variaram entre 0,3 e 0,6. Na fase de formação dos grãos, houve incremento nos valores, atingindo máximos entre 0,7 e 0,8. Os talhões 2 e 5, que apresentaram alta infestação durante a maturação dos frutos, registraram valores de NDVI próximos a 0,8, com posterior diminuição mais acentuada em comparação aos demais talhões.

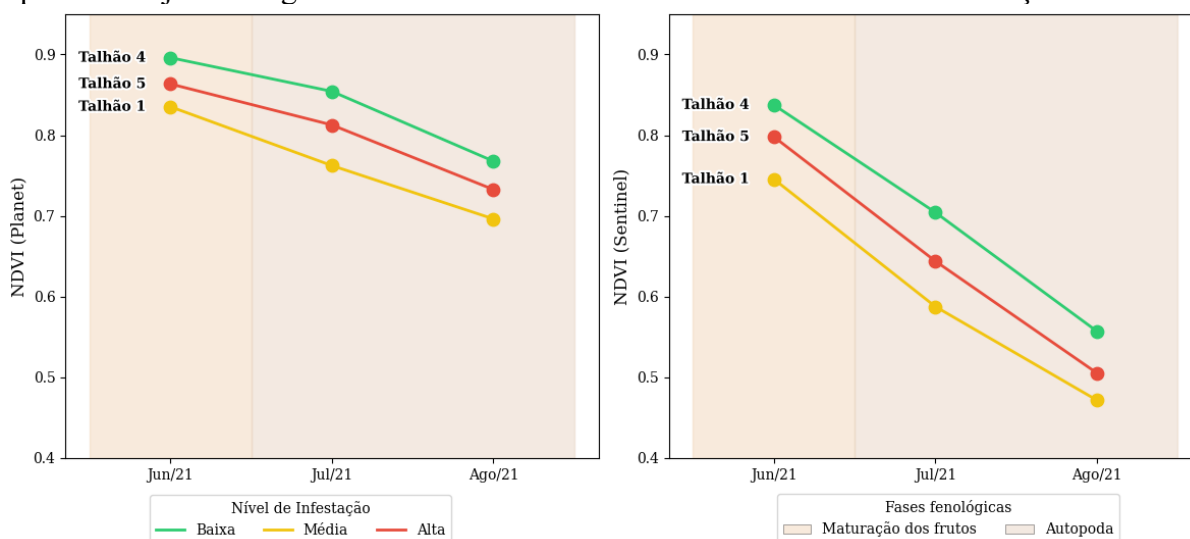
Figura 15 - Variação temporal do NDVI obtido por imagens Sentinel-2A nos talhões de estudo, relacionando as fases fenológicas da cultura com os níveis de infestação do BMC.



Os talhões com baixa infestação (1, 3 e 4) mantiveram valores de NDVI constantes ao longo do ciclo, variando entre 0,5 e 0,7. Durante a fase de autopoda, todos os talhões apresentaram redução nos valores de NDVI, com variação entre 0,4 e 0,7. Os talhões com infestação média e alta (2 e 5) exibiram maior variabilidade, especialmente durante a fase de maturação dos frutos. Quanto aos desvios padrão, observa-se maior amplitude durante as fases de formação e maturação dos grãos, particularmente nas Áreas 2 e 5, enquanto os menores desvios ocorreram durante a fase vegetativa, indicando maior homogeneidade nos valores de NDVI neste período. Destaca-se nas Figuras 14 e 15 que ambos os sensores capturaram a redução do NDVI durante a fase de autopoda e os aumentos durante a formação dos grãos.

Na Figura 16 apresenta-se a evolução temporal dos valores médios de NDVI para três talhões com diferentes níveis de infestação do BMC (talhão 4: baixa, talhão 1: média e talhão 5: alta) durante o período de junho a agosto de 2021. A comparação é realizada entre os dois sistemas sensores, onde é observado que ambos captaram a tendência de redução do NDVI ao longo do período analisado, que coincide com as fases fenológicas de maturação dos frutos e autopoda.

Figura 16 – Comparação da dinâmica temporal do NDVI entre os dois sensores durante o período de junho a agosto de 2021 em talhões com diferentes níveis de infestação do BMC.



Além disto, os valores de NDVI do sensor Planet são consistentemente mais elevados que os do Sentinel-2A para todos os talhões, com diferenças mais acentuadas em agosto/2021. Nota-se também que, em ambos os sensores, o talhão com baixa infestação (talhão 4) manteve valores de NDVI superiores aos talhões com média e alta infestação durante todo o período analisado.

Na Tabela 2, são apresentados os valores dos desvios padrão do NDVI para diferentes talhões e sistemas sensores.

Tabela 2 - Desvios padrão do NDVI por talhão e sensor.

<i>Sistema /Sensor</i>	<i>Talhão</i>	<i>Mês com maior desvio padrão</i>	<i>Valor máximo</i>	<i>Mês com menor desvio padrão</i>	<i>Valor mínimo</i>	<i>Média do desvio padrão</i>
Planet	Talhão 1	Jun/21	0,093	Jan/22	0,033	0,057
Planet	Talhão 2	Ago/20	0,088	Out/21	0,051	0,068
Planet	Talhão 3	Jan/21	0,090	Dez/21	0,045	0,068
Planet	Talhão 4	Dez/20	0,084	Out/21	0,029	0,051
Planet	Talhão 5	Mai/21	0,089	Dez/21	0,036	0,063
Sentinel-2	Talhão 1	Jun/22	0,118	Out/20	0,036	0,066
Sentinel-2	Talhão 2	Mai/22	0,105	Out/20	0,050	0,080
Sentinel-2	Talhão 3	Jul/21	0,115	Out/20	0,049	0,082
Sentinel-2	Talhão 4	Jul/21	0,090	Out/20	0,030	0,059
Sentinel-2	Talhão 5	Jul/22	0,129	Out/20	0,054	0,082

Para as imagens do Planet, o maior desvio padrão foi observado no talhão 1 em junho de 2021 (0,093), enquanto o menor valor ocorreu no Talhão 4 em outubro de 2021 (0,029). Nas imagens Sentinel-2, o talhão 5 apresentou a maior variabilidade em junho de 2022 (0,129), e o menor desvio padrão foi registrado no Talhão 4 em outubro de 2020 (0,030). Nota-se que os meses com maior variabilidade se concentram principalmente no período de maio a agosto, enquanto os menores desvios padrão ocorrem predominantemente entre outubro e janeiro.

4.3 Discussão

A análise visual inicial das imagens orbitais (Figura 12) indica que, no talhão 2, observam-se falhas de plantio evidentes, que não podem ser atribuídas diretamente ao sintoma do BMC, mas possivelmente resultam da remoção de plantas nestes pontos. As marcas horizontais bem definidas, principalmente no lado oeste do talhão 2, sugerem falhas no sistema de irrigação. Assim, mesmo durante um período de alta infestação para ambos os talhões (abril a julho de 2021), existem diferenças significativas nas respostas espectrais, particularmente no

talhão 5, indicando que outros fatores bióticos e abióticos interferem na resposta espectral, dificultando a caracterização específica do BMC neste nível de observação.

A análise comparativa do NDVI obtido pelos sensores Planet e Sentinel-2 (Figura 13) revela uma consistência temporal entre os sensores nas médias de todos os talhões monitorados. Ambos demonstraram capacidade de capturar as variações sazonais da cultura do café ao longo das diferentes fases fenológicas. Destaca-se que as imagens Sentinel-2, apesar da menor resolução espacial, apresentam maior desvio padrão médio (Tabela 2), o que pode ser vantajoso na análise de áreas com altas infestações, isto é, captando maior variabilidade nas plantas do talhão.

Os valores mais baixos de NDVI no início da fase vegetativa, especialmente em outubro, refletem características morfológicas da cultivar Mundo Novo, cujas folhas jovens apresentam coloração bronze (Carvalho *et al.*, 2022). O aumento abrupto do NDVI de outubro para novembro está relacionado à maturação das folhas e à adubação realizada neste período (GUimarães *et al.*, 1999; Rezende *et al.*, 2023), que intensifica o metabolismo da planta. Este padrão corrobora com Silva *et al.* (2004), que identificaram que 78% do crescimento total do cafeeiro ocorre durante a estação quente e chuvosa (outubro a março).

Durante a formação dos grãos, o NDVI elevou-se progressivamente até 0,8-0,9, coincidindo com o período de maior pluviosidade (150-220 mm mensais) e temperaturas médias entre 22-24°C. Na fase de maturação dos frutos, os valores ascendentes de NDVI podem ser explicados pela copa mais densa e completa, resultando em maior biomassa (Camargo; Camargo, 2001). Na autopoda, todos os talhões apresentaram redução nos valores de NDVI, independentemente do nível de infestação, relacionada à senescência e morte dos ramos plagiotrópicos produtivos, conforme descrito por Camargo e Camargo (2001).

Em relação aos períodos críticos para detecção da praga, os talhões 2 e 5 apresentaram maior infestação durante a fase de maturação dos frutos (abril-julho). Este período coincidiu com a redução gradativa das chuvas (Figura 11), condição que favorece o desenvolvimento do inseto-praga, conforme demonstrado em Souza *et al.* (1998). Neste período, os meses de junho e julho destacam-se por apresentarem maior desvio padrão (Figura 14, Figura 15 e Tabela 2) e coincidem com o período de menor pluviosidade, sugerindo que estes meses são relevantes para caracterização do BMC em áreas infestadas.

Em sequência, a Figura 16 demonstra que junho, julho e agosto são os meses em que há maior distinção entre áreas com diferentes níveis de infestação, reforçando a importância deste período para o monitoramento orbital da praga. Ao analisarmos individualmente os talhões, o

talhão 4, que apresentou os menores níveis de infestação, também exibiu o menor desvio padrão médio (0,051 para Planet e 0,059 para Sentinel). Em contraste, o talhão 5, caracterizado pelos maiores níveis de infestação, apresentou um dos maiores desvios padrão médios (0,063 para Planet e 0,082 para Sentinel), particularmente durante os períodos de maturação dos frutos e autopoda.

O alto vigor vegetativo e porte característicos da cultivar Mundo Novo (Carvalho *et al.*, 2022) explicam a manutenção de valores relativamente elevados de NDVI mesmo nos talhões altamente infestados. Por não se tratar de condições controladas, outros estresses bióticos como nematoides, cercosporiose e ferrugem podem estar presentes simultaneamente, influenciando os padrões de NDVI observados. Além disso, fatores abióticos como disponibilidade hídrica, temperatura e manejo nutricional também exercem influência considerável sobre a resposta espectral do cafeeiro (Silva *et al.*, 2004).

4.4 Conclusão

O monitoramento via sensoriamento remoto orbital do BMC revelou que o NDVI responde predominantemente aos fatores climatológicos e ao ciclo fenológico da cultura, frequentemente sobrepondo-se aos efeitos da infestação nos talhões.

Apesar desta limitação, observou-se que áreas com maior infestação apresentaram maior desvio padrão nos valores espectrais, enquanto áreas menos infestadas exibiram menor variabilidade. Os meses de junho e julho destacaram-se como período crítico, com maior infestação, maior desvio padrão e menor precipitação, indicando um intervalo potencialmente significativo para o monitoramento orbital do BMC.

Para aprimorar a detecção, recomenda-se o desenvolvimento de abordagens com séries temporais mais extensas e métodos que considerem a variabilidade espacial da infestação. Esta variabilidade que ocorre dentro do talhão pode ser compreendida por meio do estudo do comportamento espectral de plantas individuais, que possuem o potencial de serem diferenciáveis em escalas de maior detalhamento, como dossel e foliar, aspectos abordados nos capítulos subsequentes desta pesquisa.

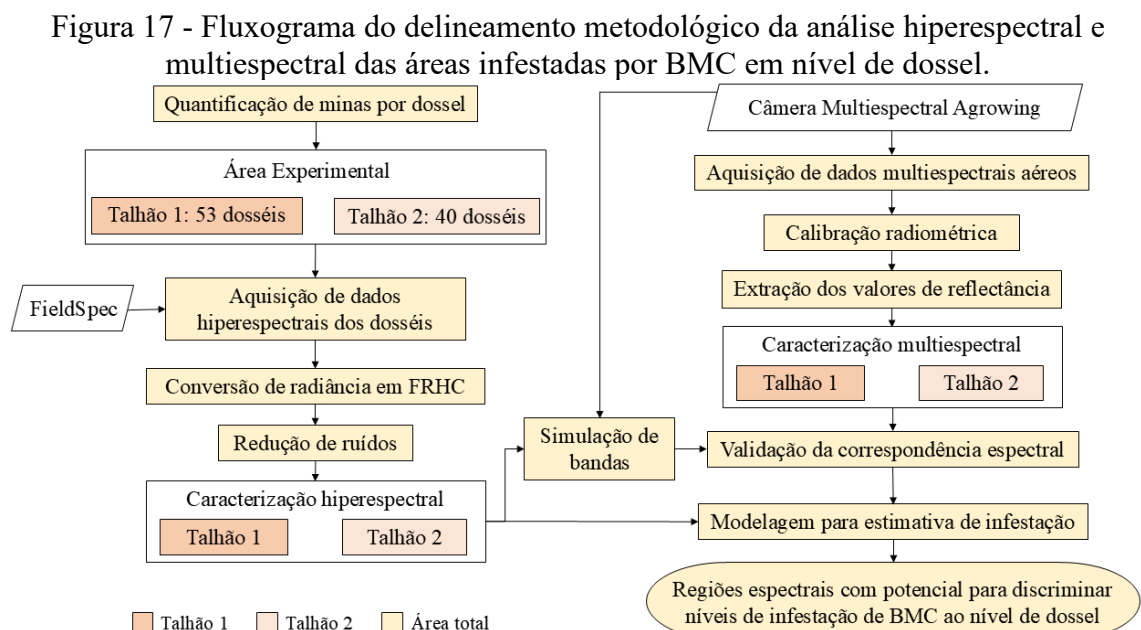
CAPÍTULO 5: ANÁLISE DA INFESTAÇÃO DE BMC NO NÍVEL DE DOSSEL

Este capítulo foi parcialmente publicado no *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, doi: 10.5194/isprs-annals-X-3-2024-285-2024, intitulado "*UAV imaging for spectral characterization of Coffee Leaf Miner (*Leucoptera coffeella*) infestation in the Cerrado Mineiro region*".

Este capítulo apresenta uma análise da infestação do BMC em nível de planta, utilizando sensoriamento remoto hiperespectral e multiespectral para discriminar diferentes agrupamentos de ataques da praga. A investigação em escala intermediária busca caracterizar espectralmente as plantas infestadas, avaliar a correspondência entre medições terrestres e aéreas, e desenvolver modelos para estimar o número médio de minas por planta. Esta abordagem em nível de dossel representa um avanço em relação à análise orbital, oferecendo maior detalhamento espacial e espectral, e atende a um dos objetivos específicos desta tese ao identificar, nesta escala, as regiões espectrais mais relevantes para detecção do BMC.

5.1 Metodologia

Para avaliar se o sensoriamento remoto pode ser utilizado para discriminar diferentes agrupamentos de ataques do BMC ao nível de dossel, foi proposto o fluxograma apresentado na Figura 17.



5.1.1 Caracterização Agronômica dos Dosséis Infestados pelo BMC

Devido à distribuição espacial das plantas na área experimental controlada, foram analisadas um total de 53 plantas no talhão 1, composto inteiramente pela cultivar Topázio MG-1190. No talhão 2, que continha parcelas com diferentes cultivares, foram analisadas 40 plantas especificamente da cultivar Topázio MG-1190 para padronizar os levantamentos em relação à primeira área, conforme evidenciado na Figura 18.

Figura 18 - Distribuição espacial das plantas avaliadas nos talhões experimentais.



Em cada planta, foram avaliadas 8 folhas localizadas no terceiro ou quarto par de ramos plagiotrópicos escolhidos aleatoriamente no terço médio/superior da planta, sendo 4 folhas ao norte e 4 ao sul. Foram contabilizadas as médias de minas por ponto amostral. Além da avaliação agronômica, as plantas analisadas foram georreferenciadas por um receptor GNSS pelo método de posicionamento cinemático em tempo real ou RTK (*real time kinematic*).

5.1.2 Aquisição e Pré-processamento de Dados Hiperespectrais

Antes da medição de cada conjunto de folhas ou dosséis, foi tomada a medida de radiância de uma placa Spectralon®, nas mesmas condições de iluminação, para posterior cálculo do espectro de reflectância.

Foram adquiridas 10 medidas de radiância espectral de cada dossel, utilizando um espectrorradiômetro FieldSpec® Handheld da Analytical Spectral Devices (ASD). Para as medições, o instrumento foi adaptado em uma haste de metal horizontal acoplada a um bastão de mira topográfica, como mostra a Figura 19A. As medidas foram feitas com uma distância do espectro às folhas de aproximadamente 30 cm (Figura 19B), definindo um campo de visado instantâneo (IFOV - *Instantaneous Field of View*) de 7 cm de diâmetro como área medida.

Figura 19 - (A) Aquisição dos dados hiperespectrais de um dossel de cafeeiro (B) o IFOV utilizado.



Em seguida, as medidas de radiância adquiridas em campo foram processadas no aplicativo ViewSpecPro, pertencente a empresa ASD. Após a o cálculo da média dos espectros de radiância de cada folha e dossel, foi calculado o FRHC (Fator de Reflectância Hemisférico Cônico), dado pela Equação 3, em que K é o fator de calibração da placa Spectralon®.

$$FRHC = \left(\frac{\text{Média da radiância do alvo}}{\text{Radiância da placa corrigida}} \right) * K \quad (3)$$

Com o objetivo de reduzir valores ruidosos, utilizou-se a faixa espectral de 400 a 1.000 nm, e um filtro de média móvel de 7 nm (pontos) foi aplicado aos dados para suavizar as assinaturas espectrais das folhas e dosséis. O filtro de média móvel calcula o valor espectral médio de todos os pontos dentro da janela especificada como o novo valor do ponto central (Tsai; Philpot, 1998).

5.1.3 Análise dos Dados Hiperespectrais

A análise dos dados hiperespectrais foi realizada por meio do cálculo das derivadas dos espectros utilizando o método proposto por Tsai e Philpot (1998), denominado análise derivativa, o qual permite identificar variações sutis nas características espectrais da vegetação.

Para cada dossel amostrado de ambos os talhões, foi calculada a primeira derivada da reflectância em relação ao comprimento de onda, utilizando a Equação 4:

$$\frac{ds}{d\lambda} = \frac{s(\lambda_j) - s(\lambda_i)}{\Delta\lambda} \quad (4)$$

Em que, $ds/d\lambda$ representa a primeira derivada da reflectância; $s(\lambda_j)$ e $s(\lambda_i)$ são os valores de reflectância nos comprimentos de onda adjacentes; $\Delta\lambda$ é o intervalo entre os comprimentos de onda.

Para cada parcela experimental (talhão 1 e talhão 2), foram calculadas as médias das primeiras derivadas de todos os dosséis amostrados, gerando uma curva derivativa média representativa de cada área. Este procedimento permitiu realçar as variações espectrais que poderiam estar relacionadas aos diferentes níveis de infestação do BMC.

5.1.4 Aquisição de Imagens Multiespectrais Aéreas

Na mesma área foi realizado um aerolevanteamento recobrimdo ambos os talhões, a uma altura de voo de 60 metros. Foi utilizada uma câmera digital multiespectral *Agrowing* (Sony Alpha 7R2 Sextuple) (Figura 20A) instalada em uma ARP (Figura 20B).

Figura 20 – Estratégia para coleta de dados multiespectrais aéreos. Em (A) a câmera *Agrowing* com seis cabeças de lentes ópticas, em (B) o veículo aéreo não tripulado, e em (C) os alvos das cores branco, cinza e preto, fixados em campo para realização da calibração por linha empírica.



O sensor utilizado possui 14 bandas espectrais, sensível à radiação das bandas centradas nos comprimentos de onda: 405, 430, 450, 490, 525, 550, 560, 570, 630, 650, 685, 710, 735 e 850 nm. O voo foi executado às 13h, a uma altitude de 60 metros, garantindo um GSD (*Ground Sampling Distance*) de 1 cm.

Para a calibração radiométrica das imagens, as assinaturas espectrais de alvos não reflexivos feitos de Etileno-Acetato de Vinila (EVA) (Figura 20C) foram medidas no dia do levantamento aéreo. Para tal, foi utilizado o mesmo espectrorradiômetro portátil para aquisição das medidas hiperespectrais das folhas e dosséis, e definido um FOV de 10° (FOV), por meio da incorporação de um filtro específico. Além disso, a distância do espectrorradiômetro ao alvo foi mantida em aproximadamente 11,4 cm, resultando em um campo de visada instantâneo (IFOV) de 1 cm.

5.1.5 Pré-processamento das Imagens Multiespectrais

As imagens brutas (.raw) passaram por alinhamento e co-registro de bandas utilizando o software *Agrowing Basic* 1.22, seguindo o fluxo de processamento recomendado pelo fabricante. Na sequência, as 14 bandas foram empilhadas para gerar um cubo espectral. As imagens resultantes foram exportadas em formato *tiff* e o ortomosaico foi gerado e georreferenciado utilizando o software Agisoft Metashape 1.3.

Para a calibração radiométrica do ortomosaico, foi utilizado o método da linha empírica (Smith; Milton, 1999). Para isso, gerou-se uma regressão linear para cada banda, relacionando o número digital do pixel à reflectância dos alvos utilizados (Porto; Berveglieri; Imai, 2023). Os valores empíricos de ganho e offset foram calculados no software ENVI 5.1. Em seguida, calculou-se o FRHC dos alvos, que envolveu a razão entre o fluxo radiante médio refletido pelo alvo e aquele de uma superfície difusora ideal, representada por uma placa de Spectralon®, sob condições geométricas e de iluminação idênticas.

Para cada planta avaliada em campo, foram extraídas e tabuladas as médias espectrais dos valores de reflectância do topo das plantas, obtidas nas imagens. Assim, a faixa ideal para discriminar BMC nas plantas foi identificada por meio de uma análise que focou na determinação da região espectral de maior variância nas assinaturas espectrais entre as reflectâncias extraídas das imagens.

5.1.6 Avaliação da Correspondência Espectral entre Medições Terrestres e Aéreas

Para viabilizar a comparação entre os dados hiperespectrais coletados em campo (*FieldSpec*) e os dados multiespectrais aéreos (*Agrowing*), foi necessário realizar a transformação dos dados hiperespectrais para a configuração espectral do sensor *Agrowing*, modelada como uma função gaussiana. Esta transformação foi executada por meio do processo de convolução dos dados hiperespectrais com a função resposta espectral do sensor multiespectral.

O processo de reamostragem espectral baseia-se no princípio de que a radiância total medida em cada canal espectral (R_c) representa a integração ponderada do espectro de radiância ao longo da largura da banda específica do sensor (Kidder; Haar, 1995), conforme a Equação 5.

$$R_c = \frac{\int_{\lambda_1}^{\lambda_2} R(\lambda) \times Fr(\lambda) d\lambda}{\int_{\lambda_1}^{\lambda_2} Fr(\lambda) d\lambda} \quad (5)$$

Em que, R_c é a radiância simulada para cada banda do sensor *Agrowing*; $R(\lambda)$ representa o espectro de radiância original medido pelo *FieldSpec*; $Fr(\lambda)$ é a função resposta espectral de cada banda do sensor *Agrowing*; λ_1 e λ_2 definem os limites do intervalo espectral de cada banda.

A transformação permite que os dados hiperespectrais sejam convertidos para o mesmo formato espectral dos dados multiespectrais adquiridos pelo sensor embarcado na plataforma aérea, possibilitando assim a análise de correspondência espectral entre as duas fontes de dados. As especificações das bandas do sensor multiespectral estão descritas no item 5.1.4 do capítulo 5.

Para avaliar a qualidade do ajuste entre os dados hiperespectrais simulados e os dados multiespectrais, foram calculados os coeficientes de correlação de Pearson (r) para cada banda espectral, considerando todas as plantas amostradas nos talhões 1 e 2 (Equação 6).

$$\text{Correlação de Pearson (r)} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_{hiper} - \bar{x}_{hiper})(x_{multi} - \bar{x}_{multi})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_{hiper} - \bar{x}_{hiper})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_{multi} - \bar{x}_{multi})^2}} \quad (6)$$

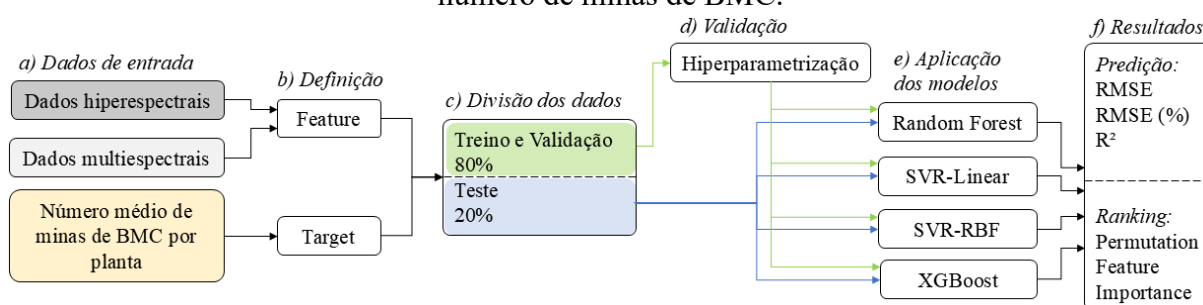
Em que, x_{hiper} representa o valor da reflectância para a planta i nos dados hiperespectrais simulados; x_{multi} representa o valor da reflectância para a planta i nos dados multiespectrais; n é o número de amostras; $\bar{x}_{hiper}$ e $\bar{x}_{multi}$ são as médias dos valores de reflectância nos dados simulados e multiespectrais, respectivamente.

A partir destes, foram derivados os coeficientes de determinação (R^2) elevando-se ao quadrado os valores de r , procedimento válido para correlações entre duas variáveis, que representam a proporção da variância compartilhada entre os dois conjuntos de dados. Para cada planta (identificada por ID), foi obtido um valor único de R^2 que representa a média dos coeficientes de determinação calculados para todas as bandas espectrais analisadas. Na análise gráfica, optou-se por apresentar os valores de R^2 por planta para facilitar a interpretação da correspondência entre os conjuntos de dados.

5.1.7 Estimativa do Número de Minas de BMC por Planta

Para avaliar a viabilidade de estimativa do número de minas por planta, foram desenvolvidos modelos de regressão utilizando dados hiperespectrais e multiespectrais dos 93 dosséis amostrados. A modelagem foi implementada em linguagem Python, utilizando a biblioteca *scikit-learn* para aprendizado de máquina. O fluxo completo do processo de modelagem é apresentado na Figura 21, que ilustra desde a entrada dos dados até a avaliação final dos resultados.

Figura 21 - Estrutura da arquitetura de aprendizado de máquina utilizada para estimativa do número de minas de BMC.



Os modelos foram desenvolvidos considerando três cenários distintos: utilizando dados do talhão 1 isoladamente, dados do talhão 2 isoladamente e dados combinados dos dois talhões. Esta abordagem foi adotada devido às diferentes condições agrônômicas entre as áreas, permitindo avaliar o desempenho dos modelos tanto em condições específicas quanto generalizadas. Para cada cenário, os dados foram inicialmente divididos em conjuntos de treinamento (80%) e teste (20%), sendo esta divisão realizada considerando a distribuição espacial das amostras para evitar autocorrelação espacial entre os conjuntos.

Com base em trabalhos anteriores de regressão (Doan; Kalita, 2015; Osco *et al.*, 2020), foram avaliados quatro algoritmos: *Random Forest* (RF), *XGBoost* (XGB), *Support Vector Regression* com kernel linear (SVR-Linear) e *Support Vector Regression* com kernel RBF (*Radial Basis Function*), isto é, um SVR-RBF. O RF é um algoritmo baseado em árvores de decisão, que combina vários preditores de árvores de forma que cada árvore dependa de valores de um vetor independente aleatório (Breiman, 2001). O SVR, por sua vez, é uma extensão do Support Vector Machine (SVM) para problemas de regressão que separa um espaço de atributos usando um hiperplano e busca minimizar a função de erro, enquanto maximiza as margens entre as instâncias e um limite de tolerância (Drucker *et al.*, 1997). O SVR é recomendado para situações em que se deseja prever valores contínuos e pode lidar bem com dados de alta dimensionalidade. Por fim, o XGB implementa um método de “*ensemble forward stage-wise*” e calcula gradientes de segunda ordem de uma função de perda (Bruce; Bruce; Gedek, 2020).

A otimização dos hiperparâmetros de cada modelo foi realizada através do método *RandomizedSearchCV* com validação cruzada (5-fold). Para o RF, foram otimizados parâmetros como número de árvores, profundidade máxima e número mínimo de amostras para divisão e para folhas. No XGB, além destes, foram ajustados a taxa de aprendizado e parâmetros de subamostragem. Para os modelos SVR, foram otimizados o parâmetro de regularização (C), epsilon e, no caso do kernel RBF, também o parâmetro gamma.

O processo de validação dos modelos foi conduzido em duas etapas complementares. Primeiramente, durante a fase de treinamento, foi aplicada validação cruzada com 5 partições para avaliar a robustez dos modelos e sua capacidade de generalização em diferentes subconjuntos dos dados de treinamento (Géron, 2019). Posteriormente, foi realizada uma validação final utilizando o conjunto de teste independente, que não foi utilizado durante o processo de treinamento e otimização.

Para avaliar quantitativamente o desempenho dos modelos, primeiramente foi avaliado o p-valor para determinar a significância estatística, garantindo que apenas modelos estatisticamente relevantes fossem considerados. Somente após confirmar a significância estatística ($p < 0,05$), as demais métricas foram consideradas para avaliar a qualidade das predições. Para isso, foram utilizadas as seguintes métricas complementares: RMSE, RMSE percentual e R^2 (Tabela 3).

O RMSE representa a magnitude média dos erros de predição do modelo, sendo que quanto menor seu valor, maior a precisão das estimativas. O RMSE% normaliza o RMSE pela média dos valores observados, permitindo a comparação entre diferentes conjuntos de dados,

independentemente de sua escala. O R^2 varia entre valores menores que zero e um, onde R^2 igual a 1 representa um ajuste perfeito do modelo aos dados observados, e quanto menor este valor, menor a capacidade preditiva do modelo (Bruce; Bruce; Gedek, 2020).

Tabela 3 - Métricas estatísticas utilizadas para avaliação dos modelos de estimativa do número de minas de BMC.

<i>Métrica Estatística</i>	<i>Equação</i>
Raiz do Erro Médio Quadrático (RMSE)	$\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - x_m)^2}{n}}$
RMSE Percentual (RMSE%)	$\frac{RMSE}{\bar{x}_m} \times 100$
Coefficiente de Determinação (R^2)	$1 - \frac{\sum_{i=1}^n (x_m - x_i)^2}{\sum_{i=1}^n (x_m - \bar{x}_m)^2}$

Em que, x_i é o número estimado de minas; x_m é o número medido de minas; n é o número de amostras; $\bar{x}_m$ e $\bar{x}_i$ são as médias dos valores medidos e estimados, respectivamente.

Para avaliar a contribuição relativa dos dados espectrais na performance do modelo, foi aplicado o método *Permutation Feature Importance* ao modelo que apresentou os melhores resultados estatísticos. Esta técnica avalia a importância de cada *feature* (comprimento de onda) através da mensuração do impacto resultante no desempenho preditivo do modelo. Este método é independente do algoritmo utilizado, podendo ser aplicado a diversos modelos de aprendizado de máquina como SVR, RF ou XGBoost (Breiman, 2001; Fisher *et al.*, 2019). Valores positivos de importância indicam que a *feature* contribui positivamente para a acurácia do modelo, enquanto valores negativos sugerem que a *feature* pode introduzir ruído.

5.2 Resultados

5.2.1 Caracterização do Número Médio de Minas dos Dosséis

Para avaliar a infestação do BMC nos talhões estudados, realizou-se a contagem do número médio de minas por planta, considerando separadamente as faces norte e sul de cada cafeeiro. O Quadro 2 apresenta os resultados desta avaliação para os dois talhões da área experimental controlada, evidenciando a distribuição e intensidade da infestação em cada planta amostrada.

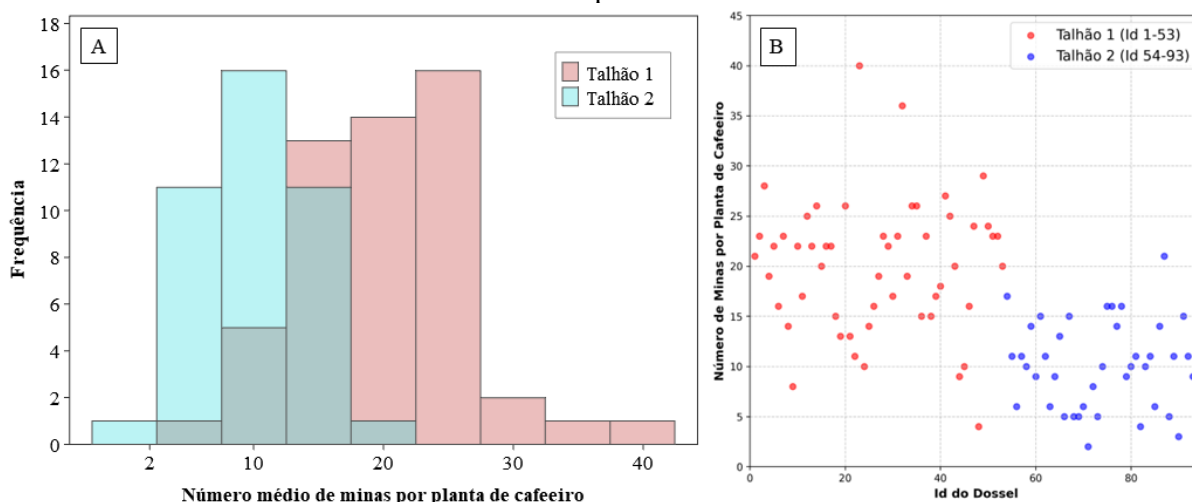
Inicialmente é possível observar diferenças nos padrões de infestação entre os dois talhões avaliados. O talhão 1 apresentou valores variando de 4 a 40 minas por planta, enquanto o talhão 2 mostrou uma infestação com amplitude de 2 a 21 minas. Observa-se também uma tendência de maior infestação na face sul das plantas no talhão 1 (média de 12 minas) em comparação com a face norte (8 minas), padrão que não se mostrou tão evidente no talhão 2.

Quadro 2 - Número de minas dos dosséis avaliados por planta nos talhões da área experimental controlada. A diferença de cores das células busca evidenciar os cafeeiros com maior número de minas (vermelho) daqueles menos minas (verde), dentro de cada coluna.

Área 1: Talhão 1				Área 1: Talhão 2			
Planta	Total Norte	Total Sul	Total por planta	Planta	Total Norte	Total Sul	Total por planta
1	8	13	21	1	0	17	17
2	15	8	23	2	7	4	11
3	12	16	28	3	1	5	6
4	8	11	19	4	3	8	11
5	6	16	22	5	0	10	10
6	5	11	16	6	6	8	14
7	8	15	23	7	5	4	9
8	5	9	14	8	5	10	15
9	1	7	8	9	5	6	11
10	9	13	22	10	4	2	6
11	9	8	17	11	5	4	9
12	13	12	25	12	5	8	13
13	11	11	22	13	3	2	5
14	13	13	26	14	7	8	15
15	6	14	20	15	1	4	5
16	9	13	22	16	4	1	5
17	8	14	22	17	3	3	6
18	10	5	15	18	0	2	2
19	3	10	13	19	6	2	8
20	16	10	26	20	4	1	5
21	5	8	13	21	0	10	10
22	2	9	11	22	6	10	16
23	10	30	40	23	12	4	16
24	4	6	10	24	7	7	14
25	3	11	14	25	9	7	16
26	9	7	16	26	4	5	9
27	7	12	19	27	3	7	10
28	9	14	23	28	3	8	11
29	9	13	22	29	0	4	4
30	6	11	17	30	10	0	10
31	10	13	23	31	11	0	11
32	13	23	36	32	2	4	6
33	9	10	19	33	8	6	14
34	11	15	26	34	6	15	21
35	8	18	26	35	3	2	5
36	2	13	15	36	4	7	11
37	10	13	23	37	3	0	3
38	6	9	15	38	10	5	15
39	6	11	17	39	6	5	11
40	9	9	18	40	5	4	9
41	5	22	27				
42	12	13	25				
43	11	9	20				
44	7	2	9				
45	4	6	10				
46	6	10	16				
47	11	13	24				
48	2	2	4				
49	17	12	29				
50	14	10	24				
51	6	17	23				
52	7	16	23				
53	10	10	20				

A Figura 22 indica do número médio de minas por planta avaliada nas duas parcelas e demonstra que as áreas avaliadas em ambos os talhões exibem uma infestação homogênea de BMC, no entanto, com médias diferentes.

Figura 22 - Distribuição do número médio de minas por planta avaliada nas duas parcelas. (A) As barras em rosa representam o número médio de minas do talhão 1, enquanto as barras em azul claro representam o talhão 2. A coloração escura no centro mostra a sobreposição dos histogramas de ambas as áreas. (B) Gráfico de dispersão do número de minas em função do identificador da planta de cafeeiro.



Além disto, na parcela mais infestada (talhão 1), observa-se uma tendência inicial de distribuição normal, entretanto, à medida que os valores aumentam, nota-se um declínio na frequência dos dados, acompanhado de maior dispersão em direção aos extremos superiores da amplitude. A ampla faixa de amplitudes dos dados também indica variabilidade significativa dentro da amostra, que apresenta uma média de aproximadamente 20 minas por planta, variando de um mínimo de 2 a um máximo de 40. A inclinação do histograma à direita (Figura 22) sugere uma distribuição não simétrica, com maior concentração de valores inferiores e uma cauda prolongada em direção aos valores mais elevados.

No talhão 2, observou-se uma distribuição normal, com simetria em torno da média. Se comparado ao talhão 1, a amplitude dos dados é relativamente estreita, com valores variando de 2 a 21, e média aproximada de 10. Esta concentração de valores em torno da média sugere um agrupamento significativo dos pontos de dados ao redor deste valor central.

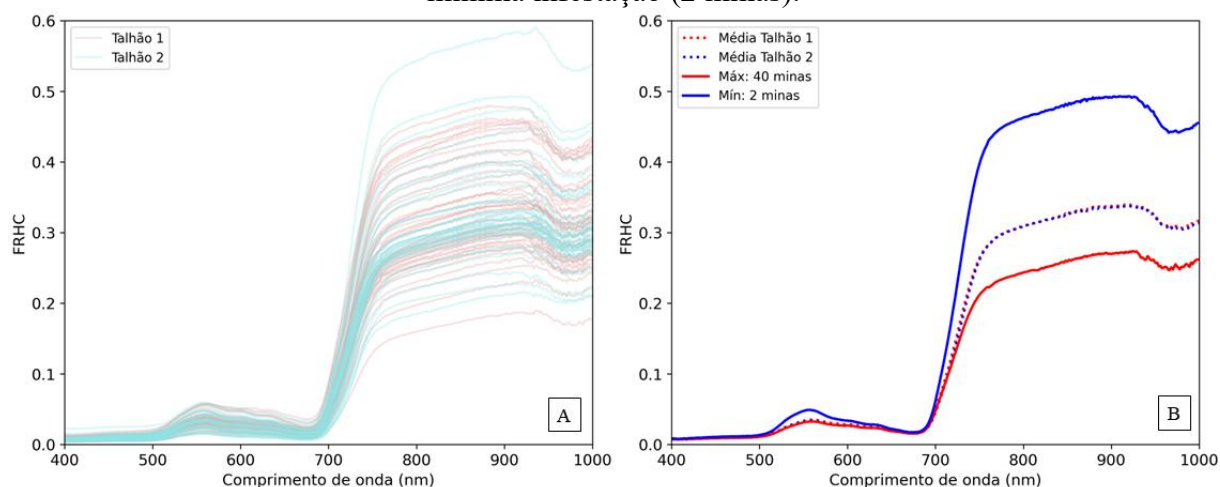
Além disto, conforme evidenciado na Figura 22, o segundo talhão apresenta menor variabilidade no número de minas por planta quando comparada ao talhão 1, demonstrando que o nível de infestação estava em estágio mais avançado na primeira parcela. Destaca-se que foi constatada a presença do BMC em todas as plantas de cafeeiros amostrados em ambas as

parcelas, não havendo avaliação ou medida de dosséis saudáveis. A análise estatística dos dados revelou ausência de *outliers* e aderência à distribuição normal, corroborando com a confiabilidade e homogeneidade dos dados obtidos.

5.2.2 Caracterização Hiperespectral de Dosséis

A caracterização hiperespectral dos dosséis foi realizada considerando todos os espectros coletados em campo, totalizando 53 dosséis no talhão 1 e 40 dosséis no talhão 2. Os dados hiperespectrais obtidos cobrem a região do visível ao infravermelho próximo (400 - 1.000 nm). Os dados foram analisados considerando tanto a variabilidade total dos espectros (Figura 23A) quanto os valores médios e casos extremos de infestação encontrados nas áreas experimentais (Figura 23B).

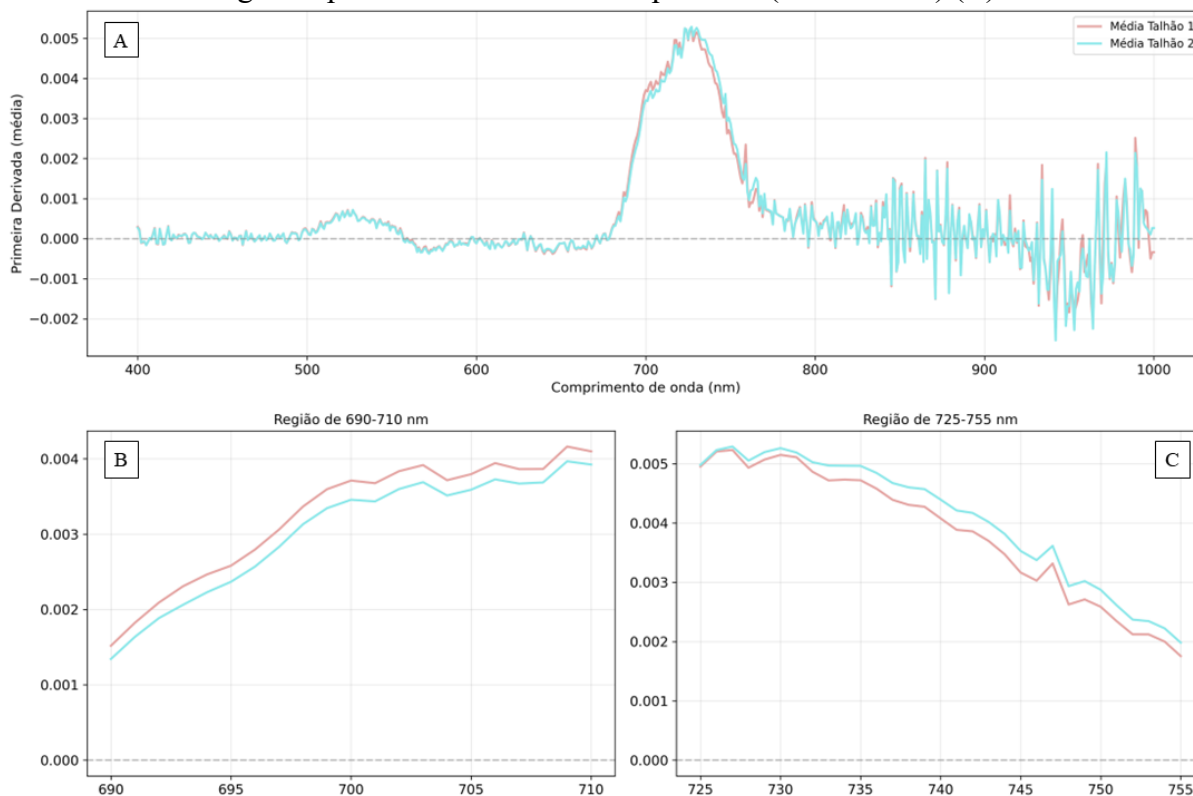
Figura 23 - Dosséis do talhão 1 apresentados em vermelho e do talhão 2 em azul: (A) Espectros individuais dos dosséis do talhão 1 (vermelho) e talhão 2 (azul); (B) Espectros médios dos talhões e casos extremos de infestação, onde a linha contínua vermelha representa o dossel com máxima infestação (40 minas) e a linha contínua azul representa o dossel com mínima infestação (2 minas).



Na Figura 23A, os espectros individuais apresentam-se sobrepostos, dificultando uma discriminação entre os talhões. Na Figura 23B, os casos extremos de infestação revelam diferenças mais evidentes, com a linha contínua vermelha representando o dossel com máxima infestação (40 minas) e a linha contínua azul o dossel com mínima infestação (2 minas). As principais diferenças espectrais entre estes extremos são observadas na região de 560 nm e a partir da região de 700 nm.

Para aprofundar a análise das diferenças espectrais entre os talhões, realizou-se a análise derivativa dos espectros médios dos Talhões 1 e 2, que revelou diferenças em regiões específicas do espectro eletromagnético, conforme mostrado na Figura 24.

Figura 24 – Resultado da análise derivativa dos espectros médios dos Talhões 1 (vermelho) e 2 (azul) com detalhes das regiões espectrais mais discriminantes. Primeira derivada ao longo de todo o espectro (400-1000 nm) (A); espectro na região do *red edge* (690-710 nm) (B); região espectral do infravermelho próximo (725-755 nm) (C).

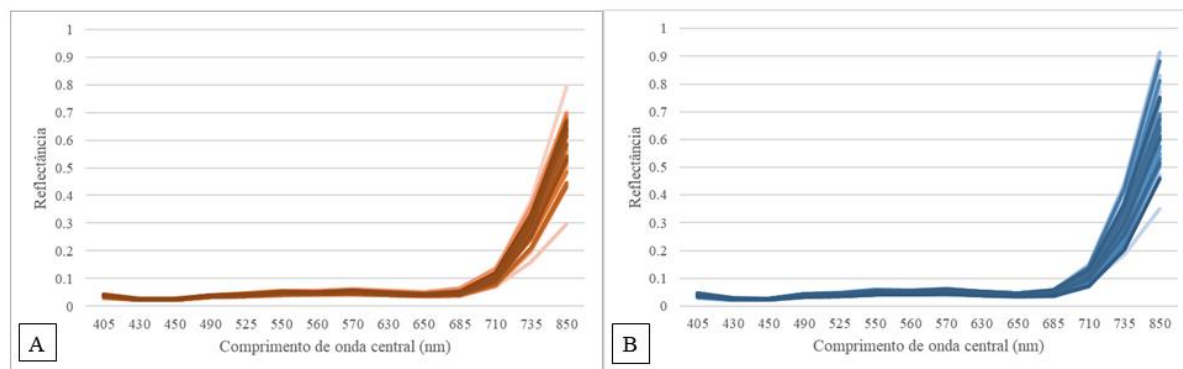


A primeira derivada dos espectros (Figura 24A) apresentou variações mais pronunciadas na região do *red edge* (690-710 nm) e no início do infravermelho próximo (725-755 nm). Estas regiões, destacadas na Figura 24BC, mostraram comportamentos distintos entre os talhões, sugerindo potenciais áreas espectrais para discriminação dos níveis de infestação do BMC.

5.2.3 Caracterização Multiespectral de Dosséis e Talhões

As medidas espectrais obtidas a partir das bandas do sensor multiespectral, definidas no intervalo de 405 a 850 nm, estão indicadas na Figura 25, que expressa o comportamento espectral dos dosséis dos talhões 1 e 2.

Figura 25 – Reflectância de superfície dos dosséis nas bandas do sensor multiespectral, expressas pelos comprimentos de onda centrais das bandas definidas no intervalo de 405 a 850 nm para o talhão 1 (A) e talhão 2 (B).



A análise espectral das imagens obtidas pela câmera multiespectral na primeira parcela (Figura 25A) revela uma variabilidade a partir de 685 nm, evidenciando que as regiões do *red edge* e do infravermelho próximo são fundamentais para caracterizar a variabilidade espectral do talhão mais infestado.

Na parcela menos infestada, (Figura 25B), observa-se padrão similar de variabilidade, porém com valores mais elevados de reflectância, particularmente nas bandas de 735 nm e 850 nm, correspondentes ao *red edge* e infravermelho próximo, respectivamente.

5.2.4 Análise da Correspondência Espectral entre Medições Terrestres e Aéreas

O grau de concordância entre as medidas hiperespectrais simuladas e aquelas extraídas das imagens multiespectrais, expresso pelo R^2 calculado para cada dossel dos talhões 1 e 2, é apresentado na Figura 26.

Figura 26 - Coeficientes de determinação (R^2) obtidos na análise de correspondência espectral entre dados hiperespectrais simulados e dados multiespectrais para cada dossel amostrado no talhão 1 (A) e talhão 2 (B).



No talhão 1, os coeficientes de determinação variaram entre 0,93 e 0,99, com 94% dos dosséis apresentando R^2 superior a 0,95. De forma similar, o talhão 2 apresentou coeficientes R^2 entre 0,94 e 0,99, com 92% dos dosséis mostrando R^2 acima de 0,95. Os valores mais baixos de R^2 foram observados nas plantas 52 ($R^2 = 0,93$) do talhão 1 e 66 ($R^2 = 0,94$) do talhão 2, enquanto os valores mais altos foram registrados nas plantas 46 e 74 ($R^2 = 0,99$).

5.2.5 Modelos para Estimativa do Número de Minas de BMC por Planta

A Tabela 4 apresenta os resultados obtidos para os diferentes modelos de aprendizado de máquina aplicados aos dados hiperespectrais (400 a 1.000 nm) e multiespectrais (14 bandas) nos três cenários de estudo: talhão 1, talhão 2 e talhões combinados. Os modelos SVR-Linear e SVR-RBF, com dados hiperespectrais no talhão 2, foram os únicos a apresentar significância estatística ($p < 0,05$). Para o talhão 1, o modelo XGB com dados hiperespectrais obteve o menor p-valor (0,344), embora sem significância estatística e com coeficiente de determinação negativo ($R^2 = -0,205$).

Tabela 4 - Desempenho dos algoritmos baseados em aprendizado de máquina para os diferentes cenários para o conjunto de dados hiperespectrais e multiespectrais.

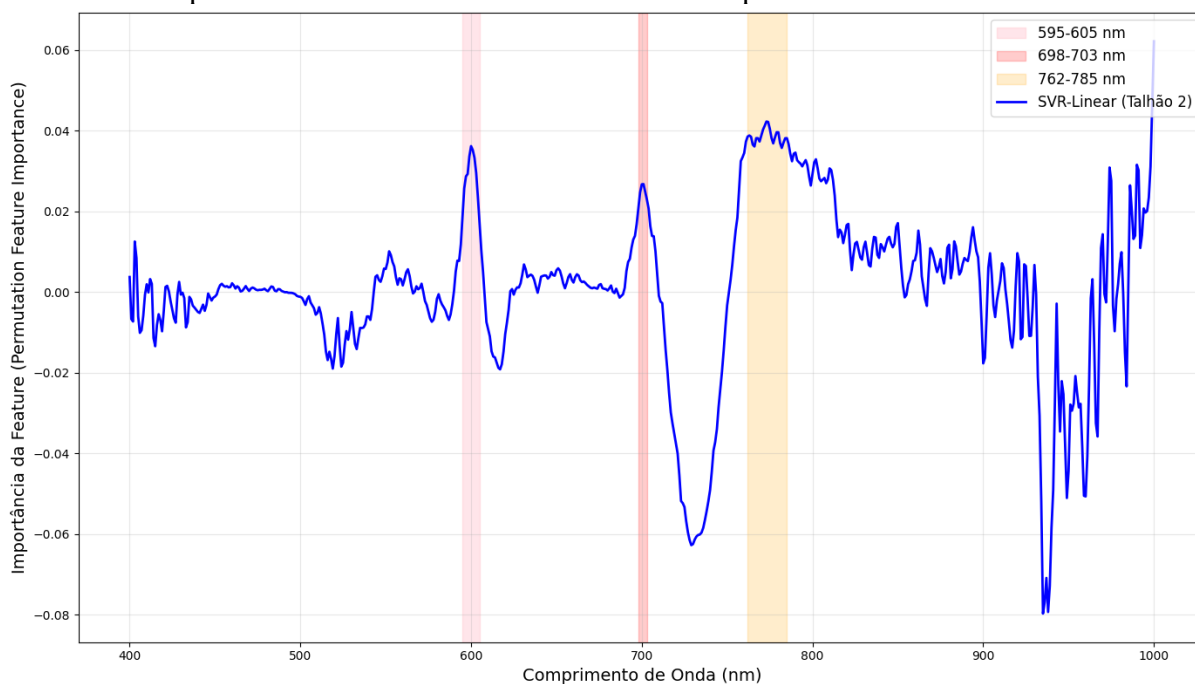
<i>Cenário</i>		<i>Modelo</i>	<i>P-valor</i>	<i>RMSE</i>	<i>RMSE %</i>	<i>R²</i>
<i>Hiperespectral</i>	Talhão 1	RF	0,766	5,778	30,095	-0,122
	Talhão 1	XGB	0,344	5,988	31,188	-0,205
	Talhão 1	SVR-Linear	0,533	5,929	30,881	-0,181
	Talhão 1	SVR-RBF	0,533	6,075	31,642	-0,240
	Talhão 2	RF	0,348	5,535	54,671	0,067
	Talhão 2	XGB	0,602	5,624	55,542	0,038
	Talhão 2	SVR-Linear	0,038	5,490	54,224	0,083
	Talhão 2	SVR-RBF	0,039	5,727	56,565	0,002
	Talhão 1 e 2	RF	0,176	6,993	46,105	0,050
	Talhão 1 e 2	XGB	0,090	6,892	45,443	0,077
	Talhão 1 e 2	SVR-Linear	0,968	7,182	47,356	-0,002
	Talhão 1 e 2	SVR-RBF	0,260	7,161	47,218	0,004
<i>Multiespectral</i>	Talhão 1	RF	0,769	5,511	28,701	-0,020
	Talhão 1	XGB	0,841	5,744	29,916	-0,109
	Talhão 1	SVR-Linear	0,588	5,788	30,147	-0,126
	Talhão 1	SVR-RBF	0,574	5,790	30,158	-0,127
	Talhão 2	RF	0,573	5,697	56,269	0,012
	Talhão 2	XGB	0,312	5,389	53,228	0,116
	Talhão 2	SVR-Linear	0,653	5,746	56,752	-0,005
	Talhão 2	SVR-RBF	0,653	5,745	56,737	-0,004
	Talhão 1 e 2	RF	0,085	6,709	44,235	0,126
	Talhão 1 e 2	XGB	0,195	7,102	46,825	0,020
	Talhão 1 e 2	SVR-Linear	0,102	7,203	47,492	-0,008
	Talhão 1 e 2	SVR-RBF	0,102	7,207	47,521	-0,009

No cenário de Talhões Combinados, o modelo RF com dados multiespectrais apresentou o maior coeficiente de determinação ($R^2=0,126$), com p-valor próximo ao limiar de significância (0,085). O Apêndice III apresenta os hiperparâmetros otimizados para os modelos mais relevantes em cada cenário.

Destaca-se que apenas os modelos estatisticamente significativos, SVR-Linear e SVR-RBF no talhão 2, apresentaram resultados confiáveis, com configurações que resultaram em RMSE do número médio de minas, de 5,490 e 5,727, respectivamente. Os demais modelos, embora representem as melhores configurações encontradas para seus respectivos cenários, não atingiram significância estatística suficiente para serem considerados preditores confiáveis da infestação do BMC.

Em seguida, a Figura 27 apresenta a importância de cada comprimento de onda (400-1000 nm) para o desempenho preditivo do modelo (SVR-Linear) no talhão 2, selecionado por apresentar o maior nível de significância estatística e o menor RMSE entre os modelos avaliados.

Figura 27 - Importância da Feature (*Permutation Feature Importance*) para diferentes comprimentos de onda no modelo SVR-Linear para o cenário do talhão 2.



As três regiões destacadas (595-605 nm, 698-703 nm e 762-785 nm) representam as faixas espectrais de maior importância para a acurácia do modelo. Valores negativos acentuados são observados próximos a 730 nm, atingindo aproximadamente -0,06, sugerindo que esta faixa pode prejudicar o desempenho do modelo quando incluída.

Embora existam picos próximos a 1.000 nm, esta região apresenta alta variabilidade com múltiplos picos e vales, dificultando a identificação de um comprimento de onda ideal. De modo similar, a região entre 900-950 nm exibe oscilações consideráveis.

5.3 Discussão

5.3.1 Caracterização Espectral dos Talhões

A análise espectral dos dosséis de café com diferentes níveis de infestação por BMC revela que, embora exista uma diferença na quantidade média de minas entre os talhões (Figura

22), as assinaturas espectrais médias apresentam comportamentos relativamente similares (Figura 23). Isso sugere que a manifestação espectral do dano causado pelo BMC possui uma relação complexa com a quantidade de minas presentes na planta.

Na região do visível (400-700 nm), particularmente na faixa de aproximadamente 680 nm, ambos os dosséis apresentam forte absorção, sendo esta ligeiramente mais pronunciada no talhão mais infestado (Figura 23B). Este padrão pode ser atribuído à redução da área fotossinteticamente ativa das folhas causada pelo ataque do BMC (Liu; Dai; Xu, 2015), que diminuem os níveis de auxina e aumenta a síntese do etileno (Arteca, 1996), desencadeando um possível amarelecimento foliar. A pequena diferença entre os espectros nesta região pode estar relacionada ao fato de que, mesmo em níveis diferentes de infestação, ambos os dosséis apresentavam sintomas visíveis de clorose e de minas nas folhas. Assim, aumentos posteriores no número de minas podem não resultar em mudanças proporcionais na reflectância nesta região do espectro, pois o tecido foliar já está comprometido.

Na região do infravermelho próximo (700-1000 nm), observa-se uma diferença mais evidente entre os dosséis, sendo o menos infestado com maior reflectância. Este comportamento é consistente com a literatura, pois esta região espectral está fortemente relacionada à estrutura interna da folha e à quantidade de biomassa verde (Curran *et al.*, 1991; Ponzoni; Shimabukuro; Kuplich, 2012; Formaggio; Sanches, 2017; Meneses; Almeida; Baptista, 2019). Resultados similares foram encontrados por Martins (2016) em folhas sadias comparadas a folhas de plantas infectadas por nematoides na raiz do cafeeiro e por Porto, Berveglieri e Imai (2023) em folhas sadias de laranjeira quando comparadas a infectadas por *Greening (Candidatus Liberibacter asiaticus)*, no qual também foram observadas reduções significativas na reflectância do infravermelho próximo em tecidos infectados. Embora não tenham sido encontrados dosséis saudáveis para comparação dos espectros no presente estudo, a menor reflectância no infravermelho próximo do dossel mais infestado (40 minas) sugere alterações estruturais mais severas no mesófilo foliar, parte da folha que é lesionada (Costa *et al.*, 2012), provavelmente causadas pela maior quantidade de minas formadas pelas larvas do BMC.

A variabilidade espectral dentro de cada talhão, evidenciada pelas múltiplas curvas na Figura 23A, sugere a heterogeneidade espacial da infestação. Esta variabilidade pode ser um aspecto importante a ser considerado no desenvolvimento de métodos de detecção remota do BMC, pois indica a necessidade de considerar não apenas os valores médios, mas também a distribuição espacial dos dados espectrais.

Embora a análise dos espectros médios (Figura 23A) não tenha revelado diferenças marcantes entre os talhões, principalmente na região do visível, a análise derivativa (Figura 24) permitiu identificar distinções importantes no comportamento espectral dos talhões.

A primeira derivada ao longo de todo o espectro (Figura 24A) evidencia que as principais diferenças entre os talhões ocorrem na região do *red edge* e do infravermelho próximo. Na região do *red edge* (690-710 nm), observa-se que o talhão menos infestado apresenta uma taxa de variação da reflectância ligeiramente superior (Figura 24B), indicando uma transição mais abrupta entre a absorção no vermelho e a reflectância no infravermelho próximo. Valores mais altos da primeira derivada nesta região indicam uma transição mais íngreme, característica típica de vegetação com maior vigor e melhor funcionamento do aparato fotossintético.

Na região do infravermelho próximo (725-755 nm), os padrões de variação espectral também são distintos entre os talhões (Figura 24C), com o talhão menos infestado apresentando valores derivativos mais elevados, o que indica uma maior taxa de variação da reflectância nesta região. Estes valores mais altos sugerem uma melhor preservação da estrutura interna das folhas, enquanto os valores mais baixos no talhão mais infestado corroboram a hipótese de alterações estruturais no mesófilo foliar causadas pelo maior número de minas.

5.3.2 Correspondência Espectral entre Medições Terrestres e Aéreas

A análise de correspondência espectral entre os dados hiperespectrais simulados para as bandas do sensor multiespectral *Agrowing* demonstrou uma forte correlação para ambos os talhões avaliados (Figura 26). Os coeficientes de determinação variaram entre 0,93 e 0,99, indicando que o sensor multiespectral foi capaz de captar as características espectrais dos dosséis assim como o sensor hiperespectral, que estava em nível de aquisição terrestre. Estes resultados podem indicar a aplicabilidade para um futuro monitoramento da infestação do BMC no nível de aquisição aéreo.

Para que as correlações de campo fossem ainda melhores, seria ideal que o dossel vegetal fosse como uma superfície Lambertiana real, ou seja, que reflète igualmente a energia incidente em todas as direções. No entanto, como visto em Jensen (2009), o fluxo radiante espectral que emana de um dossel vegetal pode ser afetado significativamente por uma grande quantidade de fatores, como o próprio ângulo em que as folhas se encontravam no momento da tomada das medidas espectrais acima do dossel.

O comportamento espectral obtido pela câmera (Figura 25) corrobora os padrões observados anteriormente com o espectrorradiômetro terrestre, evidenciando diferenças consistentes entre os talhões com diferentes níveis de infestação. O talhão mais infestado (Figura 25A) apresenta valores de reflectância geralmente mais baixos ao longo de todo o espectro (405-850 nm) quando comparado ao talhão menos infestado (Figura 25B), com diferenças mais pronunciadas na região do infravermelho próximo, onde o talhão menos infestado apresenta um aumento mais acentuado na reflectância.

A consistência entre os dados hiperespectrais terrestres e multiespectrais aéreos ($R^2 > 0,93$) demonstra que, embora o sensor multiespectral opere com um número reduzido de bandas espectrais em comparação ao espectrorradiômetro terrestre, sensores ao nível aéreo possuem potencial de capturar a variabilidade espectral dos talhões e as diferenças entre níveis de infestação. Esta característica é importante do ponto de vista operacional, pois enquanto as medições terrestres com espectrorradiômetro são limitadas a pequenas áreas amostrais, os levantamentos aéreos permitem um monitoramento rápido e sistemático de grandes áreas de cultivo.

5.3.3 Modelagem do Número Médio de Minas por Planta

A análise dos resultados revela que os modelos baseados em dados hiperespectrais apresentaram desempenho superior na detecção do BMC, particularmente no talhão 2, onde os algoritmos SVR-Linear e SVR-RBF alcançaram significância estatística (Tabela 4). Esta superioridade pode ser atribuída à maior resolução espectral dos sensores hiperespectrais, que propiciam um conjunto de dados mais detalhado do que os multiespectrais, cujas bandas mais amplas e em menor quantidade capturam informações mais limitadas do espectro eletromagnético. Ademais, algoritmos de aprendizado de máquina tendem a se beneficiar de conjuntos de dados mais robustos (Géron, 2019), especialmente quando buscam detectar alterações biofísicas sutis nas plantas.

O modelo SVR-Linear, aplicado aos dados hiperespectrais no talhão 2, destacou-se como o mais promissor, apresentando significância estatística ($p = 0,038$) e o maior coeficiente de determinação ($R^2 = 0,083$) entre todos os modelos avaliados. Enquanto modelos mais complexos como Random Forest e XGBoost podem ter capturado ruídos nos dados, o SVR-Linear conseguiu identificar relações lineares entre as características espectrais e a infestação do BMC no talhão 2.

Entretanto, o elevado RMSE percentual (54,224%) observado revela uma limitação significativa na precisão das previsões. Este erro pode ser explicado pela diferença nos níveis de infestação entre os talhões. O talhão 1, mais infestado, apresenta uma amplitude maior de valores e maior média de folhas minadas, enquanto o talhão 2, possui menor variabilidade nos dados. A discrepância entre os níveis de infestação das áreas cria um desafio para o modelo, pois pequenas variações espectrais precisam ser associadas a diferentes quantidades de folhas minadas. Consequentemente, embora estatisticamente significativo, o modelo mostra-se mais adequado para identificação de tendências gerais de infestação do que para quantificação precisa do número de minas por planta.

O talhão 1 apresentou resultados inferiores em todos os modelos testados, sugerindo que níveis muito elevados de infestação podem gerar respostas espectrais mais complexas. Isto possivelmente ocorre devido à sobreposição de outros estresses na planta ou à desfolha avançada que altera significativamente a estrutura do dossel, dificultando a modelagem espectral em condições de alta infestação.

Assim, a obtenção de modelos preditivos confiáveis enfrentou múltiplos desafios. Além do número limitado de amostras, a complexidade principal está em relacionar o que é medido espectralmente (resposta do dossel) e o que é quantificado em campo (folhas minadas específicas, posicionadas no terço médio ou superior). Esta dificuldade ocorre porque as infestações por BMC provocam queda das folhas minadas a partir do topo das plantas (Souza *et al.*, 1998), um sintoma secundário que altera a estrutura do dossel captada pelos sensores, enquanto a modelagem relacionou apenas o sintoma primário de folhas minadas.

Por fim, é preciso considerar que a variabilidade natural das condições de campo, incluindo diferenças de iluminação, estágio fenológico e outros fatores de estresse que podem afetar a resposta espectral das plantas (Formaggio; Sanches, 2017), também contribuíram para a dificuldade em estabelecer relações estatisticamente significativas, particularmente no talhão 1 com alta infestação e no cenário de talhões combinados, onde a heterogeneidade dos dados foi ainda maior.

5.3.4 Regiões Espectrais Relevantes para Detecção do BMC ao Nível Aéreo

As faixas de 595-605 nm (vermelho), 698-703 nm (*red edge*) e 762-785 nm (infravermelho próximo) demonstraram ser as mais contributivas (Figura 10) para o desempenho do modelo SVR-Linear para o cenário do talhão 2. Estas três regiões espectrais

demonstraram sensibilidade à infestação do BMC, sugerindo seu potencial para aplicações de sensoriamento remoto aéreo no monitoramento da praga.

Chemura, Mutanga e Dube (2016), ao investigarem a ferrugem do cafeeiro (*Hemileia vastatrix*) usando dados hiperespectrais simulados para o Sentinel-2, observaram similarmente a importância da região espectral em torno de 705 nm, para a discriminação da ferrugem no cafeeiro. Esta convergência sugere que diferentes estresses bióticos em cafeeiros podem compartilhar regiões espectrais diagnósticas, possivelmente devido a mecanismos fisiológicos semelhantes de resposta da planta.

A importância da região do infravermelho próximo para a detecção do BMC observada neste estudo está em concordância com resultados obtidos por Pinto *et al.* (2020), que usaram medidas hiperespectrais proximais e identificaram, nesta mesma região espectral, potencial para a discriminação de plantas de amendoim infestadas por lepidópteros desfolhadores (*Stegasta bosqueella* e *Spodoptera cosmioides*). A alteração na reflectância do infravermelho próximo é esperada pois está relacionada a mudanças na estrutura interna das folhas, que sob estresse, diminuem o desempenho fotossintético e alteram o comportamento espectral nesta região (FORMAGGIO; SANCHES, 2017).

Por fim, os menores valores observados próximos a 730 nm está diretamente relacionado com a transição abrupta observada nos espectros das plantas (Figura 23). Nesta transição, pequenas variações nas condições de medição podem causar grandes mudanças nos valores de reflectância, introduzindo ruído ou outros fatores além da infestação do BMC, como variações nas condições de iluminação ou aspectos fisiológicos da planta não relacionados diretamente à praga.

5.4 Conclusão

As regiões espectrais de 595-605 nm (vermelho), 698-703 nm e 762-785 nm (*red edge*), foram identificadas como as mais contributivas para o modelo de aprendizado de máquina proposto para detecção do BMC em nível aéreo. Além disto, a análise derivativa dos dados hiperespectrais identificou as regiões de 690-710 nm e de 725-755 nm como as potencialmente mais sensíveis para detecção de áreas mais e menos infestadas pelo BMC ao nível de dossel. A convergência entre estes resultados apresentados indica um potencial particular para a região próxima a 700 nm.

O monitoramento aéreo com um sensor multiespectral apresentou alta correlação com dados hiperespectrais ($R^2 > 0,93$) em ambos os talhões avaliados, porém estes mesmos dados não foram capazes de gerar modelos estatisticamente significativos ($p < 0,05$) para predição do número médio de minas por planta. Esta limitação pode estar relacionada à dificuldade em correlacionar os dados espectrais do dossel com a avaliação do número médio de minas de BMC realizada em campo.

Assim, a concordância de resultados entre diferentes escalas de análise fortalece a confiabilidade dos métodos baseados em sensoriamento remoto para monitoramento da praga. Contudo, a complexidade da resposta espectral ao nível de dossel sugere a necessidade de investigar mais detalhadamente o comportamento espectral ao nível foliar. Esta análise poderá apontar como a infestação por BMC altera diretamente a reflectância das folhas, fornecendo pesquisa base para o desenvolvimento de sensores e protocolos dedicados ao manejo desta praga.

CAPÍTULO 6: ANÁLISE ESPECTRAL DO BMC EM NÍVEL FOLIAR

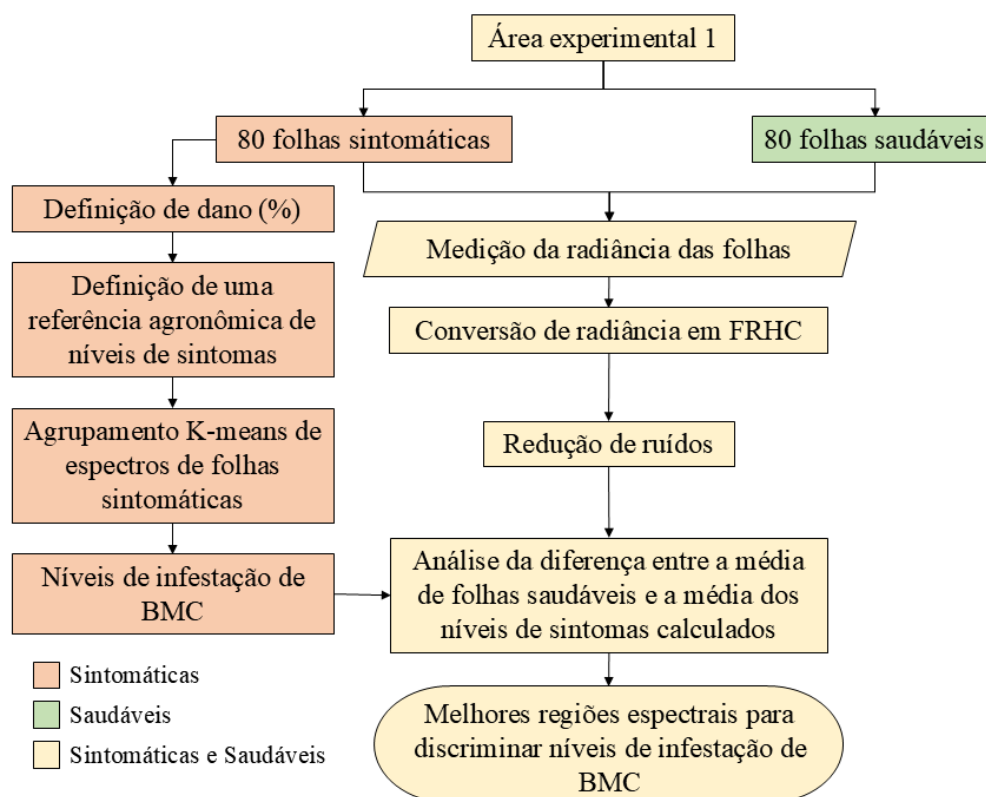
O conteúdo abordado no capítulo foi parcialmente publicado no periódico *Agriculture*, doi: 10.3390/agriculture14122173, intitulado "*Hyperspectral Characterization of Coffee Leaf Miner (Leucoptera coffeella) (Lepidoptera: Lyonetiidae) Infestation Levels: A Detailed Analysis*".

Este capítulo apresenta uma análise espectral dos sintomas do BMC em nível foliar, utilizando técnicas de espectrometria e processamento de imagens para discriminar diferentes intensidades de infestação. A investigação em escala detalhada busca caracterizar as assinaturas espectrais de folhas sadias e infestadas, determinar o número ideal de categorias para classificação dos níveis de infestação, e identificar as regiões espectrais mais sensíveis para detecção da praga. Esta abordagem complementa as análises anteriores em escalas mais amplas, oferecendo o maior nível de detalhamento, e atende a um dos objetivos específicos desta tese ao estabelecer uma base de conhecimento para o desenvolvimento de sensores e métodos de detecção específicos para o BMC.

6.1 Metodologia

Para avaliar o potencial do sensoriamento remoto na discriminação de diferentes intensidades de infestação pelo BMC ao nível foliar, foi adotada uma abordagem mostrada no fluxograma apresentado na Figura 28. Foram selecionadas folhas sadias e folhas infestadas pelo BMC, representando diferentes níveis de injúria causado pela praga.

Figura 28 - Fluxograma metodológico para caracterização espectral e identificação das melhores regiões espectrais para discriminação de diferentes níveis de infestação do BMC em escala foliar.



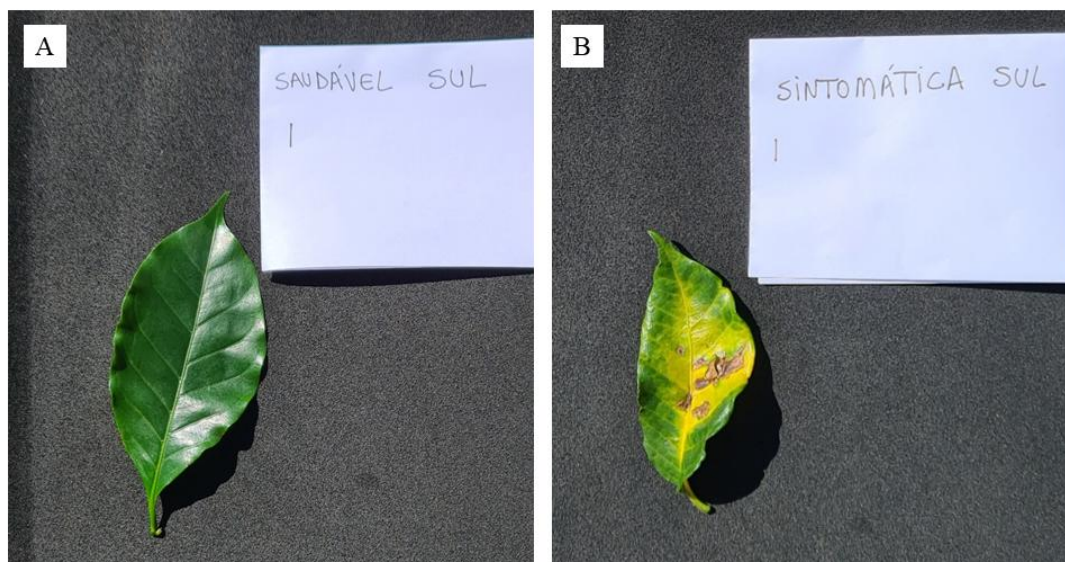
Entretanto, para uma avaliação em nível foliar, foi necessário criar uma nova referência agrônômica, que incluiu as porcentagens de injúria na folha minada. Na sequência, o algoritmo de agrupamento *k-means* foi empregado para explorar o número ideal de categorias para discriminação entre as 80 folhas infestadas, utilizando a porcentagem de sintomas como referência. Em seguida, a análise de variância (ANOVA) foi utilizada para determinar se a média do FRHC das folhas infestadas apresenta diferença significativa quando comparada à média do FRHC das folhas sadias. Para essa análise, foram gerados gráficos para explorar as regiões espectrais mais importantes para a detecção do BMC em diferentes níveis de infestação.

6.1.1 Avaliação Experimental de Folhas Infestadas pelo BMC

Foram retiradas 160 folhas localizadas no terceiro ou quarto par de ramos plagiotrópicos escolhidos aleatoriamente no terço médio/superior da planta, das duas áreas, as quais foram classificadas em saudáveis (80 folhas) e sintomáticas (80 folhas). Também foi determinada a sua orientação na planta (Norte e Sul). A Figura 29 apresenta um exemplo de folha na orientação

Sul, sendo (A) uma folha saudável e (B) uma folha sintomática.

Figura 29 - Avaliação de folhas saudáveis e sintomáticas:(A) folha saudável com orientação para o Sul e (B) folha sintomática com orientação para o Sul.

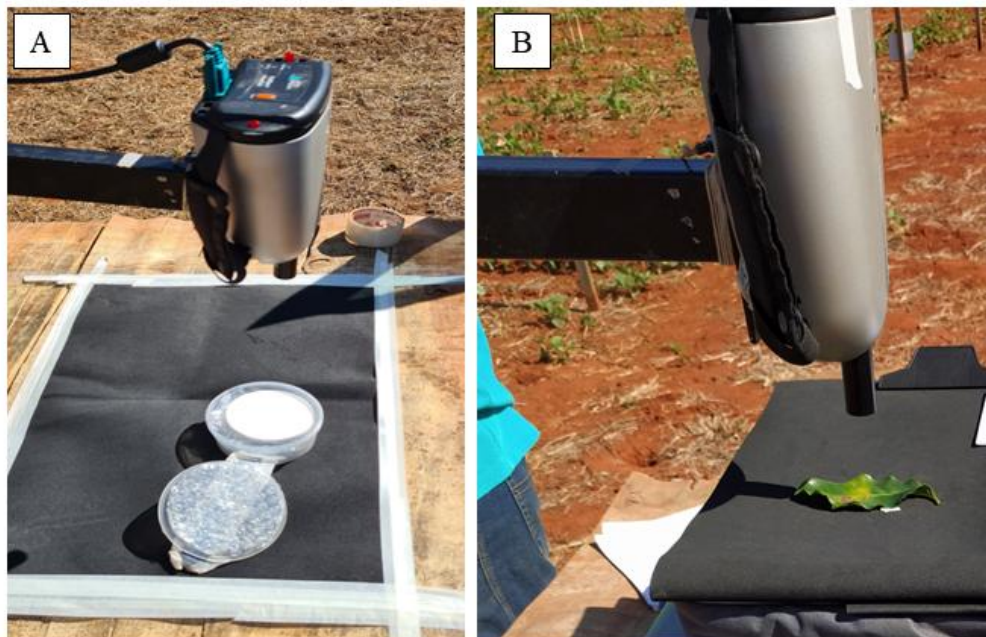


As folhas foram fotografadas por meio de uma câmara fotográfica convencional, e as imagens foram processadas no software AFSoft para análise foliar das porcentagens de: (1) área minada, (2) verde/sadia e (3) amarelada/clorótica. As porcentagens foram calculadas em relação à área total da folha, sem considerar as dimensões, em centímetros.

6.1.2 Aquisição e Pré-Processamento das Medidas Espectrais da Folha

De modo análogo às medidas de dossel, foram adquiridas 10 medidas de radiância espectral das folhas individuais destacadas e fixadas acima de um alvo preto e não reflexivo, utilizando o mesmo instrumento (Figura 30).

Figura 30 – Esquema da aquisição de dados hiperespectrais em condições de campo. (A) Medidas sobre a placa de referência Spectralon. (B) Folha de café com sintomas de BMC.



O sensor possui intervalo espectral de 325-1.075 nm, com resolução espectral de 1,6 nm. Foi acoplado um filtro limitando o campo de visada (FOV) em 10°. O sensor foi apontado para a face adaxial (parte superior) da folha, medindo o comportamento espectral da parte central da folha, como mostra a Figura 30B.

As medidas de radiância adquiridas em campo foram pré-processadas conforme realizado no nível de aquisição de dossel da planta (do item 5.1.2 do capítulo 5).

6.1.3 Determinação do Nível Percentual de Dano nas Folhas

O nível de dano foliar causado pelo ataque do BMC foi calculado em função das porcentagens de injúria e amarelecimento das folhas. Para isso, as folhas sintomáticas foram fotografadas utilizando uma câmera convencional de celular. As imagens foram processadas no AFSOft, um software específico para análise foliar (Jorge, 2010), baseado em uma rede neural supervisionada que calcula as porcentagens de áreas (1) minadas, (2) verdes/sadias e (3) amareladas/cloróticas.

6.1.4 Agrupamento de Níveis de Infestação por *K-means*

O processo de agrupamento foi baseado nas porcentagens de dano foliar causado pelo BMC e nas áreas amareladas. Estas porcentagens, representando a extensão do dano, foram utilizadas para determinar o número ideal de grupos. O algoritmo de agrupamento *K-means* foi implementado em Python utilizando a biblioteca *scikit-learn* para categorizar as imagens em níveis de infestação em grupos distintos. O número ideal de grupos foi determinado utilizando o método do cotovelo e o Índice Silhouette. O método do cotovelo consiste em examinar os ângulos formados pelos valores do RMSE em vários números de grupos (k) testados. O k ótimo é identificado no ponto onde adições posteriores de grupos não proporcionam uma redução significativa no RMSE. Entretanto, uma análise comparativa com outro método torna-se essencial para fortalecer este processo decisório na determinação do número de centroides.

O método do Índice Silhouette, proposto por Rousseeuw (1987), foi empregado para determinar o número ótimo de grupos. Este método é particularmente valioso por avaliar a qualidade dos grupos considerando pontos individuais situados entre múltiplos agrupamentos.

Como o algoritmo *K-Means* é sensível à escala dos dados, uma técnica de normalização foi empregada aos valores originais dos dados (X). O *StandardScaler* da biblioteca *scikit-learn* foi utilizado para realizar esta normalização, conforme a Equação 7. Esta técnica padroniza os dados subtraindo a média e dividindo pelo desvio padrão, resultando em variáveis com média zero e variância unitária. Tal procedimento garante que todas as variáveis contribuam igualmente para o processo de agrupamento, independentemente de suas escalas originais.

$$X_{normalized} = \frac{X - \mu}{\sigma} \quad (7)$$

Este método transforma os dados de modo que cada característica tenha média (μ) igual a 0 e desvio padrão (σ) igual a 1, não restringindo os valores ao intervalo de -1 a 1. Os valores transformados podem se estender além deste intervalo, mas toda a variância nos dados é preservada, permitindo que o algoritmo de agrupamento capture a estrutura inerente dos dados de forma mais efetiva.

6.1.5 Análise e Validação Entre Grupos de Folhas Sintomáticas e Saudáveis

Após o pré-processamento das medidas hiperespectrais das folhas saudáveis e sintomáticas, conforme explicitado no item 4.1.4, um teste ANOVA com nível de confiança de 95% foi utilizado para analisar a diferença significativa entre os níveis espectrais médios das folhas sintomáticas de cada grupo e a média das folhas sadias. Foram calculados o valor-p e valor-f. Após a análise de significância, foi realizada a diferença absoluta ($\Delta_{espectral}$) entre o FRHC médio das folhas sadias ($FRHC_{saudável}$) e o FRHC de cada grupo (K) de folhas sintomáticas ($FRHC_{sintomática}$), Equação 8, para comparar as melhores regiões espectrais para discernir cada nível de sintoma.

$$\Delta_{espectral}(K) = |FRHC_{saudável} - FRHC_{sintomática}| \quad (8)$$

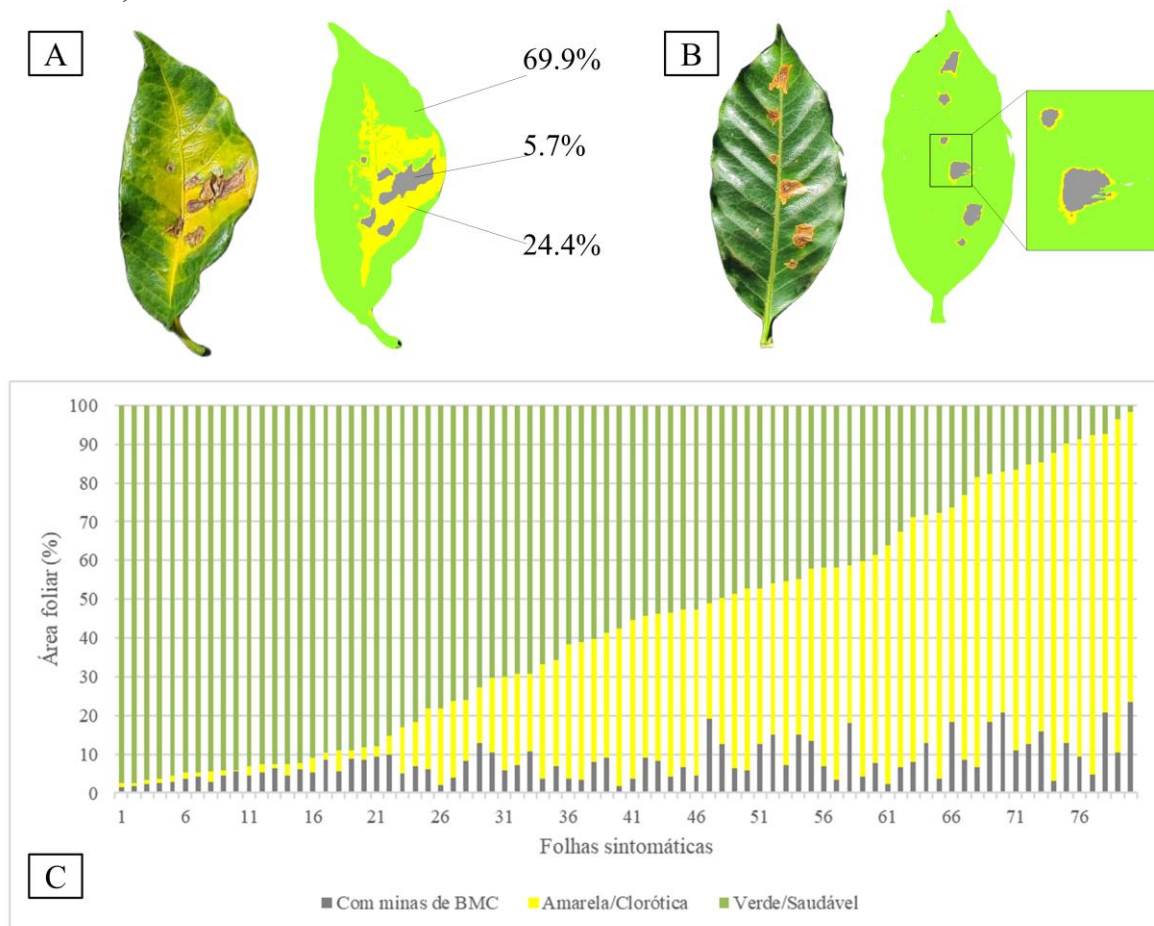
Em seguida, a identificação das regiões espectrais ideais para discernir níveis de sintomas foi avaliada por meio da representação gráfica das diferenças entre o comportamento espectral médio das folhas sadias e o comportamento espectral médio dos grupos.

6.2 Resultados

6.2.1 Determinação do Nível de Dano nas Folhas

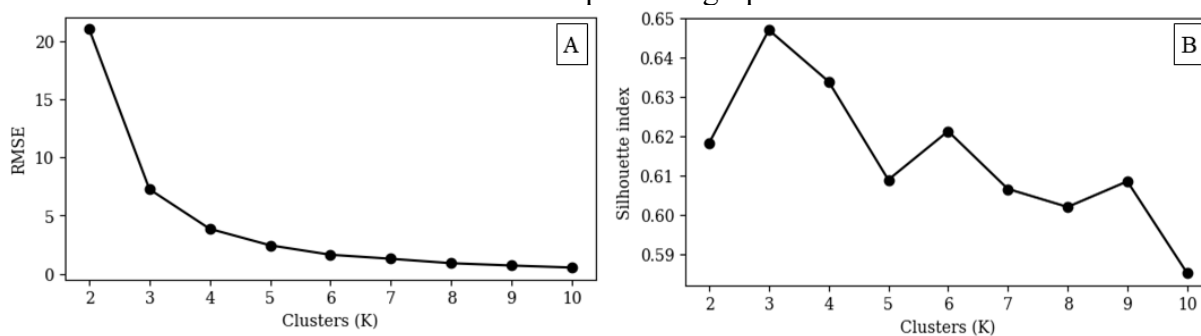
Os resultados da classificação de folhas de café sob diferentes níveis de infestação do BMC, obtidos por meio do software AFSoft, são apresentados na Figura 31. Os dados detalhados desta análise encontram-se discriminados no Apêndice IV. A classificação foi capaz de determinar regiões distintas de minas e clorose (Figura 31A) e foi eficaz na detecção de regiões com amarelecimento sutil adjacentes às áreas minadas, mesmo em casos de menor severidade (Figura 31B). Embora o software AFSoft não forneça diretamente métricas de acurácia para o modelo de classificação, foi realizada uma revisão rigorosa das saídas de classificação para cada folha a fim de validar os resultados. Além disso, a análise de todas as folhas avaliadas (Figura 31C) revela uma detecção consistente das áreas minadas, amareladas/cloróticas e verdes/sadias, demonstrando a robustez do processo de classificação em diferentes níveis de infestação.

Figura 31 - Resultados da classificação das folhas com sintomas de BMC utilizando o AFSoft. (A) Representação visual e distribuição percentual correspondente das áreas minadas, amareladas/cloróticas e verdes/sadias em uma folha sintomática. (B) Demonstra a capacidade de detectar regiões amareladas adjacentes às áreas minadas, mesmo em folhas com níveis mais baixos de sintoma. (C) Gráfico de barras summarizando a distribuição percentual das áreas minadas, amareladas/cloróticas e verdes/sadias em todas as folhas sintomáticas avaliadas.



A Figura 32 ilustra o resultado da seleção do número ideal de grupos, utilizando o método do cotovelo (Figura 32A) e o Índice Silhouette (Figura 32B).

Figura 32 - Seleção do melhor valor de K: (A) O método do cotovelo indicando que além de três grupos não há redução significativa no RMSE e (B) Índice Silhouette determinando o maior valor para três grupos.



Na Figura 32A, o método do cotovelo demonstra que, após três grupos, a redução no RMSE torna-se mínima, sugerindo um valor ótimo de k em torno de três. Ademais, este ponto apresenta o maior Índice Silhouette possível (Figura 32B), ressaltando que os grupos dentro do conjunto de dados são bem definidos e distintos entre si. Neste sentido, o conjunto de dados foi segmentado em três grupos, selecionando $K=3$.

Os principais resultados do agrupamento *k-means* são apresentados na Tabela 5, evidenciando três *clusters*: Grupo 1 (33 folhas com infestação mínima), Grupo 2 (28 folhas com infestação moderada) e Grupo 3 (19 folhas com infestação severa).

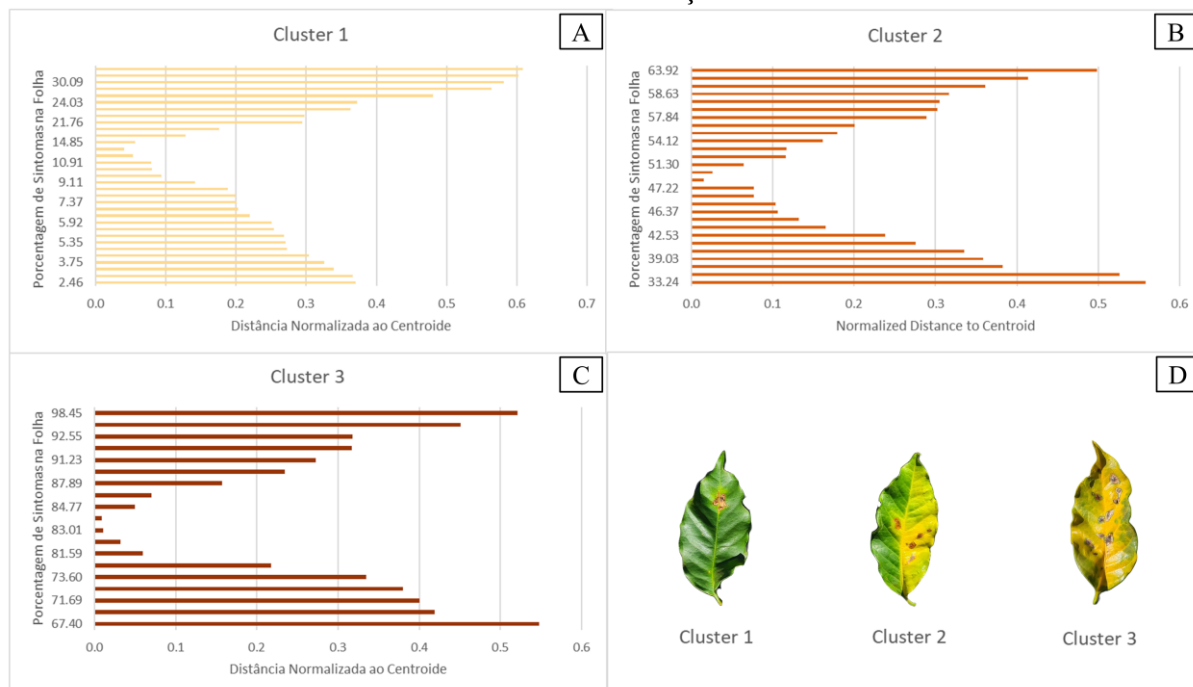
Tabela 5 - Resultados do agrupamento *k-means* em três grupos. Grupo 1 com infestação mínima, Grupo 2 com infestação moderada e Grupo 3 com infestação severa.

<i>Grupo</i>	<i>Número de observações</i>	<i>Distância média do centróide</i>	<i>Máxima distância do centróide</i>
1	33	0,2742	0,6086
2	28	0,2392	0,5580
3	19	0,2528	0,5479

Para o Grupo 1, a distância média das observações ao centroide foi de 0,2742, com uma distância máxima de 0,6086, com a maioria das observações relativamente próximas ao centroide, embora alguma variabilidade esteja presente. No Grupo 2, a distância média ao centroide foi menor, de 0,2392, com uma distância máxima de 0,5580, indicando um grupo mais compacto. Entretanto, a amplitude das porcentagens de sintomas foliares foi ampla, apontando para alguma heterogeneidade dentro do grupo. Para o Grupo 3, a distância média foi de 0,2528, com uma distância máxima de 0,5479.

Em seguida, a Figura 33 apresenta o gráfico das porcentagens de injúria em relação aos grupos definidos.

Figura 33 - Distribuição das Folhas Sintomáticas e sua Distância dos Centroides dos Grupos: (A) Grupo 1, com infestação mínima, composto por 33 folhas; (B) Grupo 2, com infestação moderada, composto por 28 folhas; e (C) Grupo 3, com infestação severa, composto por 19 folhas. Em (D) exemplos de folhas de cada agrupamento avaliado, ilustrando os diferentes níveis de infestação.

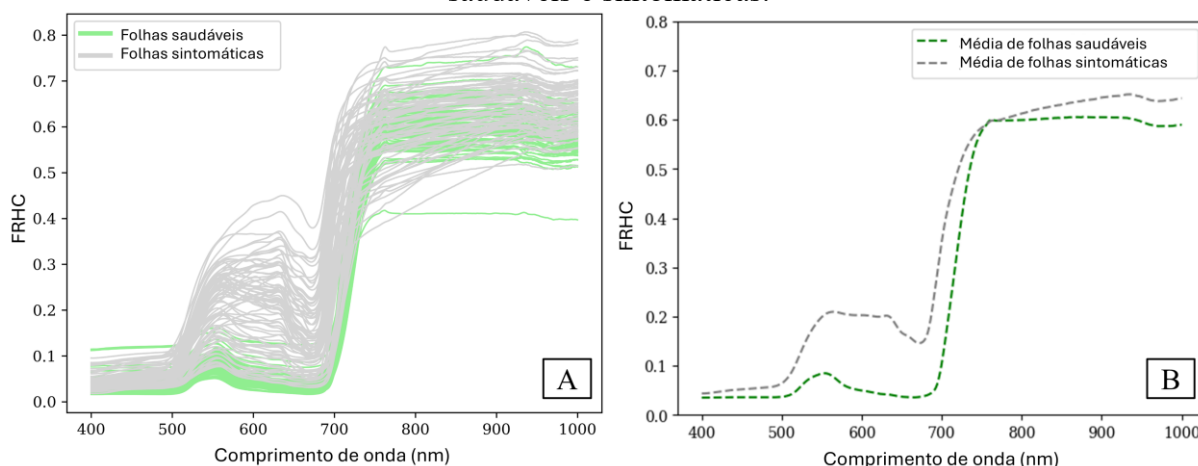


No gráfico de barras, as distâncias normalizadas evidenciam uma variabilidade nas porcentagens de sintomas foliares, indicando a presença de diferentes condições ou influências dentro deste grupo. O menor número de observações no Grupo 3 pode indicar que este representa uma subpopulação mais específica ou extrema no conjunto de folhas sintomáticas.

6.2.2 Caracterização Espectral de Folhas Saudáveis e Sintomáticas

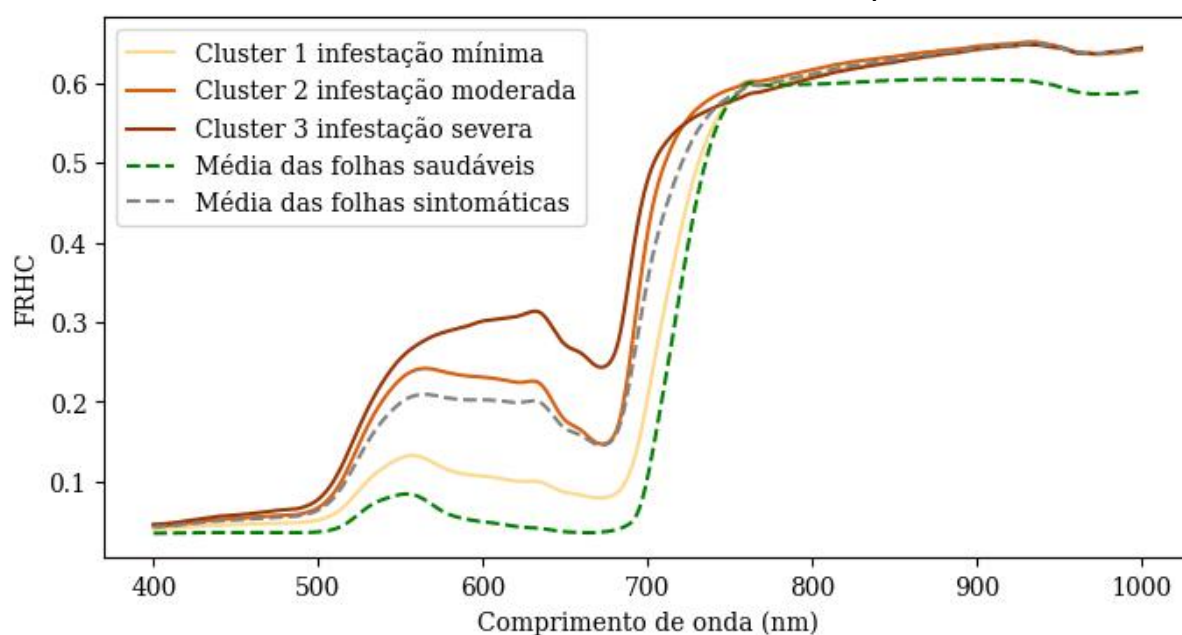
A Figura 34A apresenta os valores de FRHC plotados para folhas saudáveis e sintomáticas. Nas folhas saudáveis, é possível observar o comportamento espectral característico de vegetação saudável. Como esperado, as folhas sintomáticas não apresentam o mesmo comportamento. A configuração geral dos espectros visíveis indica valores médios de FRHC mais elevados nas folhas sintomáticas em comparação com as folhas saudáveis, como mostrado na Figura 34B.

Figura 34 - Folhas saudáveis apresentadas em verde e folhas sintomáticas em cinza: (A) Todos os espectros das folhas saudáveis e sintomáticas (B) Espectro médio das folhas saudáveis e sintomáticas.



As folhas de café saudáveis apresentam, como esperado, baixa reflectância nas regiões do azul (470 nm) e vermelho (680 nm) do espectro, devido à absorção pela clorofila, e maior taxa de reflectância na região do verde (560 nm). Nas folhas sintomáticas, observam-se características típicas de plantas sob estresse, com valores de FRHC similares entre as regiões verde e vermelha, resultado da redução no conteúdo de clorofila foliar. A Figura 35 ilustra como as diferentes assinaturas espectrais evidenciam a distinção entre os três níveis de infestação nas folhas sintomáticas em comparação com as saudáveis.

Figura 35 - Representação dos espectros: níveis de sintomas em linhas sólidas; espectros médios das folhas saudáveis e sintomáticas em linhas pontilhadas.



A assinatura espectral das folhas minimamente infestadas é similar à das folhas saudáveis, apresentando maior FRHC na região do espectro visível e inclinação semelhante em torno de 700 nm, assim como ocorre ao comparar as folhas moderadamente infestadas com o espectro médio das folhas infestadas. As folhas severamente infestadas apresentam o maior FRHC na região visível. Este grupo também apresenta um aumento substancial e precoce do FRHC na região anterior a 700 nm.

6.2.3 Comparação do FRHC Médio de Folhas Sintomáticas e Saudáveis

A comparação entre os grupos de folhas sintomáticas e saudáveis foi realizada por meio do teste ANOVA, tendo como referência a média das folhas saudáveis. Os resultados do teste ANOVA para os Grupos 1, 2 e 3, em comparação com o conjunto de dados das folhas saudáveis, são apresentados na Tabela 6.

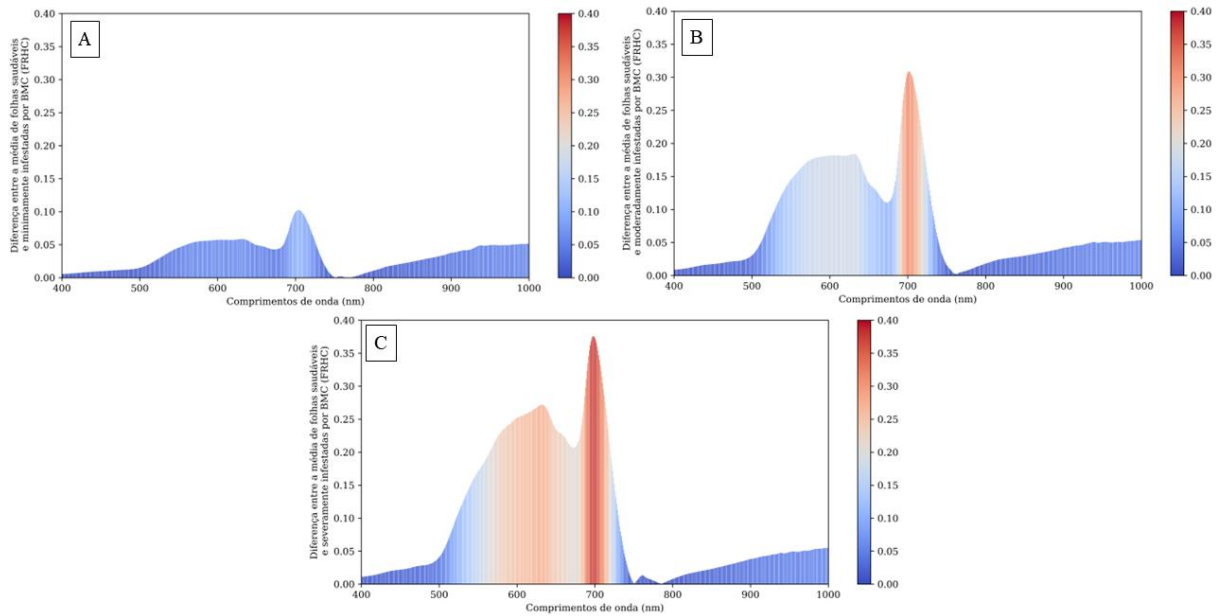
Tabela 6 - Teste ANOVA utilizando a média das folhas saudáveis como referência do Grupo.

<i>Grupo</i>	<i>Média das Saudáveis</i>	
	<i>F-test</i>	<i>P-valor</i>
1	6,4657	1,11e-02
2	30,3613	4,38e-08
3	48,845	6,33e-12

Como demonstrado na Tabela 6, é possível distinguir diferentes níveis de infestação foliar utilizando como base a média das folhas saudáveis, evidenciado pelos valores-p significativos. As comparações entre os níveis de infestação e a média das folhas saudáveis apresentam significância estatística em todos os casos. O valor F apresenta aumento proporcional à severidade da infestação, indicando que as diferenças entre os grupos e a média das folhas saudáveis se acentuam conforme a severidade dos sintomas aumenta.

O resultado do Δ_{spectra} (K), que representa as diferenças entre a média das folhas saudáveis e os níveis sintomáticos, está apresentado na Figura 36.

Figura 36 - Análise utilizando as diferenças absolutas entre a média das folhas saudáveis e a média das folhas (A) minimamente, (B) moderadamente e (C) severamente infestadas.



As maiores diferenças foram registradas em 700 nm. De fato, isso surge da observação da Figura 36A, onde é possível verificar que a região de 700 nm, o *red edge*, apresenta a maior diferença entre folhas minimamente infestadas e sadias. Esta região do espectro torna-se mais relevante para discriminar entre folhas sadias e infestadas à medida que as folhas se tornam mais infestadas, e as diferenças aumentam significativamente, como pode ser observado na Figura 36BC. Além disso, conforme o nível de infestação aumenta, a região do visível, especialmente em torno do comprimento de onda de 600 nm, mostra-se relevante para discriminar os níveis de infestação.

6.3 Discussão

O estudo da resposta hiperespectral de folhas afetadas por diferentes intensidades de BMC, um desfolhador do cafeeiro que causa perdas significativas de produção e econômicas no Brasil, revelou que a região em torno de 700 nm no espectro eletromagnético é a mais indicativa das infestações por BMC (Figura 36). Esses resultados também ressaltam a robustez e importância dos estudos realizados com sensoriamento remoto por satélite. De forma similar, usando uma ARP e um sensor multiespectral, Vilela *et al.* (2024) descobriram que a variância espectral para detecção do BMC no nível do dossel começou a ser significativa a partir da banda de 710 nm.

A banda do azul nas análises das diferenças entre a média das folhas sadias e os níveis sintomáticos Δ_{spectra} (K) não foi significativa, mas este comprimento de onda é fortemente influenciado pela atmosfera, o que pode explicar sua importância para um indicador baseado em satélite, mas não para o estudo deste capítulo. As medições foliares utilizaram regiões espectrais estreitas e de alta resolução espectral, diferentemente das imagens de satélite que tipicamente possuem pixels com dimensões na ordem de metros e bandas espectrais mais amplas. Esta diferença na resolução espacial e espectral entre os sensores orbitais e as medições de alta resolução em nível foliar pode ser um fator determinante nas divergências observadas nos resultados comparativos.

Uma análise mais detalhada do Δ_{spectra} (K) mostra que a região do *red edge* é a banda espectral mais eficaz para distinguir infestações por BMC. Sua importância aumenta conforme o nível de infestação nas folhas se eleva. Há um aumento significativo na reflectância do espectro das folhas sadias em torno de 700 nm. Como descrito por Curran *et al.* (1991), este ponto marca a transição entre o processo de absorção pela clorofila na região do vermelho e o processo de espalhamento no infravermelho próximo, que é influenciado pela estrutura interna das folhas.

Na faixa do infravermelho próximo, a menor diferença entre os espectros é observada em torno de 750 nm, como indicado na Figura 35 e na Figura 36, onde ocorre uma sobreposição que impossibilita a diferenciação entre folhas sadias e sintomáticas. Em um estudo anterior de Martins (2016), que focou na detecção de nematoides em cafeeiros, também houve uma porção da região do infravermelho próximo onde os espectros de folhas sadias e sintomáticas coincidiam. No entanto, após a sobreposição e contrário ao observado na Figura 34B, o FRHC médio das folhas sadias era maior que o das folhas sintomáticas. Em nossos resultados, esta região mostrou-se incapaz de discriminar os níveis de infestação nas folhas. Estes achados sugerem que a região espectral do infravermelho próximo, frequentemente empregada para calcular índices de saúde da vegetação como o NDVI, não é significativa para o BMC no nível de aquisição de medidas foliares.

É possível observar um aumento na importância da região do visível para discriminar folhas infestadas à medida que se tornam mais infestadas. Mahlein *et al.* (2010) observaram que o oídio, uma doença fúngica que afeta folhas de beterraba, apresentou um aumento na reflectância em todo o espectro visível e infravermelho próximo. Ademais, verificou-se que quanto maior o nível de infecção, maior a reflectância e maior a distância entre os espectros médios.

Estes resultados são inovadores na literatura sobre sensoriamento remoto e BMC em relação aos níveis de infestação. Os três agrupamentos identificados demonstram diferenças significativas em relação à amostra de folhas saudáveis (Tabela 6). Aqui, os valores-*p* estão substancialmente abaixo dos limiares de significância, e os *scores-F* são consistentemente altos em todos os agrupamentos. O grupo de folhas minimamente infestadas reflete maiores variações nos níveis de infestação (Figura 33A). O grupo de folhas moderadamente infestadas apresenta a menor distância média entre os três agrupamentos, possivelmente indicando um nível de infestação mais similar entre as folhas deste grupo (Figura 33B). Adicionalmente, o menor número de observações para folhas severamente infestadas (Figura 33C) era esperado devido à desfolha característica dos cafeeiros causada pelo ataque da praga (Souza *et al.*, 1998; Dantas *et al.*, 2021). Isso corrobora a seleção de $K=3$ para o agrupamento do conjunto de dados FRHC de folhas sintomáticas e é reforçado pelos resultados positivos do Índice Silhouette e do método do cotovelo (Figura 32).

Um desafio neste estudo foi a ausência de referências agronômicas estabelecidas que definam os níveis de infestação por BMC e sua associação com variações na resposta espectral. Esta limitação nos levou a conduzir o estudo em uma única área experimental controlada de dimensões limitadas, onde a ocorrência do BMC foi confirmada e outros estresses da planta foram controlados. Pesquisas futuras poderão expandir o conjunto de dados e explorar estudos de caso adicionais para generalizar a aplicação, aproveitando esta base inicial para estabelecer referências agronômicas mais abrangentes.

Enquanto dados orbitais são utilizados para monitoramento extensivo e contínuo de plantações, resultados em nível foliar podem fornecer informações mais detalhadas demonstrando infestações em vários níveis. Os resultados deste estudo podem ser aplicados em aplicações de sensoriamento proximal.

6.4 Conclusão

Os resultados obtidos destacam a importância de dois comprimentos de onda (700 nm e 630 nm) na distinção entre folhas sintomáticas e saudáveis, com a região do *red edge* (em torno de 700 nm) demonstrando maior sensibilidade à medida que o nível de infestação aumenta.

Estes resultados fornecem conhecimento base para o desenvolvimento de sensores e métodos de detecção mais específicos para o BMC. A identificação precisa das regiões espectrais mais sensíveis à infestação em nível foliar permite superar as limitações encontradas

em escalas maiores, onde a complexidade da resposta espectral dificulta a detecção direta da praga.

Estes resultados fornecem conhecimento fundamental para o desenvolvimento de sensores proximais e métodos de detecção mais específicos para o BMC. Ademais, é observado a importância dos dados hiperespectrais terrestres para o monitoramento preciso das infestações por BMC, fornecendo informações complementares para um manejo mais sustentável da praga na cafeicultura.

CAPÍTULO 7: CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

7.1 Conclusões

Esta investigação confirma a hipótese de que o sensoriamento remoto em múltiplas escalas tem potencial para detectar e discriminar infestações do BMC, considerando que as abordagens de verificação em campo devem ser compatíveis com o nível de aquisição dos dados. Neste sentido, embora os dados hiperespectrais tenham definido respostas espectrais diferenciadas para folhas saudáveis e sintomáticas, a percepção dos diferentes níveis de infestação se torna mais sutil nas menores escalas. Entretanto, a análise das três escalas de observação (orbital, dossel e foliar) revela aspectos complementares para a compreensão do comportamento espectral da manifestação do BMC.

No nível orbital, o foco está no aspecto temporal e na influência dos ciclos fenológicos do cafeeiro na detecção da praga. Nesta escala, os padrões de NDVI respondem predominantemente aos fatores climatológicos e ao ciclo fenológico da cultura, sobrepondo-se aos efeitos da infestação. Essa característica indica que a detecção do BMC se torna mais complexa em escalas menores, principalmente devido à influência de variáveis ambientais, da dinâmica do ciclo fenológico da cultura cafeeira e do protocolo de avaliação agrônômica por talhão. Por outro lado, nos níveis de dossel e foliar, é possível caracterizar as regiões espectrais para detecção da infestação da praga.

No nível de dossel, tanto a análise derivativa dos espectros quanto o modelo de aprendizado de máquina confirmaram a importância de regiões específicas do espectro. A análise derivativa identificou as regiões de 690-710 nm e 725-755 nm (*red edge*) como as mais sensíveis para detecção dos talhões mais e menos infestados. Paralelamente, o modelo de aprendizado de máquina de melhor desempenho, definiu como regiões espectrais mais contributivas os intervalos de 595-605 nm (vermelho), 698-703 nm e 762-785 nm (*red edge*). No nível de obtenção de dados aéreos, evidencia-se também a complexidade da relação entre dados hiperespectrais do dossel e o número de minas. Esta dificuldade surge principalmente porque a variável agrônômica nem sempre expressa um sintoma resposta individual da planta, sendo tradicionalmente utilizada por agrônomos para tomada de decisão em talhões, onde o elemento amostral é composto por várias plantas.

No nível foliar, a pesquisa permite a discriminação de três níveis distintos de sintoma de infestação, a partir de um ajuste na variável agrônômica que quantifica os efeitos de lesões

das minas e da clorose na área da folha. A região em torno de 700 nm (*red edge*) foi a mais relevante para discriminar os níveis de sintomas, com diferenças significativas entre folhas saudáveis e sintomáticas. A região próxima a 600 nm (visível) apresenta importância complementar devido ao amarelecimento das folhas, sintoma observado em níveis de infestação mais severos. Assim, a convergência de resultados entre as escalas foliar e de dossel é particularmente evidenciada nas regiões de 600 nm e 700 nm, que aparecem como relevantes em ambos os níveis de análise. Considerando que, nesta escala maior, o NIR não se mostrou eficiente para diferenciar as infestações, índices que utilizam a região do *red edge*, como o NDRE (*Normalized Difference Red Edge*), poderiam ser mais adequados que o NDVI para a detecção dos sintomas do BMC nos outros níveis.

Por fim, esta pesquisa demonstra que a integração de diferentes escalas de observação fornece um entendimento mais completo da resposta espectral do BMC, desde padrões de infestação em escala orbital até alterações biofísicas em nível foliar. Representa, portanto, um avanço na compreensão da manifestação multiescala da praga, a partir de um estudo base que investiga o comportamento espectral dos sintomas associados ao BMC.

7.2 Recomendações e Perspectivas Futuras

A principal recomendação é o desenvolvimento de protocolos que considerem as regiões espectrais identificadas nesta investigação (600 nm e 700 nm) para aquisição de dados ao nível aéreo. Além disso, é recomendado a aquisição completa de dados em diferentes estádios fenológicos do cafeeiro, a fim de ajustar um modelo robusto que permita o monitoramento do BMC.

Adicionalmente, recomenda-se o desenvolvimento de variáveis agronômicas que se relacionem melhor com os sintomas da planta em resposta ao ataque do BMC. Esta pesquisa demonstrou que o número de minas, embora seja um indicador tradicional usado no manejo da praga, é uma variável que não pode ser diretamente associada ao comportamento espectral dos dosséis. Portanto, é fundamental investigar métricas e abordagens alternativas que possam quantificar de forma mais representativa o impacto estrutural do BMC nas plantas de café, como por exemplos indicadores de estresse fisiológico. O sensoriamento remoto pode servir de apoio para melhorar a amostragem e a qualidade do que é amostrado em campo, otimizando os protocolos de monitoramento da praga.

Estas abordagens, combinadas com a análise de viabilidade econômica e operacional das técnicas de sensoriamento remoto em campo, possuem potencial para contribuir com o monitoramento sustentável do BMC em áreas de produção comercial.

REFERÊNCIAS

- ALI, I.; GREIFENEDER, F.; STAMENKOVIC, J.; NEUMANN, M.; NOTARNICOLA, C. **Review of machine learning approaches for biomass and soil moisture retrievals from remote sensing data.** Remote Sensing, p. 16398–16421, 2015.
- ALI, M. M.; BACHIK, N. A.; MUHADI, N. A.; NORIZAN, T.; YUSOF, T. **Non-destructive techniques of detecting plant diseases: A review.** Physiological and Molecular Plant Pathology, v. 108, n. 14, p. 12, 2019. Elsevier Ltd.
- ALMEIDA, J. D. DE; MOTTA, I. DE O.; VIDAL, L. DE A.; BÍLIO, J. F.; PUPE, J. M.; VEIGA, A. D.; CARVALHO, C. H. S. DE; LOPES, R. B.; ROCHA, T. L.; SILVA, L. P. DA; PIJOL-LUZ, J. R. P.; FREIRE, E. V. S. A. **Bicho-mineiro (*Leucoptera coffeella*): uma revisão sobre o inseto e perspectivas para o manejo da praga.** 1a ed. Brasília, DF: Embrapa Recursos Genéticos e Biotecnologia, 2020.
- ALVES, J. D. **Morfologia do Cafeeiro.** In: CARVALHO, C. H. S. (Org.); Cultivares de Café. p. 247, 2007.
- ARTECA, R. N. **Plant growth substances: principles and applications.** 1996.
- ASSIS, G. A.; ASSIS, F. A.; SCALCO, M. S. **Leaf miner incidence in coffee plants under different drip irrigation regimes and planting densities.** n. 1, p. 157–162, 2012.
- BARBOSA, P. M. DA S.; PERALTA, P. P.; DUPIM, L. C. DE O. **Composição de marcas e denominação de origem: reflexões sobre o caso do café da região do Cerrado Mineiro do Brasil.** In: PEREIRA, G. M.; SEQUEIRA, C. (Orgs.); Marcas e Denominações de Origem: História e Identidade. p. 201–210, 2023. Porto: FLUP-CITCEM.
- BREIMAN, L. Random forests. **Machine Learning**, v. 45, p. 5-32, 2001.
- BRUCE, P.; BRUCE, A.; GEDECK, P. **Practical Statistics for Data Scientists.** 2. ed. Sebastopol: O'Reilly Media, 2020.
- CAIXETA, E. T.; FRANZIN, M. L.; ZAMBOLIM, L.; VENZON, M.; CARVALHO, C. H. S. D.; OLIVEIRA, A. C. B. D.; RESENDE, M. D. V. D. **Manejo integrado de pragas e doenças do café arábica.** Brasília, DF: Embrapa Café, 35 p. (Embrapa Café. Circular técnica, 8), 2024.
- CAMARGO, A. P. As oito fases fenológicas da frutificação do cafeeiro. CONGRESSO BRASILEIRO DE PESQUISAS CAFEEIRAS. **Anais...** p. 41–42, Poços de Caldas: Instituto Brasileiro do Café. 1998.
- CAMARGO, Â. P. DE; CAMARGO, M. B. P. DE. **Definição e esquematização das fases fenológicas do cafeeiro arábica nas condições tropicais do Brasil.** Bragantia, v. 60, n. 1, p. 65–68, 2001.
- CARNEIRO, A. L. C.; SILVA, L. DE B.; FAULIN, M. S. A. R. **Artificial intelligence for detection and quantification of rust and leaf miner in coffee crop.** 2021. Disponível em: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2103.11241>. Acesso em: 15 set. 2022.

- CARVALHO, C. H. S. de; BARTELEGA, L.; SERA, G. H.; MATIELLO, J. B.; ALMEIDA, S. R. de; SANTINATO, F.; HOTZ, A. L. **Catálogo de cultivares de café arábica**. Brasília, DF: Embrapa Café, 2022. 115 p.: il. color.; 22 cm x 16 cm. (Documentos / Embrapa Café, ISSN 1678-1694; 16).
- CHEMURA, A.; MUTANGA, O.; DUBE, T. **Separability of coffee leaf rust infection levels with machine learning methods at Sentinel-2 MSI spectral resolutions**. *Precision Agriculture*, v. 18, n. 5, p. 859–881, 2016. Springer US.
- CHEMURA, A.; MUTANGA, O.; ODINDI, J. **Empirical Modeling of Leaf Chlorophyll Content in Coffee (*Coffea Arabica*) Plantations With Sentinel-2 MSI Data: Effects of Spectral Settings, Spatial Resolution, and Crop Canopy Cover**. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, v. 10, n. 12, 2017.
- CONAB. **CONAB: Acompanhamento da safra brasileira**, 1o levantamento. 2022.
- COSTA, J. N. M.; TEIXEIRA, C. A. D.; JÚNIOR, J. R. V.; ROCHA, R. B.; FERNANDES, C. DE F. **Informações para facilitar a identificação das diferentes fases do bicho-mineiro (*Leucoptera coffeella*) em campo**. Embrapa, Comunicado Técnico 384, v. 1, n. 1, p. 4, 2012.
- CURRAN, P. J.; DUNGAN, J. L.; MACLER, B. A.; PLUMMER, S. E. **The effect of a red leaf pigment on the relationship between red edge and chlorophyll concentration**. *Remote Sensing of Environment*, v. 35, n. 1, p. 69–76, 1991. Disponível em: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/003442579190066F>. Acesso em: 5 out. 2022.
- DRUCKER, H.; BURGESS, C. J.; KAUFMAN, L.; SMOLA, A. J.; VAPNIK, V. **Support vector regression machines**. *Advances in Neural Information Processing Systems*, v. 9, p. 155–161, 1997.
- FERNANDES, F. L.; MANTOVANI, E. C.; BONFIM NETO, H.; NUNES, V. DE V. **Efeitos de variáveis ambientais, irrigação e vespas predadoras sobre *Leucoptera coffeella* (Guérin-Ménéville) (Lepidoptera: Lyonetiidae) no cafeeiro**. *Neotropical Entomology*, v. 38, n. 3, p. 410–417, 2009.
- FISHER, A.; RUDIN, C.; DOMINICI, F. **All models are wrong, but many are useful: learning a variable's importance by studying an entire class of prediction models simultaneously**. *Journal of Machine Learning Research*, v. 20, n. 177, p. 1–81, 2019.
- FORMAGGIO, A. R.; SANCHES, I. D. **Sensoriamento Remoto em Agricultura**. São Paulo: Oficina de Textos, 2017. 288 p.
- FRANCA, A. S.; OLIVEIRA, S. L. Coffee. In: **Integrated Processing Technologies for Food and Agricultural By-Products**. 17. ed. Academic Press, 2019. p. 413–438.
- GÉRON, A. **Mãos à Obra: Aprendizado de Máquina com Scikit-Learn & TensorFlow: Conceitos, Ferramentas e Técnicas Para a Construção de Sistemas Inteligentes**. Rio de Janeiro: Alta Books, 2019. 576 p.
- GUERREIRO FILHO, O. **Coffee leaf miner resistance**. *Brazilian Journal of Plant Physiology*, v. 18, n. 1, p. 109–117, 2006.

GUIMARÃES, P. T. G.; GARCIA, A. W. R.; ALVAREZ, V. H.; PREZOTTI, L. C.; VIANA, A. S.; MIGUEL, A. E.; MALAVOLTA, E.; CORRÊA, J. B.; LOPES, A. S.; NOGUEIRA, F. D.; MONTEIRO, A. V. C.; OLIVEIRA, J. A. Recomendações para o uso de corretivos e fertilizantes em Minas Gerais, 5ª Aproximação. In: **Comissão de fertilidade do solo do estado de minas gerais – CFSEMG**. Editores: RIBEIRO, A. C.; GUIMARÃES, P. T. G.; ALVAREZ, V. H. Viçosa, MG, 1999. p. 289–302. 359 p.

HAIM, P. G.; ZOFFOLI, B. C.; ZONTA, E.; ARAÚJO, A. P. **Diagnose nutricional de nitrogênio em folhas de feijoeiro pela análise digital de imagens**. Pesquisa Agropecuária Brasileira, v. 47, n. 10, p. 1546–1549, 2012.

HUETE, A. R.; LIU, H. Q.; BATCHILY, K.; LEEUWEN, W. VAN. **A Comparison of Vegetation Indices over a Global Set of TM Images for EOS-MODIS**. Remote Sensing of Environment, v. 59, p. 440–451, 1997.

JENSEN, J. R. **Sensoriamento remoto do ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres**. Information Systems Journal, v. 21, p. 587, 2009.

JORGE, L. A. C.; SILVA, D. J. C. B. AFSOFT - Software para análise foliar. CONGRESSO BRASILEIRO DE AGRICULTURA DE PRECISÃO - ConBAP, 2010, Ribeirão Preto. **Anais...** Ribeirão Preto: SBEA. 1 CD-ROM, 2010. Disponível em: <https://ainfo.cnptia.embrapa.br/digital/bitstream/item/85370/1/Proci-10.00227.pdf>. Acesso em: 15 set. 2023.

KATSUHAMA, N.; IMAI, M.; NARUSE, N.; TAKAHASHI, Y. **Discrimination of areas infected with coffee leaf rust using a vegetation index**. Remote Sensing Letters, v. 9, n. 12, p. 1186–1194, 2018.

KIDDER, S. Q.; HAAR, T. H. VONDER. **Satellite meteorology: an introduction**. 1995.

LIU, W. H.; DAI, X. H.; XU, J. S. **Revisión de las influencias de los insectos minadores de folhas em suas plantas huésped**. Collectanea Botanica, v. 34, p. 005, 2015.

MAHLEIN, A.-K.; STEINER, U.; DEHNE, H.-W.; OERKE, E.-C. **Spectral signatures of sugar beet leaves for the detection and differentiation of diseases**. Precision Agriculture, v. 11, n. 4, p. 413–431, 2010.

MANSO, G. L.; KNIDEL, H.; KROHLING, R. A.; VENTURA, J. A. **A smartphone application to detection and classification of coffee leaf miner and coffee leaf rust**. arXiv:1904.00742. p. 36, 2019.

MARIN, D. B.; FERRAZ, G. A. E. S.; SANTANA, L. S.; BARBOSA, B. D. S.; BARATA, R. A. P.; OSCO, L. P.; RAMOS, A. P. M.; GUIMARÃES, P. H. S. **Detecting coffee leaf rust with UAV-based vegetation indices and decision tree machine learning models**. Computers and Electronics in Agriculture, v. 190, p. 106476, 2021. Elsevier.

MARTINS, G. D. **Inferência dos níveis de infecção por nematoides na cultura cafeeira a partir de dados de sensoriamento remoto adquiridos em multiescala**. Tese de doutorado, Pós-graduação em Ciências Cartográficas, Universidade Estadual Paulista (Unesp), 2016. Disponível em: <https://repositorio.unesp.br/entities/publication/f185a319-53c3-4127-9313-58cfae2a7ca>. Acesso em: 15 set. 2022.

- MARTINS, G. D.; GALO, M. L. B. T.; VIEIRA, B. S. **Detecting and mapping root-knot nematode infection in coffee crop using remote sensing measurements.** IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, v. 10, n. 12, p. 5395–5403, 2017.
- MENESES, P. R.; ALMEIDA, T. DE; BAPTISTA, G. M. DE M. **Reflectância dos materiais terrestres.** São Paulo: Oficina de textos, 2019.
- MIRANDA, J. DA R.; ALVES, M. DE C.; POZZA, E. A. **Detection of coffee berry necrosis by digital image processing of Landsat 8 OLI satellite imagery.** International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, v. 85, n. 2019, 2020.
- MOLIN, J. P.; AMARAL, L. R. DO; COLAÇO, A. F. **Agricultura de precisão.** 1 ed. São Paulo: Oficina de textos, 2015.
- ORLANDO, V. S. W.; MARTINS, G. D.; FRAGA JÚNIOR, E. F.; MARRA, A. B.; PEREIRA, F. V.; GALO, M. L. B. T. **Potential of multispectral images taken by sensors embedded in UAVs for monitoring the coffee crop irrigation.** ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, v. X-1/W1-2023, p. 91–96, 2023.
- ORLANDO, V. S. W.; GALO, M. L. B. T.; MARTINS, G. D.; LINGUA, A. M.; ASSIS, G. A.; BELCORE, E. **Hyperspectral Characterization of Coffee Leaf Miner (*Leucoptera coffeella*) (Lepidoptera: Lyonetiidae) Infestation Levels: A Detailed Analysis.** Agriculture, v. 14, n. 12, p. 2173, 2024a.
- ORLANDO, V. S. W.; GALO, M. DE L. B. T.; MARTINS, G. D.; LINGUA, A. M.; ANDALÓ, V. **UAV imaging for spectral characterization of Coffee Leaf Miner (*Leucoptera coffeella*) infestation in the Cerrado Mineiro region.** ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, v. X-3–2024, p. 285–291, 2024b.
- OSCO, L. P.; RAMOS, A. P. M.; PINHEIRO, M. M. F.; MORIYA, É. A. S.; IMAI, N. N.; ESTRABIS, N.; IANCZYK, F.; ARAÚJO, F. F.; LIESENBERG, V.; JORGE, L. A. C.; LI, J.; MA, L.; GONÇALVES, W. N.; MARCATO JUNIOR, J.; CRESTE, J. E. **A Machine Learning Framework to Predict Nutrient Content in Valencia-Orange Leaf Hyperspectral Measurements.** Remote Sensing, v. 12, n. 6, p. 906, 2020.
- PANTOJA-GOMEZ, L. M.; CORRÊA, A. S.; DE OLIVEIRA, L. O.; GUEDES, R. N. C. **Common origin of Brazilian and Colombian populations of the neotropical coffee leaf miner, *Leucoptera coffeella* (Lepidoptera: Lyonetiidae).** Journal of Economic Entomology, v. 112(2), p. 934–931, 2019.
- PEREIRA, F. V.; MARTINS, G. D.; VIEIRA, B. S.; DE ASSIS, G. A.; ORLANDO, V. S. W. **Multispectral images for monitoring the physiological parameters of coffee plants under different treatments against nematodes.** Precision Agriculture, 2022. Disponível em: <https://link.springer.com/10.1007/s11119-022-09922-2>. Acesso em: 14 nov. 2022.
- PIERRE, L. S. R. **Níveis populacionais de *Leucoptera coffeella* (Lepidoptera: Lyonetiidae) e *Hypothenemus hampei* (Coleoptera: Scolytidae) e a ocorrência de seus**

parasitoides em sistemas de produção de café orgânico e convencional. Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, 2011. ESALQ/USP.

PINTO, J.; POWELL, S.; PETERSON, R.; ROSALEN, D.; FERNANDES, O. **Detection of defoliation injury in peanut with hyperspectral proximal remote sensing.** Remote Sensing, v. 12, n. 22, p. 3828, 2020.

PLANET LABS, INC. **Planet Imagery Product Specifications.** San Francisco, CA, USA, 2021.

PONZONI, F. J.; SHIMABUKURO, Y. E.; KUPLICH, T. M. **Sensoriamento remoto da vegetação.** 2o ed. São Paulo: Oficina de textos, 2012.

PORTO, L. R.; BERVEGLIERI, A.; IMAI, N. N. Calibração radiométrica em imagens multiespectrais aéreas utilizando linha empírica e placa colorimétrica. **Anais...** do XX Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto. p. 2993–2997, 2023. São José dos Campos: INPE. Disponível em: <https://proceedings.science/sbsr-2023/trabalhos/calibracao-radiometrica-em-imagens-multiespectrais-aereas-utilizando-linha-empir?lang=pt-br>. Acesso em: 22 fev. 2024.

RAMOS, A. P. M.; GOMES, F. D. G.; PINHEIRO, M. M. F.; FURUYA, D. E. G.; GONCALVEZ, W. N.; JUNIOR, J. M.; MICHEREFF, M. F. F.; BLASSIOLI-MORAE, M. C.; BORGES, M.; ALAUMANN, R. A.; DE CASTRO JORGE, L. A.; OSCO, L. P. **Detecting the attack of the fall armyworm (*Spodoptera frugiperda*) in cotton plants with machine learning and spectral measurements.** Precision Agriculture, v. 23, n. 2, p. 470–491, 2022.

REZENDE, C. I. P.; ASSIS, G. A.; MARTINS, G. D.; CARVALHO, F. J.; FRANCO, M. H. R.; ARAÚJO, N. O. **Multispectral images for discrimination of sources and doses of fertilizer in coffee plants.** Revista Ceres, v. 70, n. 3, p. 289–302, maio-jun. 2023. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/0034-737X202370030006>. Acesso em: 22 fev. 2024.

ROUSE, R. W. H.; HAAS, J. A. W.; SHELL, J. A.; DEERING, D. W. **Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS.** Texas, 1974.

ROUSSEUW, P. J. **Silhouettes: A graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis.** Journal of Computational and Applied Mathematics, v. 20, n. C, p. 53–65, 1987. North-Holland. Acesso em: 20/11/2023.

RUFINO, J. L. DOS S. **Programa Nacional de Pesquisa e Desenvolvimento do Café: antecedentes, criação e evolução.** Brasília, DF: Embrapa Informação Tecnológica, 2006.

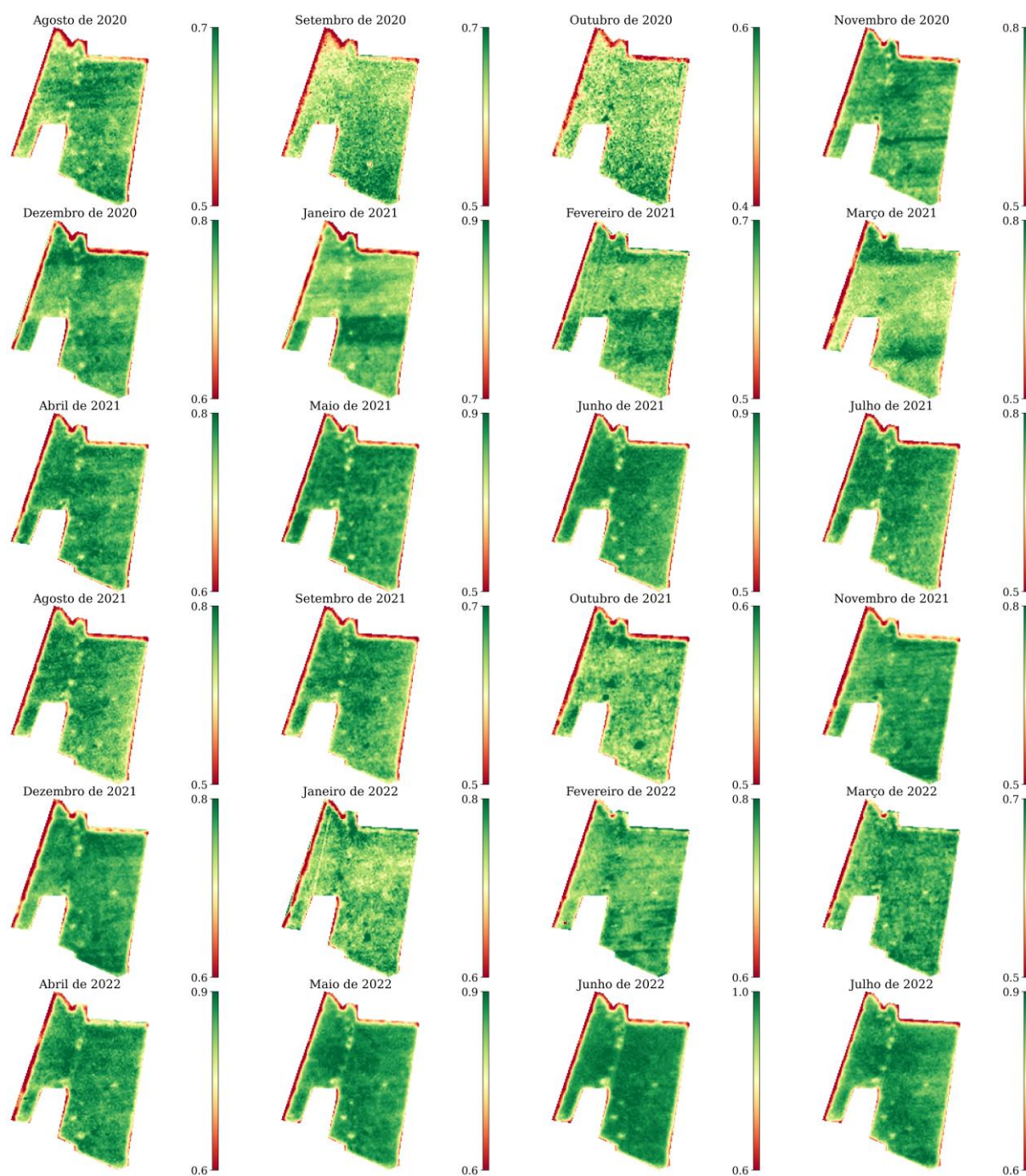
SANTOS, L. M. DOS; FERRAZ, G. A. E S.; MARIN, D. B.; ARAÚJO, G.; CARVALHO, M. A.; DIAS, J. E. L.; ALECRIM, A. O.; SILVA, M. L. O. **Vegetation Indices Applied to Suborbital Multispectral Images of Healthy Coffee and Coffee Infested with Coffee Leaf Miner.** AgriEngineering, v. 4, n. 1, p. 311–319, 2022.

SILVA, E. A.; DAMATTA, F. M.; DUCATTI, C.; REGAZZI, A. J.; BARROS, R. S. **Seasonal changes in vegetative growth and photosynthesis of Arabica coffee trees.** Field Crops Research, v. 89, n. 2–3, p. 349–357, 2004. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.fcr.2004.02.010>. Acesso em: 5 jan. 2024.

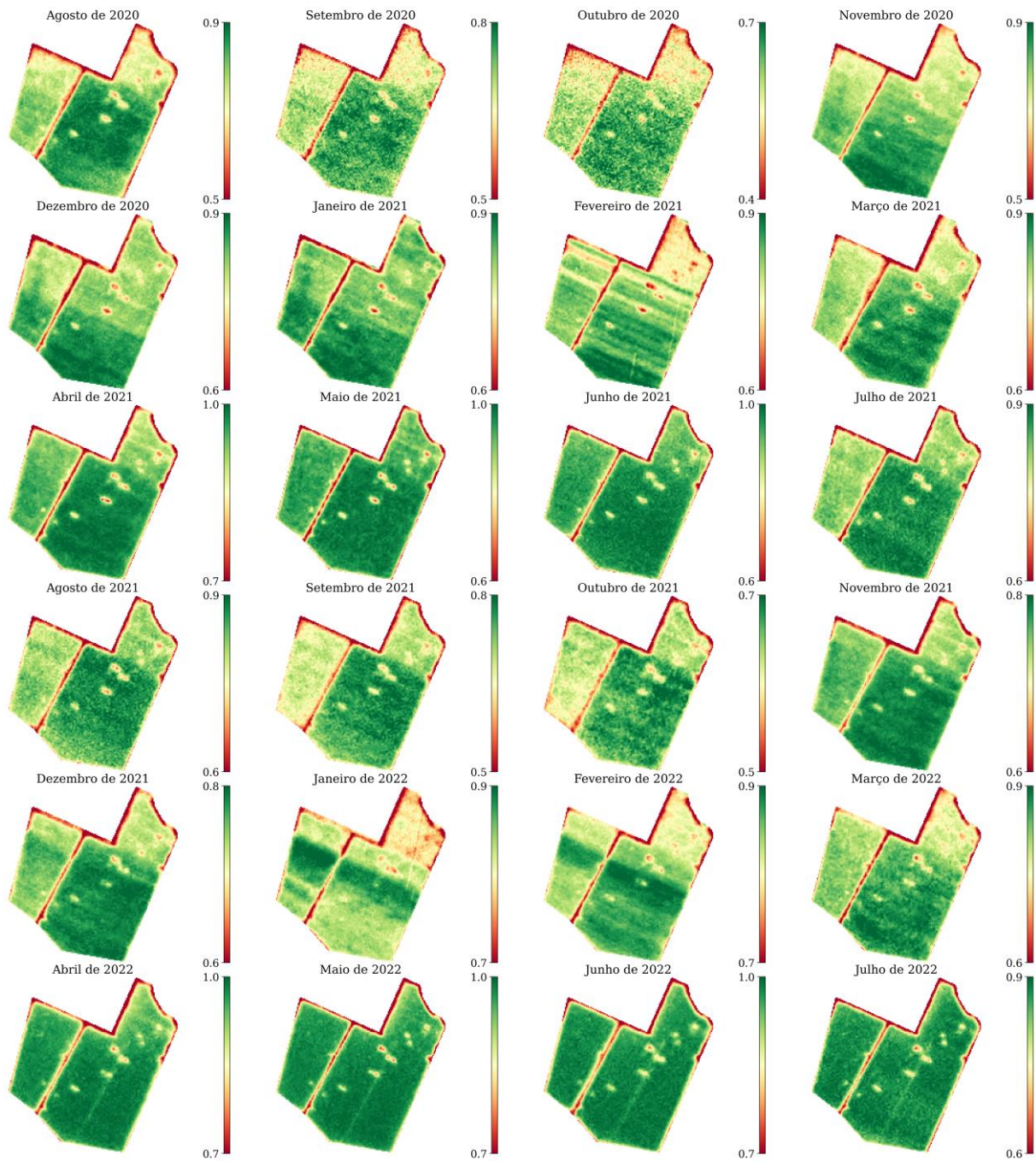
- SISHODIA, R. P.; RAY, R. L.; SINGH, S. K. **Applications of remote sensing in precision agriculture: A review.** Remote Sensing, v. 12, n. 19, p. 1–31, 2020.
- SMITH, G. M.; MILTON, E. J. **The use of the empirical line method to calibrate remotely sensed data to reflectance.** International Journal of Remote Sensing, 20(13), 2653-2662, 1999.
- SOUZA, J. C.; REIS, P. R.; RIGITANO, R. L. O. **Bicho-mineiro do cafeeiro: biologia, danos e manejo integrado.** 2o ed. Belo Horizonte: EPAMIG, 1998.
- TSAI, F.; PHILPOT, W. **Derivative Analysis of Hyperspectral Data.** Remote Sensing of Environment, v. 66, n. 1, p. 41–51, 1998.
- VILELA, E. F.; FERREIRA, W. P. M.; CASTRO, G. D. M. DE; RIBEIRO DE FARIA, A. L.; LEITE, D. H.; LIMA, I. A.; MACHADO DE MATOS, C. S.; SILVA, R. A.; VENZON, M. **New Spectral Index and Machine Learning Models for Detecting Coffee Leaf Miner Infestation Using Sentinel-2 Multispectral Imagery.** Agriculture, v. 13, n. 2, p. 388, 2023. Disponível em: <https://www.mdpi.com/2077-0472/13/2/388>. Acesso em: 5 jan. 2024.
- WEISS, M.; JACOB, F.; DUVEILLER, G. **Remote sensing for agricultural applications: A meta-review.** Remote Sensing of Environment, v. 236, p. 111402, 2020. Elsevier.
- YANG, C. **Remote Sensing and Precision Agriculture Technologies for Crop Disease Detection and Management with a Practical Application Example.** Engineering, v. 6, n. 5, p. 528–532, 2020. Elsevier. Acesso em: 11/4/2022.
- ZAMPIROLI, R.; ALVARENGA, C. B. DE; ANDALÓ, V.; RINALDI, P. C.; ASSIS, G. A. DE. Application technology for chemically controlling coffee leaf miner in the cerrado of Minas Gerais State. **Revista de Ciências Agrárias - Amazon Journal of Agricultural and Environmental Sciences**, v. 60, n. 3, p. 256–262, 2017.

APÊNDICE I – Evolução temporal do NDVI nas imagens Planet para cada um dos 5 talhões avaliados na área de produção comercial

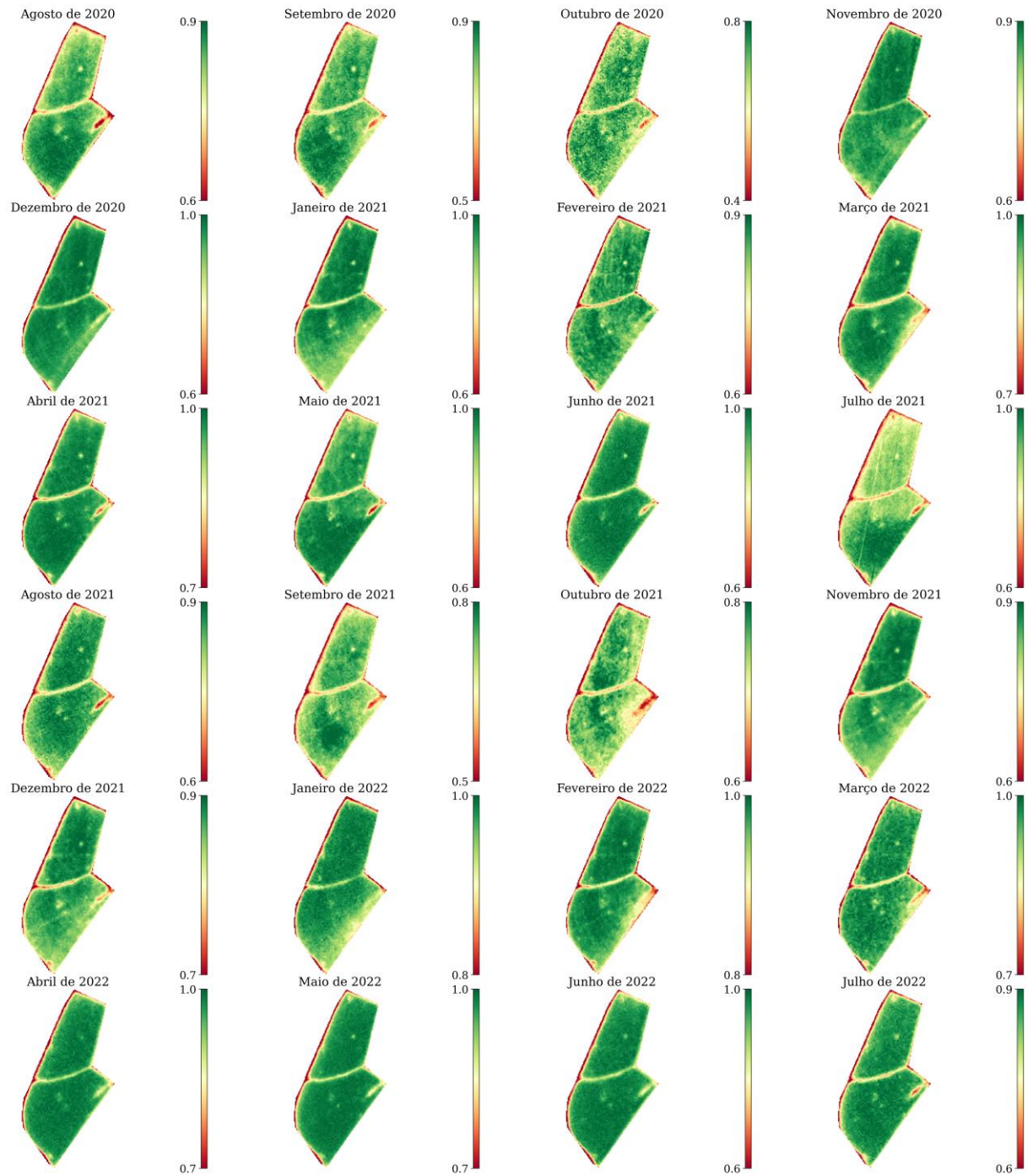
Talhão 1 (Imagens NDVI Planet)



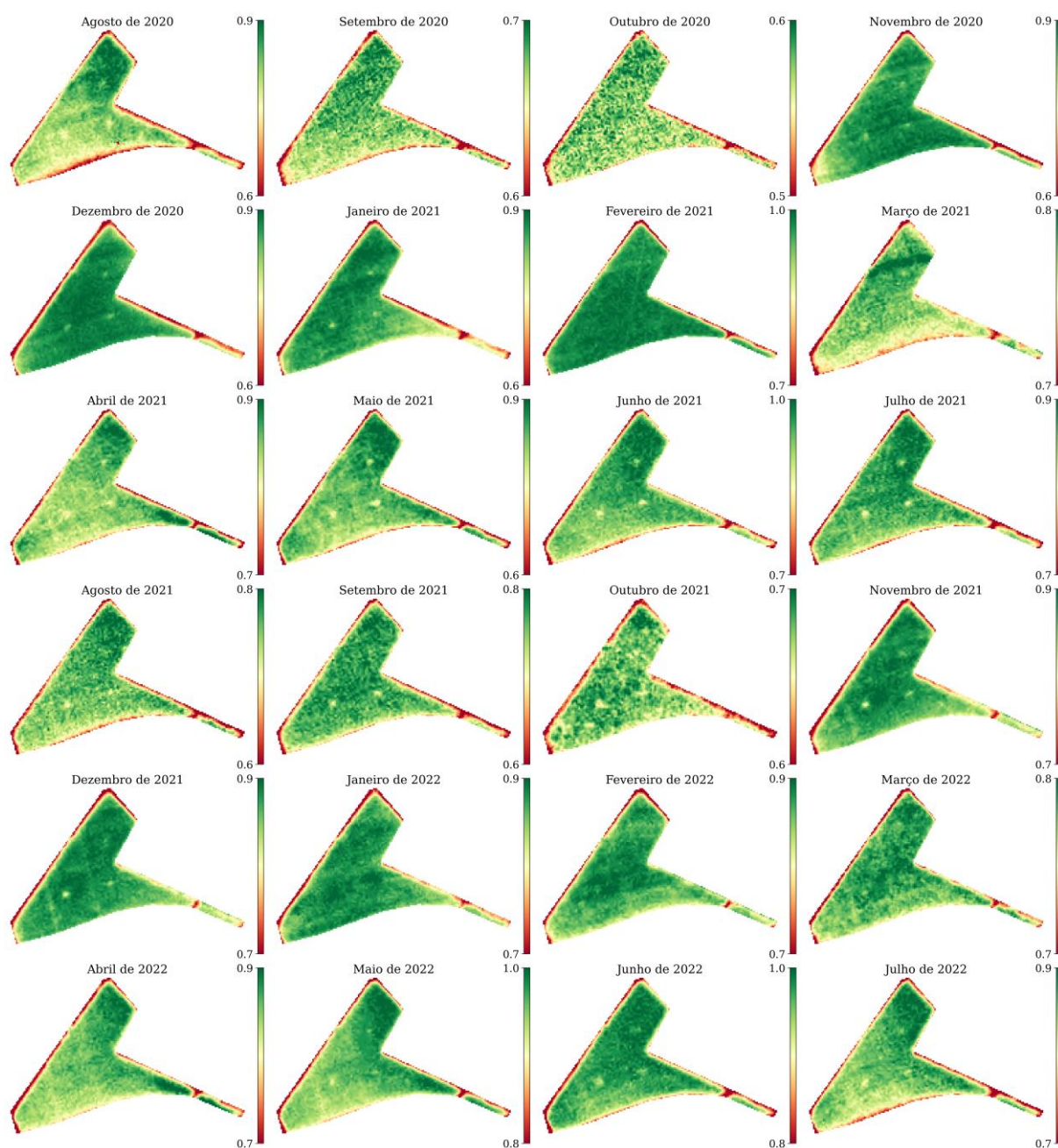
Talhão 2 (Imagens NDVI Planet)



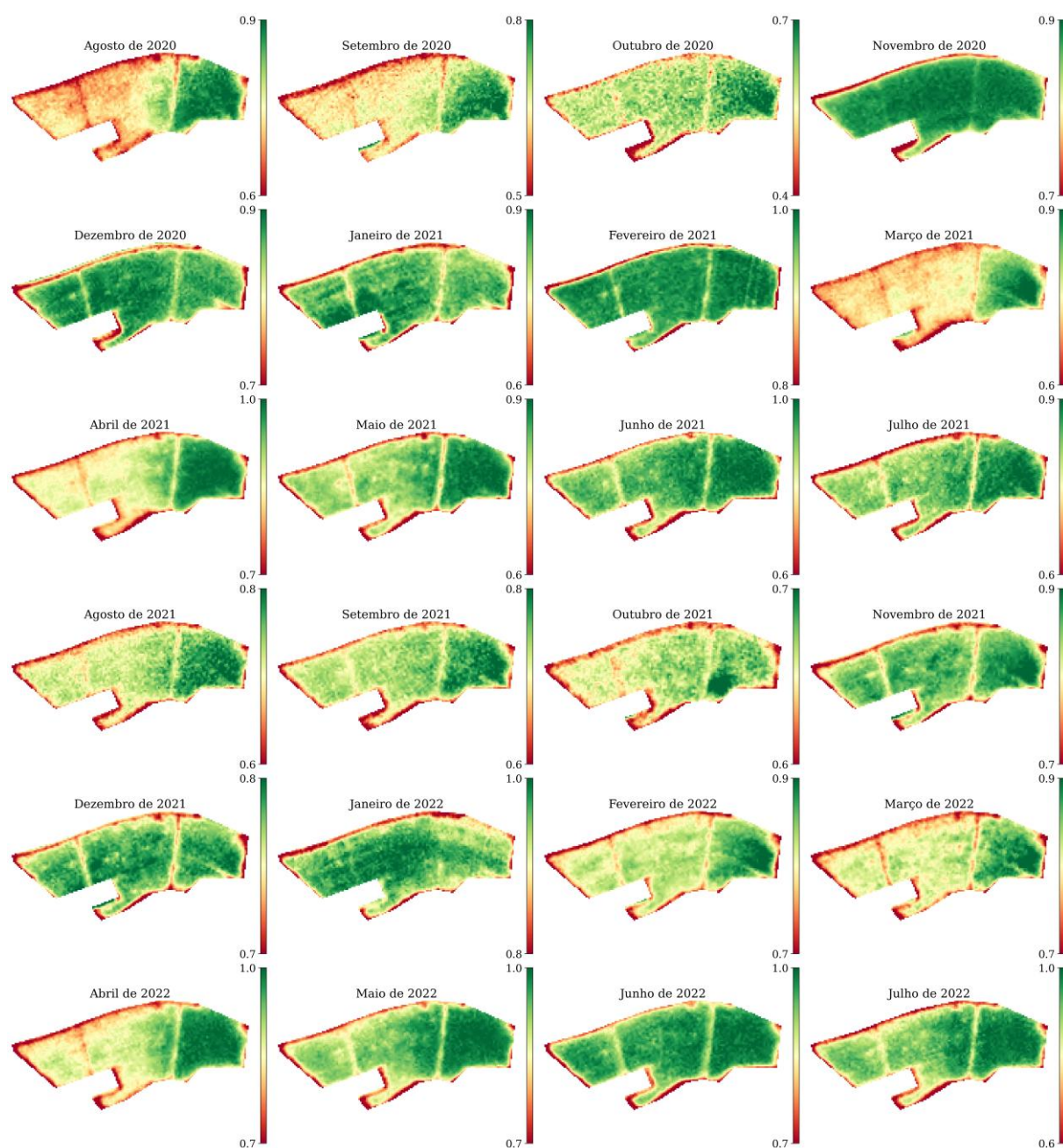
Talhão 3 (Imagens NDVI Planet)



Talhão 4 (Imagens NDVI Planet)

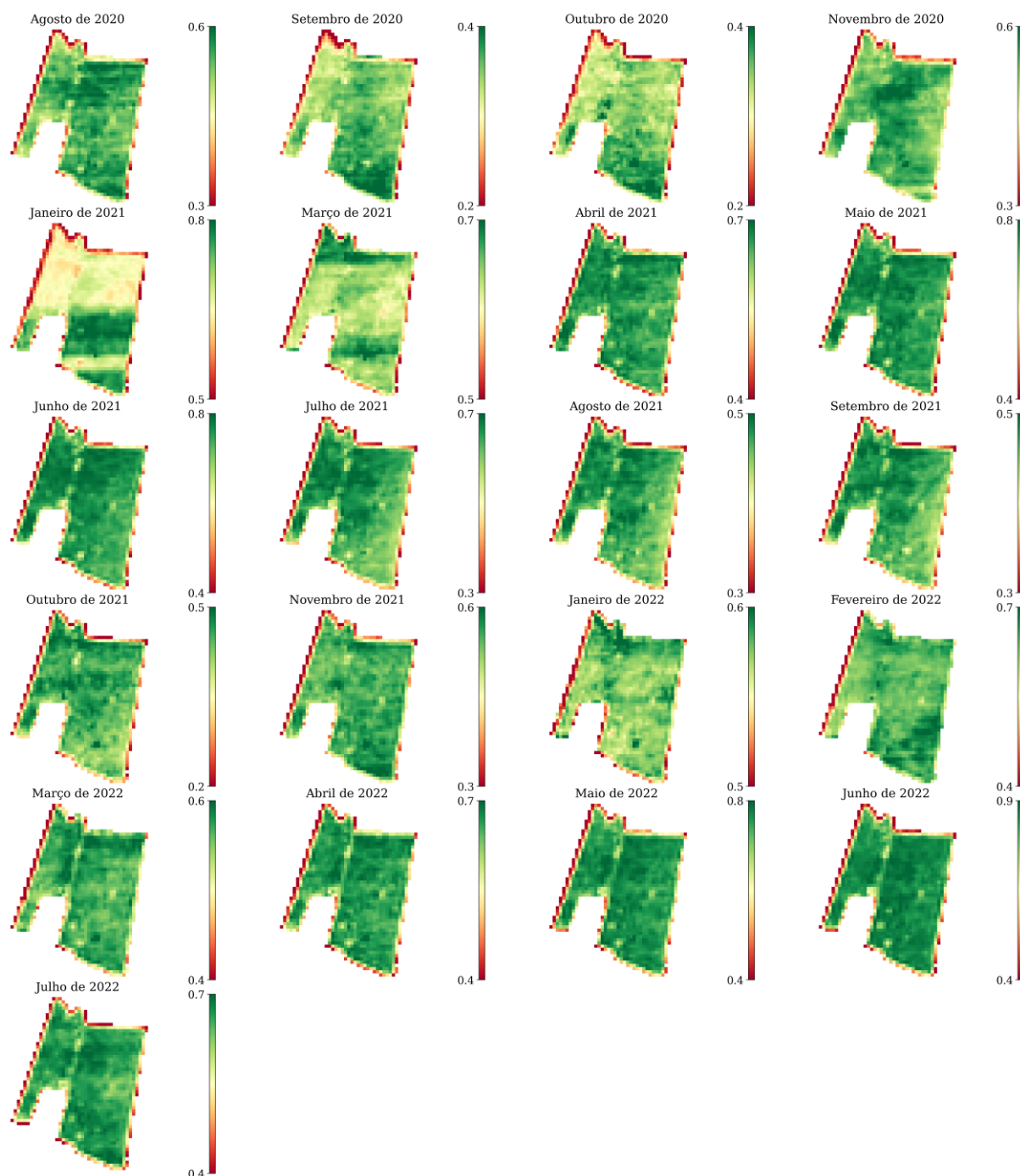


Talhão 5 (Imagens NDVI Planet)

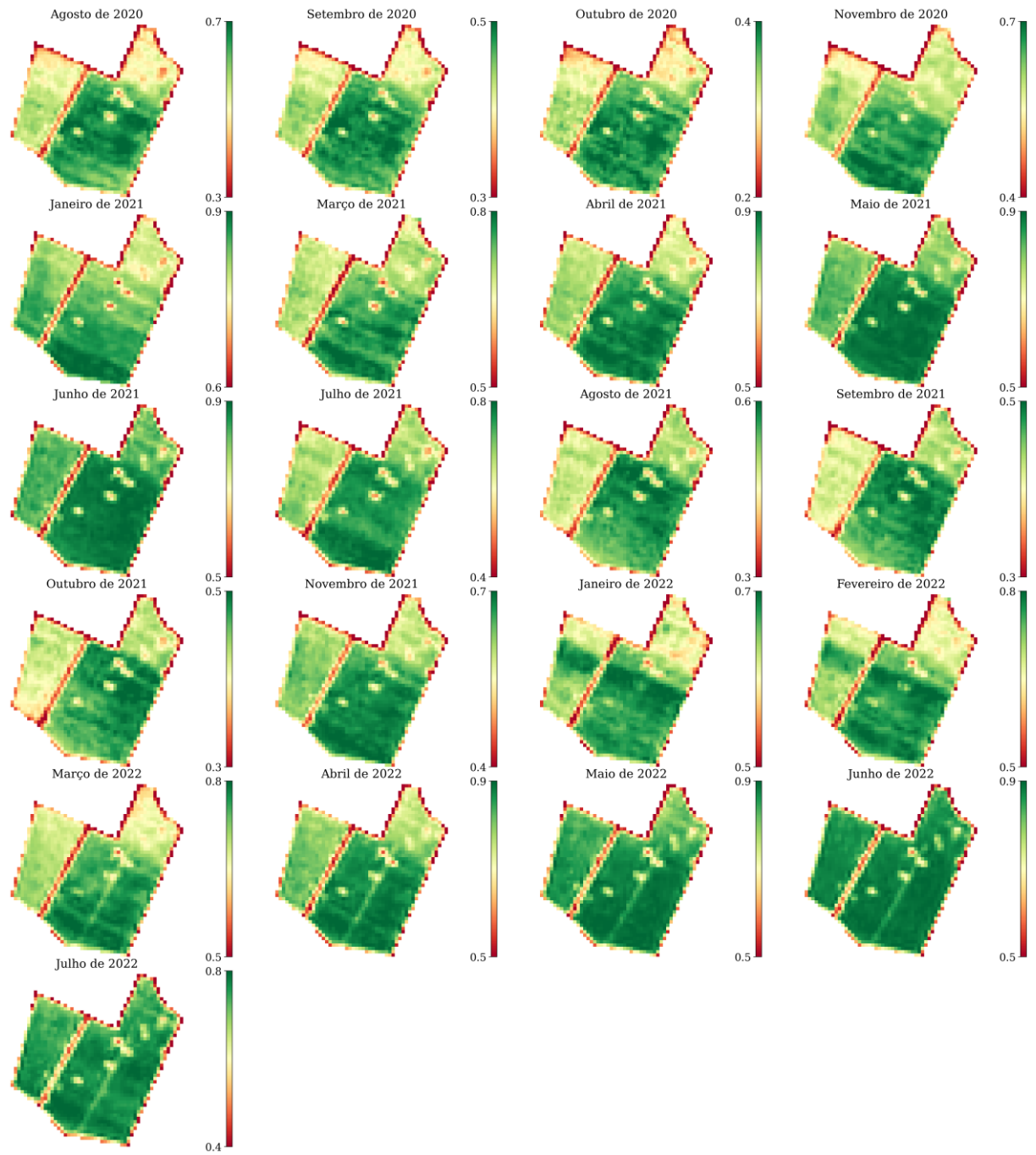


APÊNDICE II – Evolução temporal do NDVI nas imagens Sentinel-2A para cada um dos 5 talhões avaliados na área de produção comercial

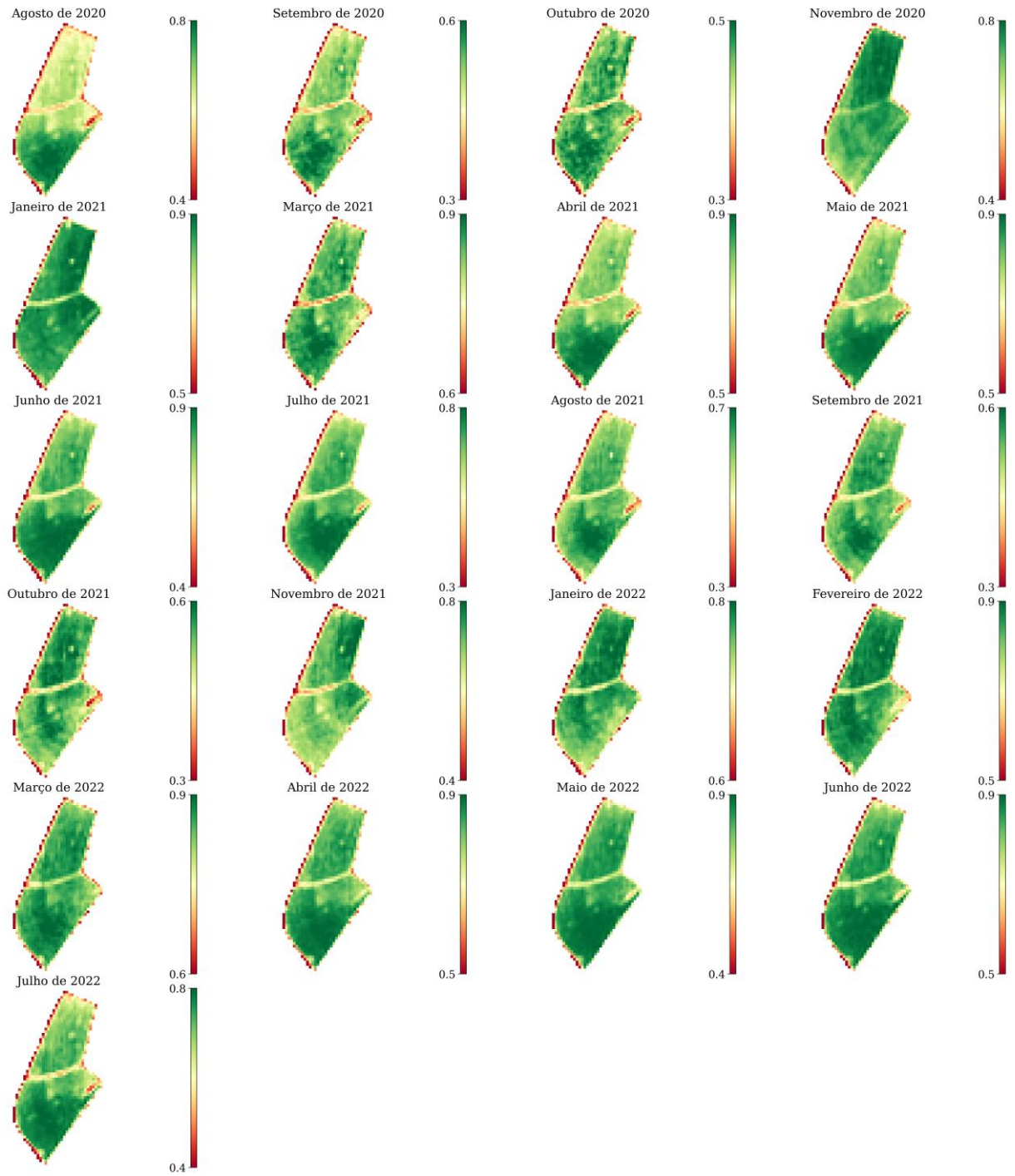
Talhão 1 (Imagens NDVI Sentinel)



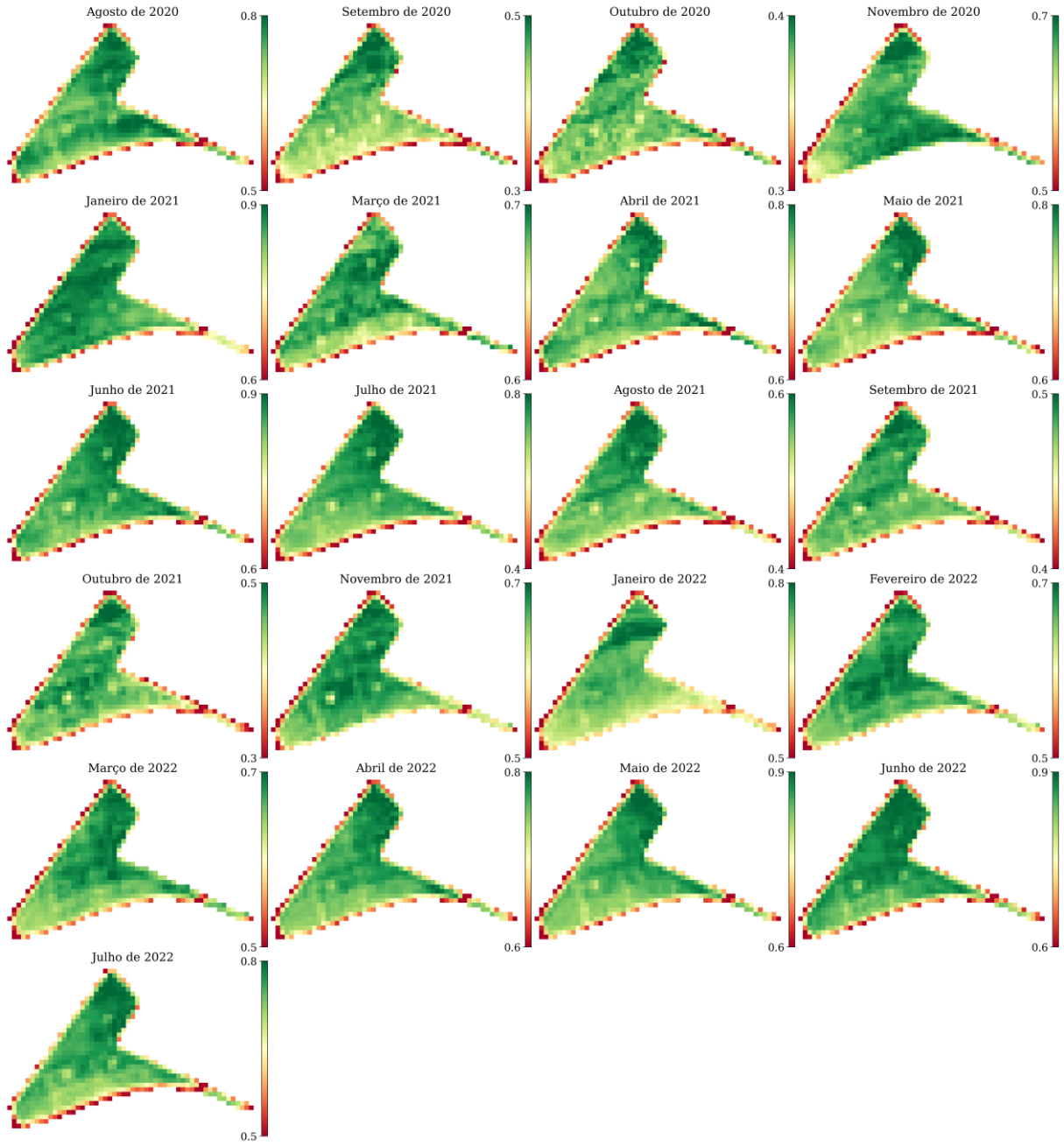
Talhão 2 (Imagens NDVI Sentinel)



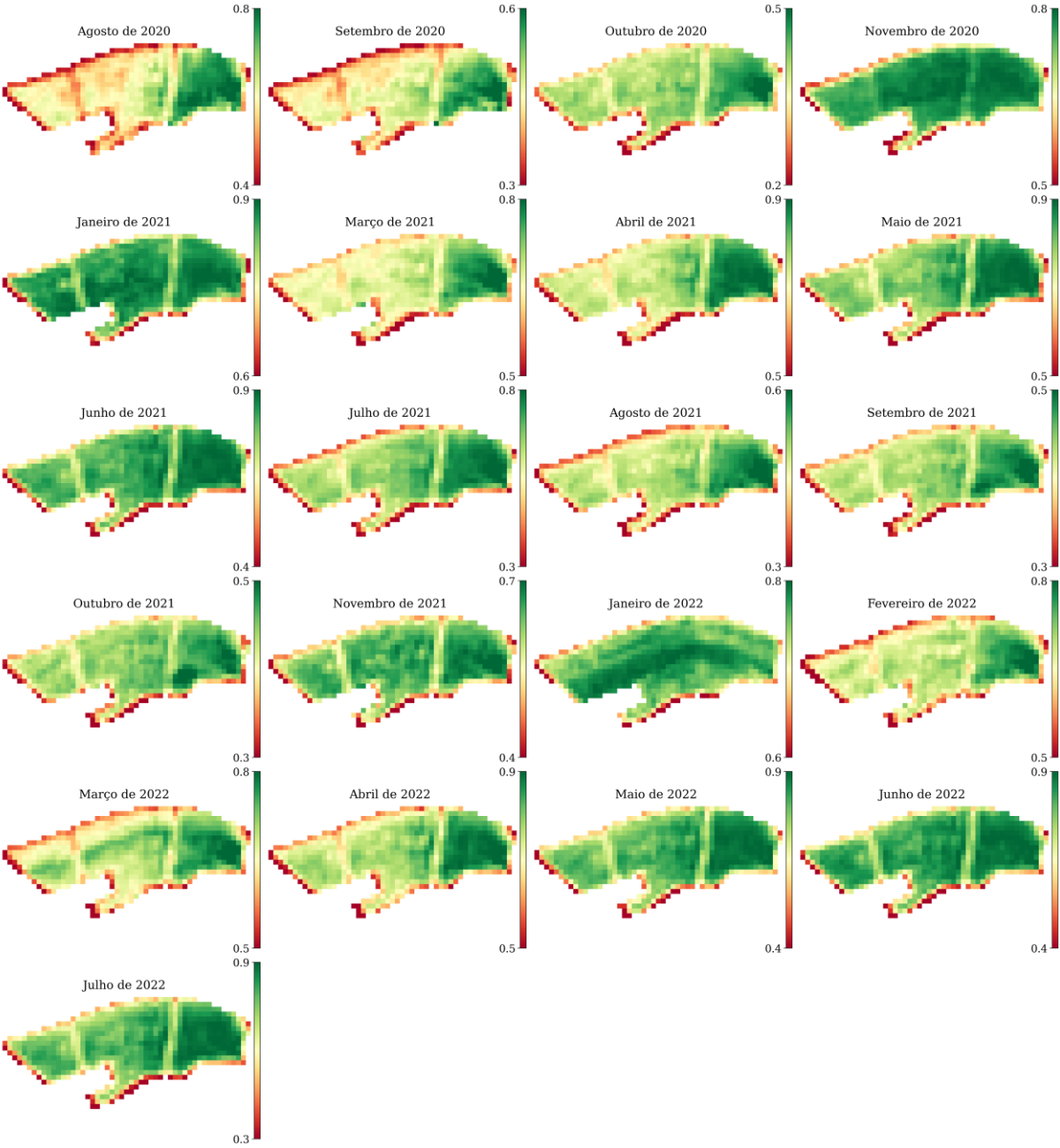
Talhão 3 (Imagens NDVI Sentinel)



Talhão 4 (Imagens NDVI Sentinel)



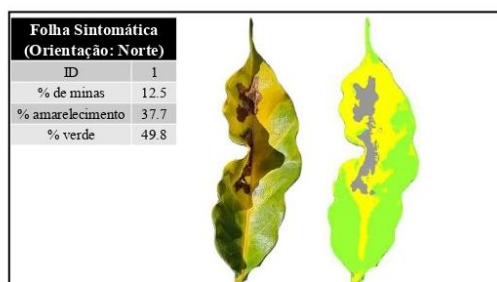
Talhão 5 (Imagens NDVI Sentinel)



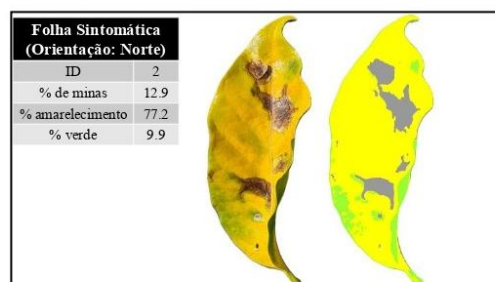
APÊNDICE III – Hiperparâmetros otimizados dos modelos com melhor desempenho para cada cenário

<i>Cenário</i>		<i>Modelo</i>	<i>Hiperparâmetros</i>
Hiperespectral	Talhão 1	XGB	subsample=0,6; n_estimators=210; max_depth=9; learning_rate=0,01; colsample_bytree=0,6
	Talhão 2	SVR-Linear	epsilon=0,05; C=0,1
	Talhão 2	SVR-RBF	gamma='auto'; epsilon=0,1; C=2
Multiespectral	Talhão 1 e 2	RF	n_estimators=210; min_samples_split=11; min_samples_leaf=6; max_depth=19

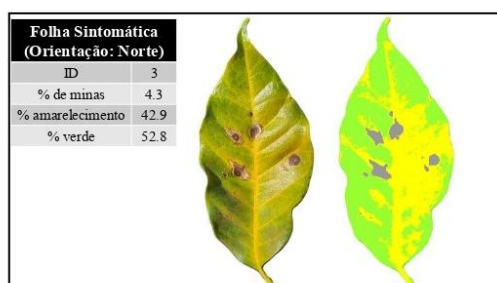
APÊNDICE IV – Resultado da classificação das folhas no software AFSoft



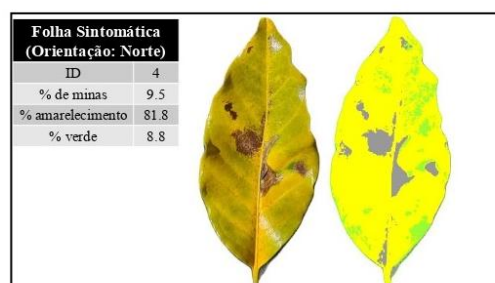
1



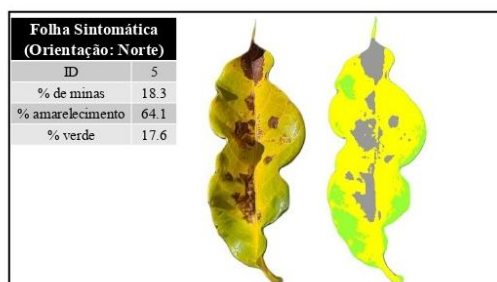
2



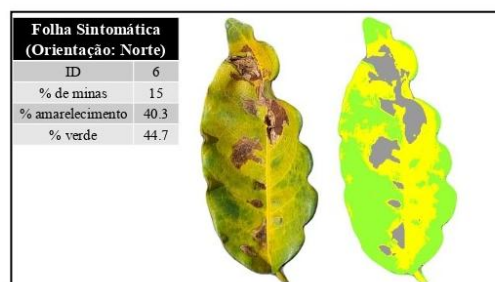
3



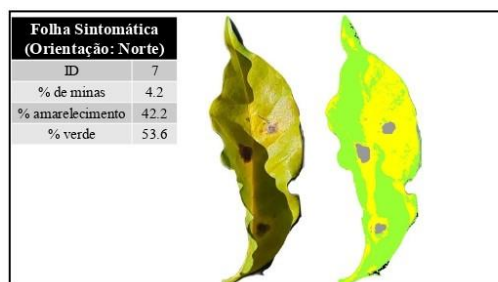
4



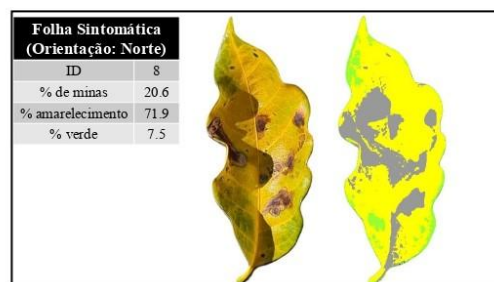
5



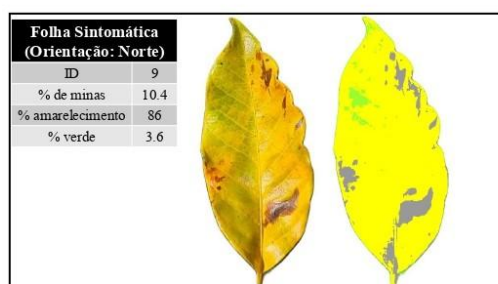
6



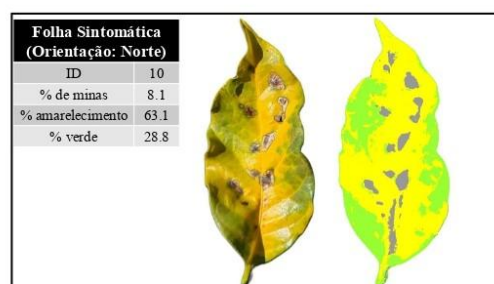
7



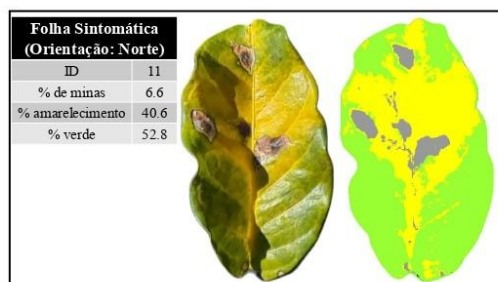
8



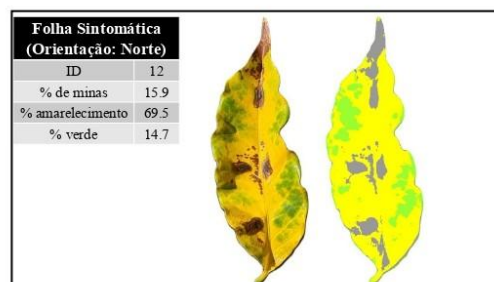
9



10

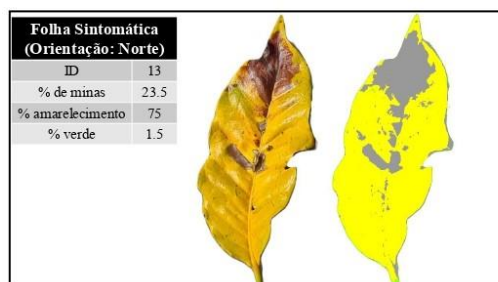


11

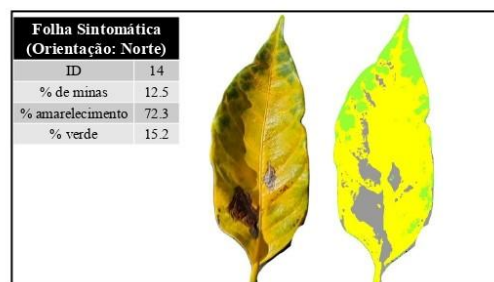


12

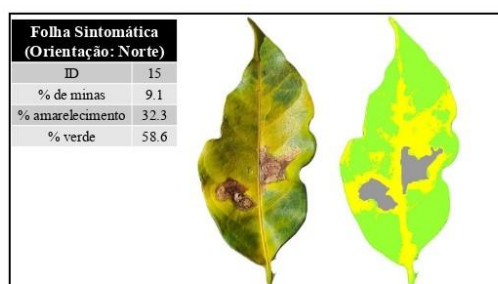
***Folha número 8:** Após identificar a classificação incorreta da porcentagem de minas, uma nova classificação foi realizada considerando somente a porcentagem de área verde e de minas. Calculou-se a média das duas classificações e, com base nisso, optou-se por reduzir a porcentagem de minas e aumentar a porcentagem de áreas amarelecidas. Em decorrência dessas mudanças, os valores apresentados na figura já foram ajustados.



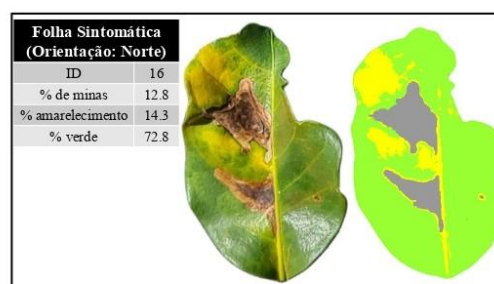
13



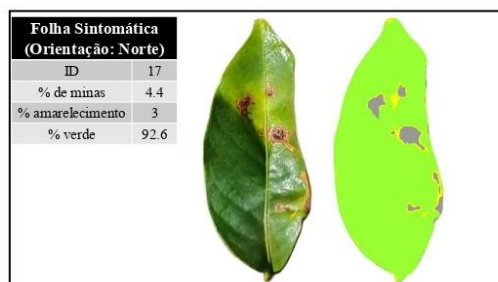
14



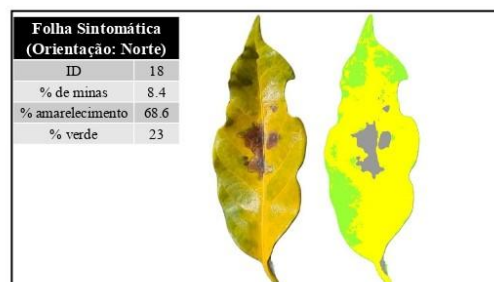
15



16

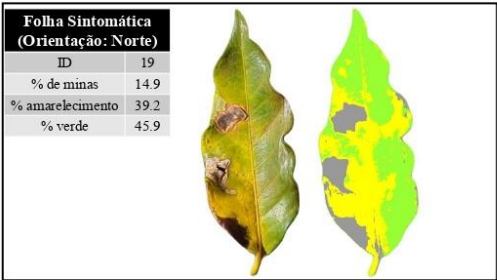


17

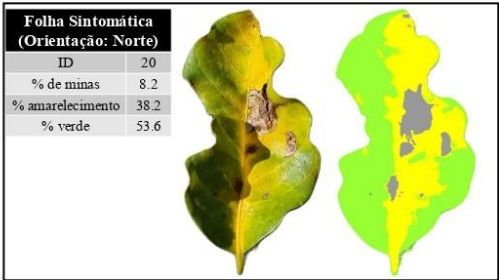


18

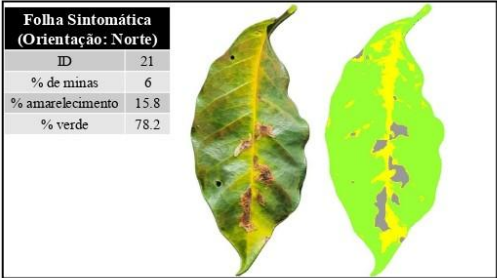
***Folha número 14:** Após identificar a classificação incorreta da porcentagem de minas, uma nova classificação foi realizada considerando somente a porcentagem de área verde e de minas. Calculou-se a média das duas classificações e, com base nisso, optou-se por reduzir a porcentagem de minas e aumentar a porcentagem de áreas amarelecidas. Em decorrência dessas mudanças, os valores apresentados na figura já foram ajustados.



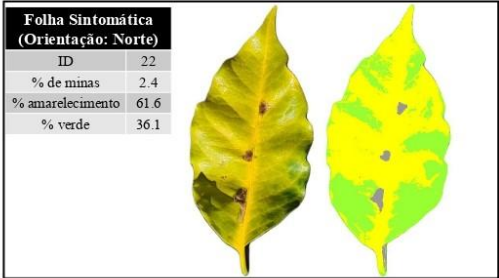
19



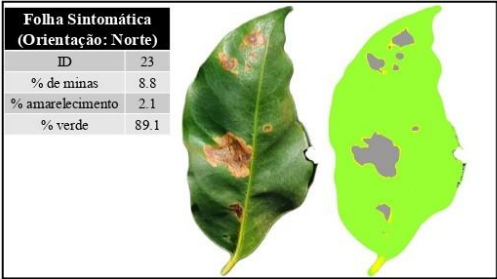
20



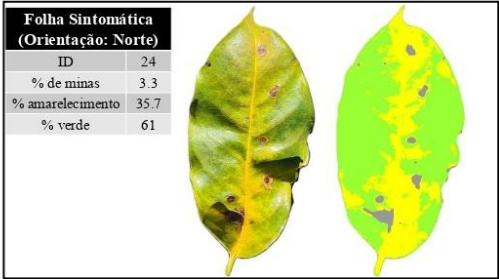
21



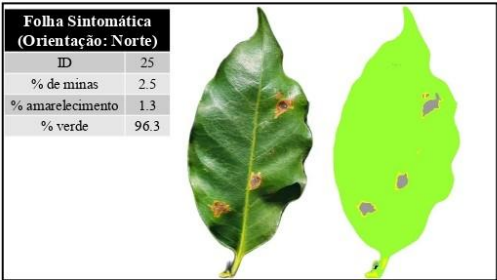
22



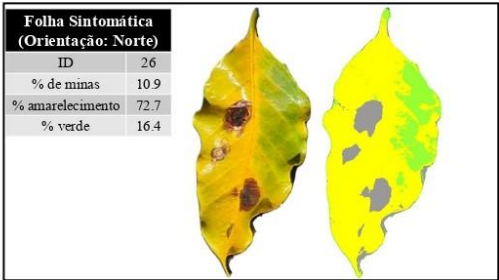
23



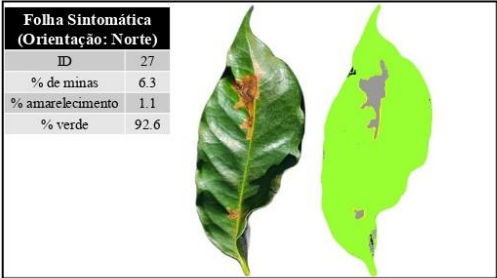
24



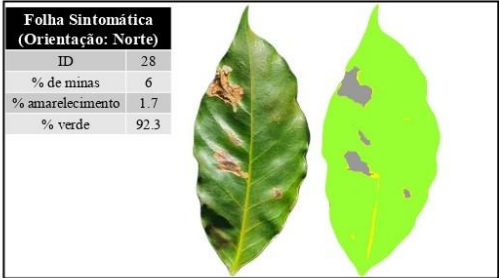
25



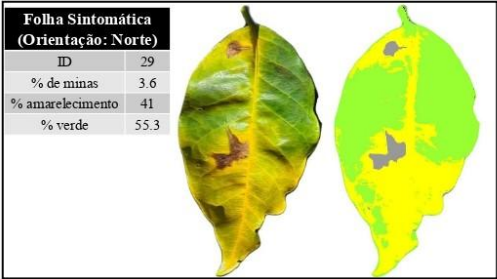
26



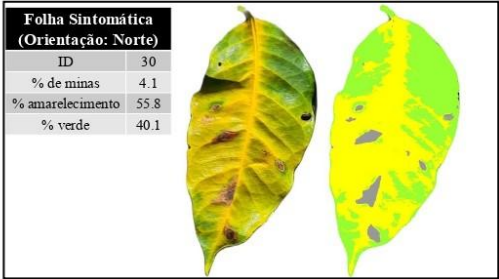
27



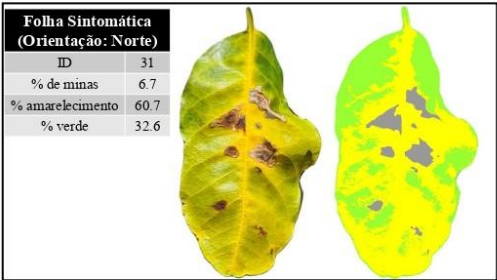
28



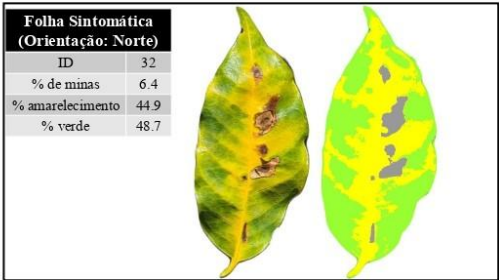
29



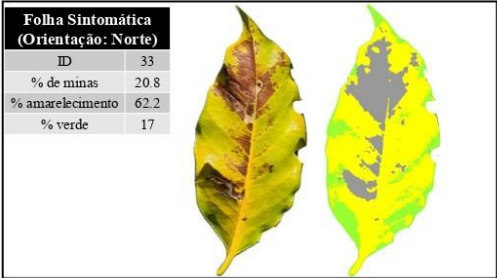
30



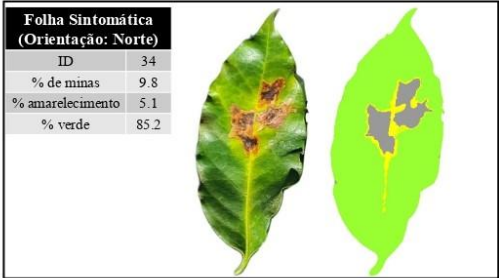
31



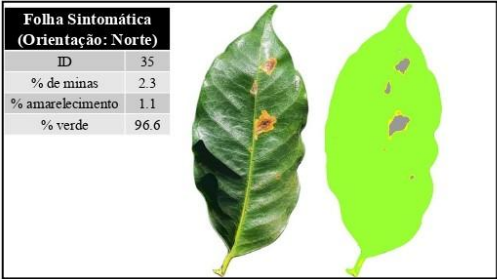
32



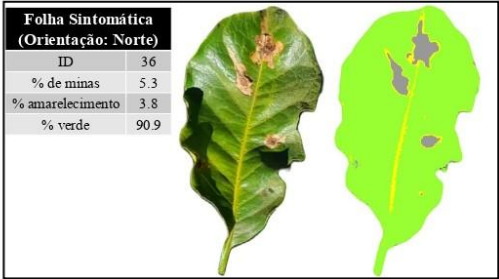
33



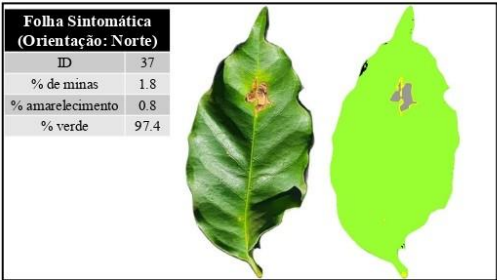
34



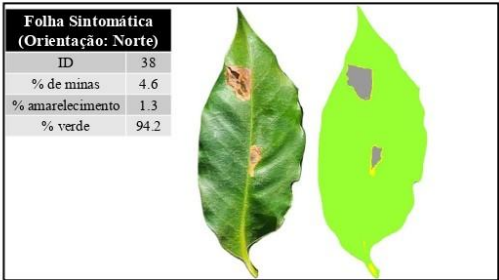
35



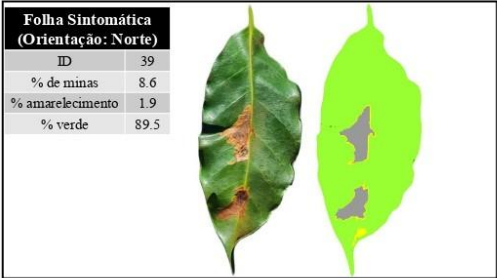
36



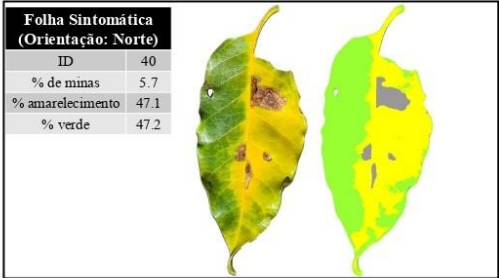
37



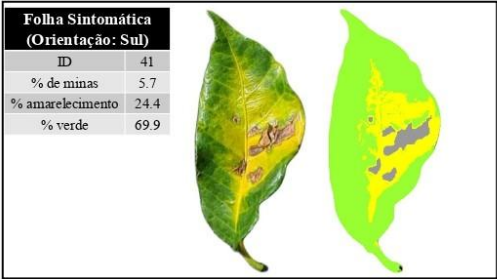
38



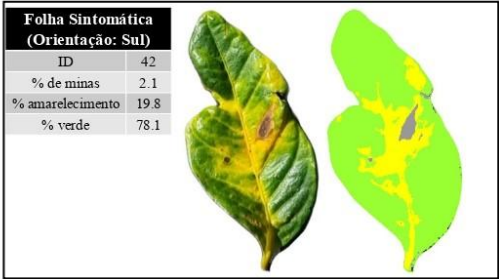
39



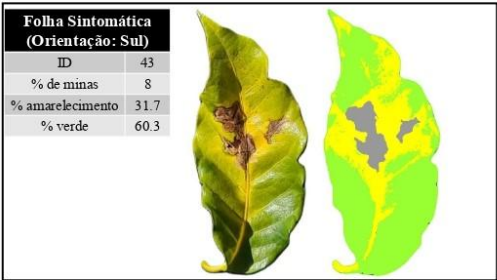
40



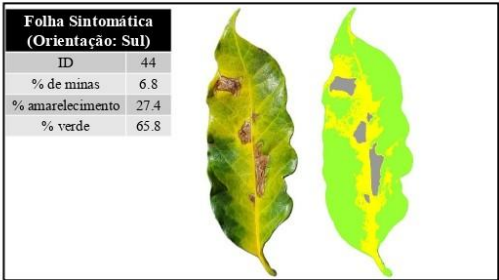
41



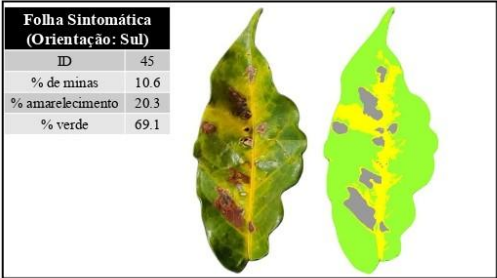
42



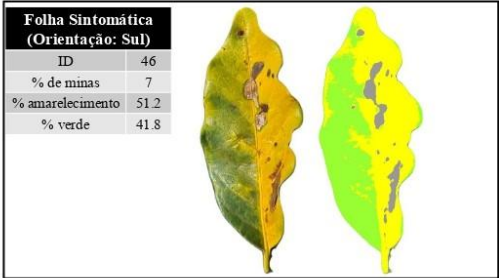
43



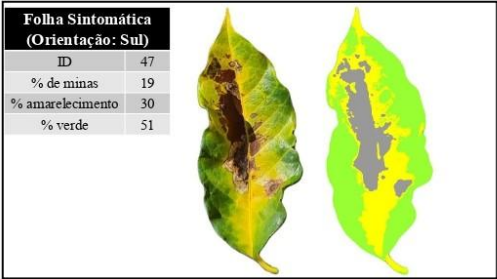
44



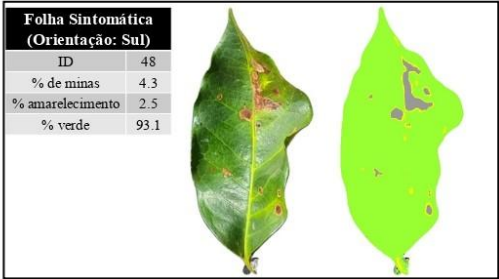
45



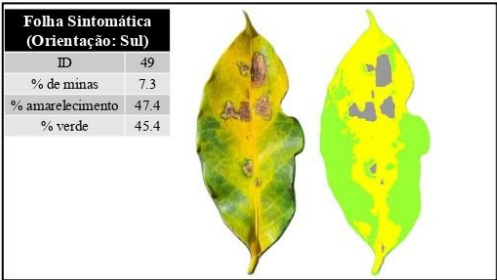
46



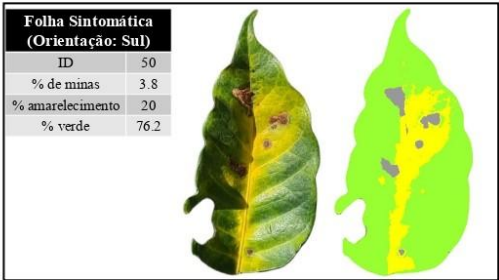
47



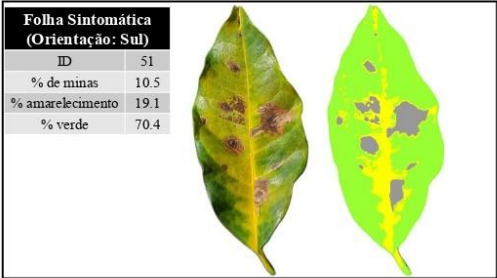
48



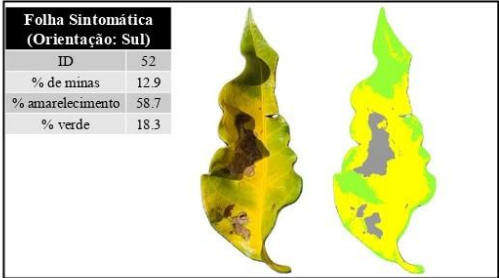
49



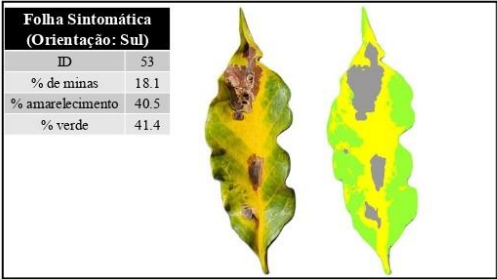
50



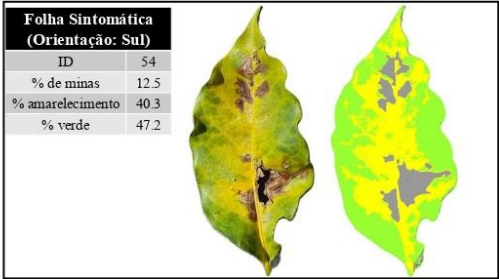
51



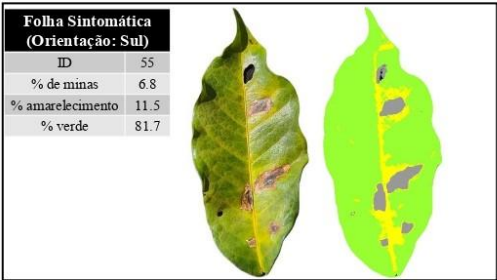
52



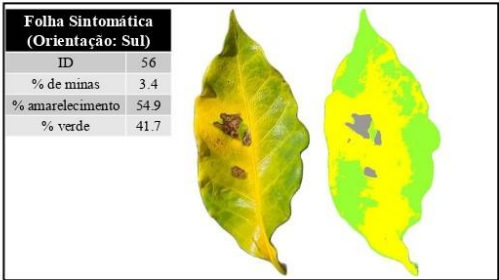
53



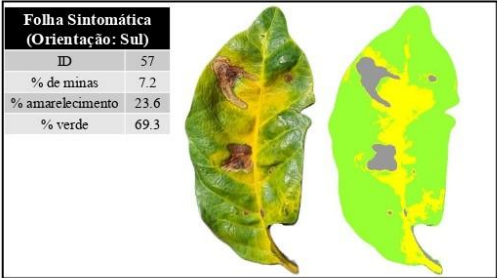
54



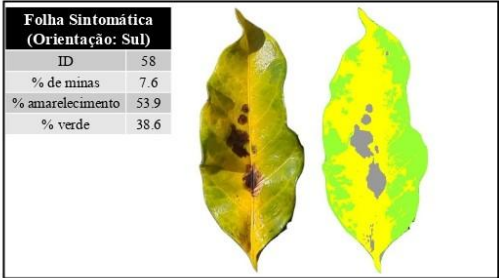
55



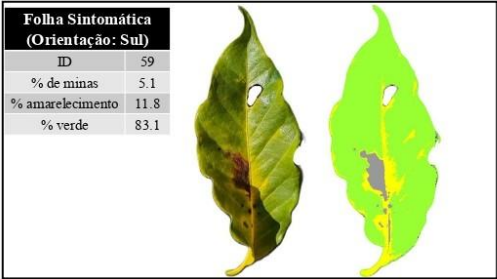
56



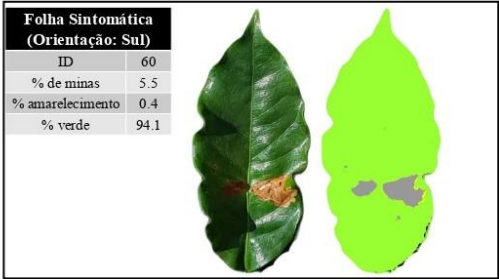
57



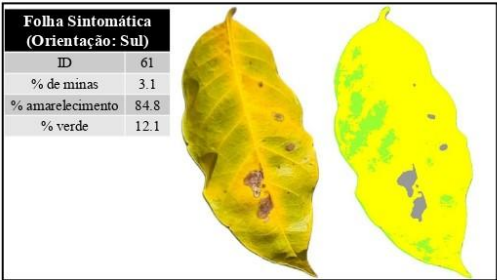
58



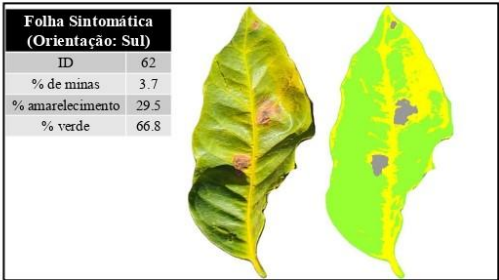
59



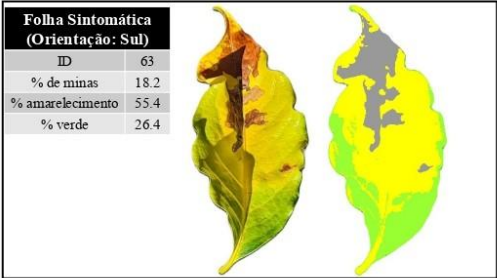
60



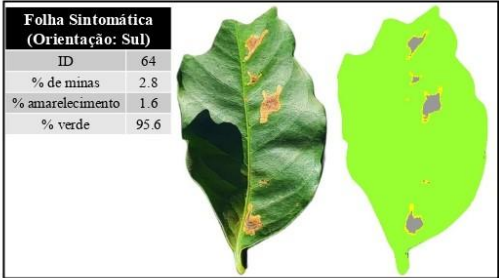
61



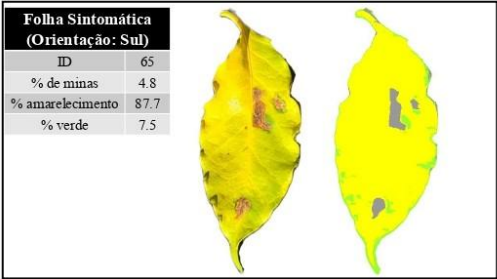
62



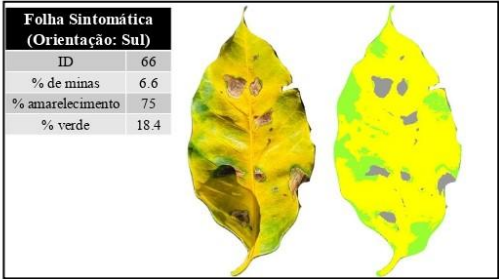
63



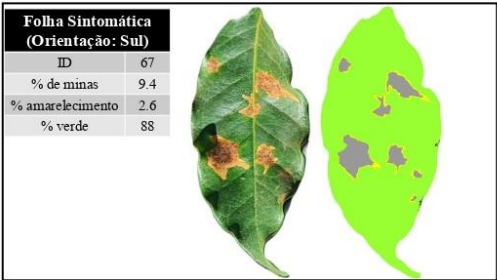
64



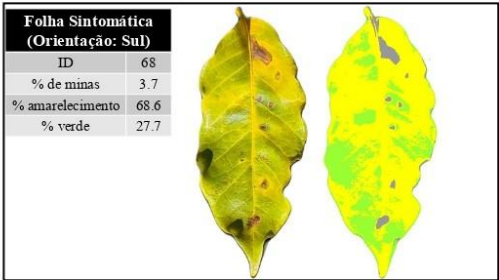
65



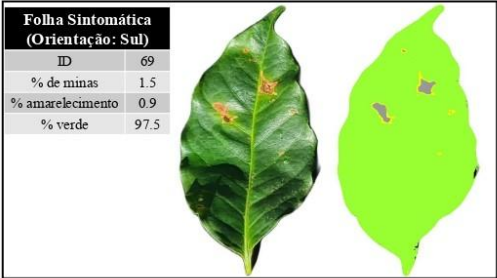
66



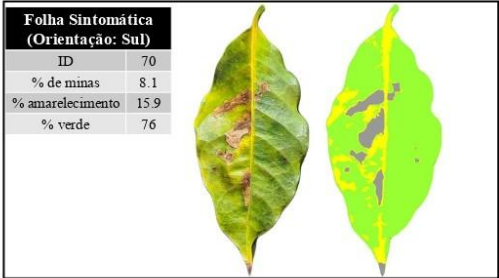
67



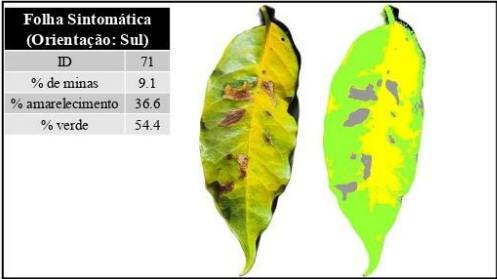
68



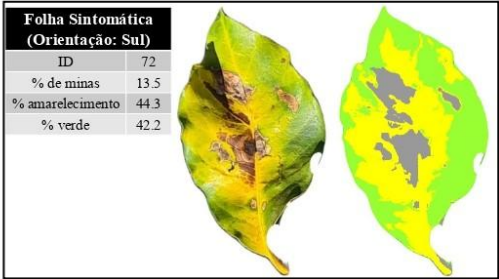
69



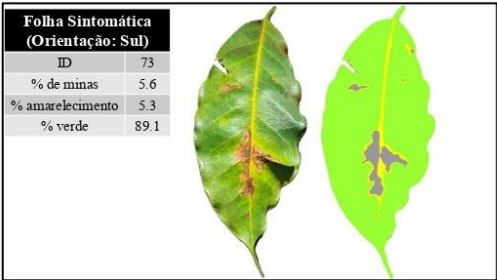
70



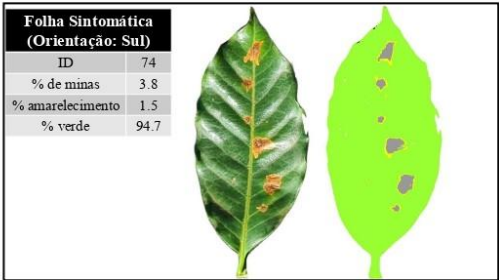
71



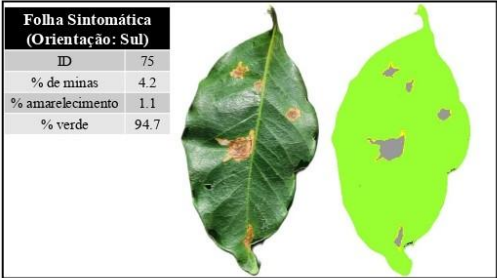
72



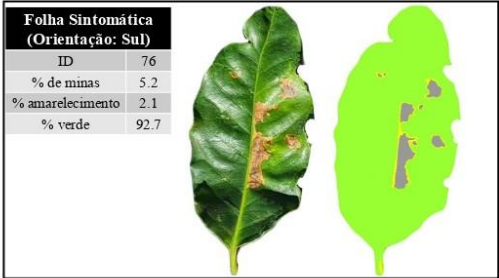
73



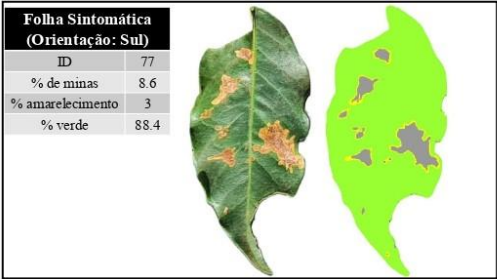
74



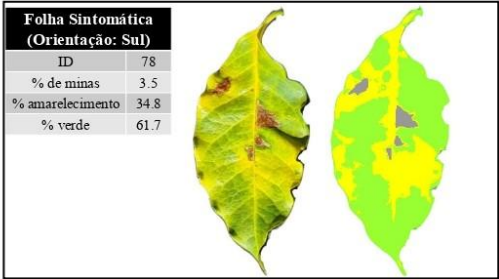
75



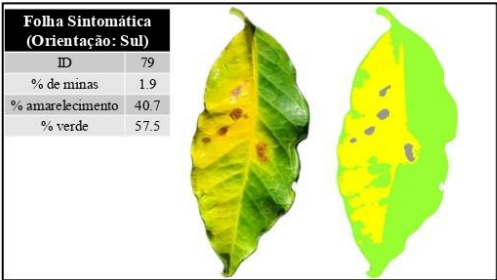
76



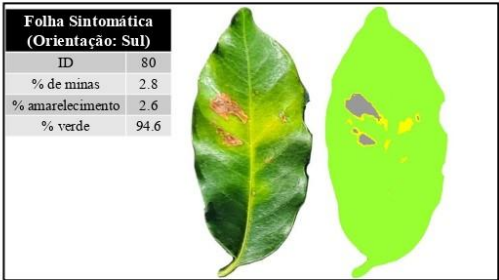
77



78



79



80

DADOS CURRICULARES

Vinicius Silva Werneck Orlando

Nascimento: 15/09/1996

Nacionalidade: Brasileiro

Citação: ORLANDO, V. S. W.; ORLANDO, VINICIUS SILVA WERNECK; ORLANDO, Vinicius S. W.

Curriculum Lattes: <http://lattes.cnpq.br/1012635221566619>

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-0847-9864>

FORMAÇÃO ACADÊMICA

2015/2019: Graduação em Engenharia de Agrimensura e Cartográfica

Universidade Federal de Uberlândia (UFU), Campus Monte Carmelo, MG, Brasil.

Título: "Avaliação do potencial de imagens multiespectrais tomadas por ARP no monitoramento do manejo da irrigação da cultura do café"

2019/2021: Mestrado em Agricultura e Informações Geoespaciais

Universidade Federal de Uberlândia (UFU), Campus Monte Carmelo, MG, Brasil.

Título: "Imagens multiespectrais orbitais: ferramenta para discriminar manejos de fitonematoides do cafeeiro"

2021/2025: Doutorado em Ciências Cartográficas

Universidade Estadual Paulista Júlio de Mesquita Filho (UNESP), Campus de Presidente Prudente, SP, Brasil.

Título: "Detecção dos sintomas de infestação do bicho-mineiro do cafeeiro (*Leucoptera coffeella*) por meio de sensoriamento remoto multiescala"

2023/2024: Mobilidade para o Politecnico di Torino (PoliTo), Torino, Itália.