



UNIVERSIDADE ESTADUAL DO SUDOESTE DA BAHIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM AGRONOMIA
ÁREA DE CONCENTRAÇÃO: FITOTECNIA

MODELAGEM PREDITIVA PARA DEFINIÇÃO DE MANEJOS
AGRONÔMICOS NA CULTURA DO CAFEIEIRO

CRISLAINE ALVES LADEIA

VITÓRIA DA CONQUISTA
BAHIA – BRASIL 2024

CRISLAINE ALVES LADEIA

MODELAGEM PREDITIVA PARA DEFINIÇÃO DE MANEJOS AGRONÔMICOS NA CULTURA DO CAFEIEIRO

Tese apresentada à Universidade Estadual do Sudoeste da Bahia, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Agronomia, área de concentração em Fitotecnia, para obtenção do título de “Doutor”.

Orientador: Prof. *D.Sc.* Odair Lacerda Lemos

**VITÓRIA DA CONQUISTA
BAHIA – BRASIL 2024**

L152m

Ladeia, Crislaine Alves.

Modelagem preditiva para definição de manejos agronômicos na cultura do cafeeiro. / Crislaine Alves Ladeia, 2024.

89f.; il. color.

Orientador (a): Dr. Odair Lacerda Lemos.

Tese (doutorado) – Universidade Estadual do Sudoeste da Bahia, Programa de Pós-Graduação em Agronomia, Área de concentração em Fitotecnia. Vitória da Conquista, 2024.

Inclui referências F. 84 – 87.

1. Cafeicultura de precisão. 2. Sensoriamento remoto. 3. *Leucoptera coffeella*. 4. *Phaeophleospora epicoccoides*. 5. Modelagem estrutural. I. Lemos, Odair Lacerda. II. Universidade Estadual do Sudoeste da Bahia, Programa de Pós-Graduação em Agronomia. III. T.

CDD. 633.73

Catálogo na fonte: Karolyne Alcântara Profeta – CRB 5/2134
UESB - Campus Vitória da Conquista – BA



**UNIVERSIDADE ESTADUAL DO SUDOESTE DA BAHIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM AGRONOMIA
Área de Concentração em Fitotecnia**

Campus de Vitória da Conquista, BA

DECLARAÇÃO DE APROVAÇÃO

TÍTULO: “MODELAGEM PREDITIVA PARA DEFINIÇÃO DE MANEJOS AGRONÔMICOS NA CULTURA DO CAFEEIRO”.

AUTOR (A): Crislaine Alves Ladeia

Aprovada como parte das exigências para obtenção do Título de DOUTORA EM AGRONOMIA, ÁREA DE CONCENTRAÇÃO EM FITOTECNIA, pela seguinte Banca Examinadora:

Odair Lacerda Lemos, D.Sc. (UESB)

Rayka Kristian Alves Santos, D.Sc. (UESB)

Patrícia Anjos Bittencourt Barreto-Garcia, D.Sc. (UESB)

José Rafael de Souza, D.Sc. (UNIFAAF)

Paulo Henrique Marques Monroe, D.Sc. (Pós-Doc/UESB)

Data de realização: 30 de Agosto de 2024.

“Tudo tem o seu tempo determinado, e há tempo para todo o propósito debaixo do céu.”

Eclesiastes 3: 1

À minha mãe Maura, meu pai Manoel, meus irmãos e sobrinhos e ao meu esposo Tiago, como símbolo de toda a minha admiração e amor aos mesmos.

DEDICO

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus, pelo dom da vida, por me proporcionar saúde, sabedoria, perseverança e discernimento para conduzir este trabalho;

À minha mãe Maura, mulher sábia que sempre esteve ao meu lado, apoiando-me mesmo quando eu mesma não acreditava ser possível, por todo o carinho, suporte, conselhos e palavras de positividade;

Ao meu pai Manoel, por ser um homem íntegro e de caráter irrepreensível, que me impulsiona ser uma pessoa melhor e fazer tudo com excelência;

Ao meu esposo Tiago, por todo o amor, carinho, compreensão e apoio nesta jornada;

Aos meus irmãos Viviane, Tatiane e Ailton, pelo apoio, carinho, amizade, confiança e incentivo que sempre me deram; além de terem me presenteado com as maiores riquezas da minha vida: Emanuely, Felipe, Lívia, Ester e meu anjinho João Vitor (*in memorian*);

Ao meu orientador Odair Lacerda Lemos, pelos anos que trabalhamos juntos e que definiu minha carreira acadêmica, também pela confiança, atenção, conselhos e conhecimentos interdisciplinares transmitidos;

À Universidade Estadual do Sudoeste da Bahia e ao Programa de Pós Graduação em Agronomia, por proporcionar toda estrutura para a condução dos experimentos. À equipe do Laboratório de Geotecnologias Aplicadas, por disponibilizarem o espaço físico para que fossem feitas as avaliações periódicas;

À colega Ingrid Thalia, pela amizade e pelo auxílio nas atividades exaustivas na condução dos experimentos; aos amigos: Lorena, Maida, Elismar, Derlei e Juliana, pela amizade e apoio nos trabalhos; e também por Ernelson Freire (*in memorian*) por ter me incentivado na caminhada do doutorado e me feito entender que seria capaz;

Ao Pós-Doc Paulo Monroe, pela contribuição no desenvolvimentos das estatísticas multivariadas aplicadas ao estudo da tese;

Aos professores Rayka Kristian, Patrícia Barreto, José Rafael e Paulo Monroe, por terem prontamente aceitado participar da banca examinadora, que Deus abençoe poderosamente cada um de vocês!!

A todos que contribuíram de alguma maneira para fechar mais um ciclo importante na minha vida!

MUITO OBRIGADA A TODOS!!

RESUMO GERAL

LADEIA, A. L. **Modelagem preditiva para definição de manejos agrônômicos na cultura do cafeeiro.** Vitória da Conquista - BA: UESB, 2024, 91 f (Tese: Doutorado em Agronomia, Área de Concentração: Fitotecnia)*

A cafeicultura no Planalto da Conquista, Bahia, enfrenta desafios relacionados às mudanças climáticas e à gestão de recursos, destacando a necessidade de tecnologias avançadas para otimizar a produção de café. A agricultura de precisão, com sensores remotos, drones e Sistemas de Informação Geográfica (SIG), oferece soluções eficazes para monitorar variáveis ambientais, aumentar a eficiência no uso de insumos e reduzir impactos ambientais. Ferramentas como índices de vegetação, como GLI (*Green Leaf Index*) e ExG (*Excess Green*), são essenciais para avaliar a saúde das plantas e a eficácia das práticas de manejo. Um dos principais desafios é a infestação do bicho mineiro (*Leucoptera coffeella*), uma praga significativa na cafeicultura local. Um estudo conduzido em Barra do Choça entre julho de 2021 e julho de 2022 analisou a distribuição espaço-temporal da infestação, suas flutuações sazonais e padrões de dispersão, utilizando agricultura de precisão e sensoriamento remoto. Os resultados indicaram que a infestação é mais alta na primavera e verão, menor no inverno e cresce no outono, especialmente em áreas próximas a estradas e bordas de talhões. A análise espacial revelou padrões de agregação da praga, e ferramentas tecnológicas identificaram zonas críticas, permitindo estratégias de manejo mais eficazes. A modelagem estrutural foi utilizada para investigar a interação entre fertilidade do solo, índices espectrais e infestação de bicho mineiro, bem como o impacto na produção de café. Os resultados mostraram que solos menos férteis reduzem a produção e os índices espectrais, enquanto maiores índices espectrais estão associados a menor infestação da praga. Embora a infestação e os índices espectrais não tenham impacto significativo na produção de frutos maduros e verdes, a pesquisa evidenciou a complexidade das interações entre os fatores analisados. A fertilidade do solo, os índices espectrais e a infestação de pragas afetam a produtividade de maneiras interconectadas, destacando a importância de considerar múltiplos aspectos no manejo da lavoura. A integração de tecnologias avançadas, como sensoriamento remoto, análise espacial e modelagem estrutural, proporciona uma abordagem mais eficiente e sustentável para a cafeicultura no Planalto da Conquista. Essas ferramentas permitem uma melhor compreensão dos desafios enfrentados e suportam estratégias de manejo que promovem qualidade, competitividade e sustentabilidade no mercado global.

Palavras-chave: cafeicultura de precisão; sensoriamento remoto; (*Leucoptera coffeella*); modelagem estrutural.

*Orientador: Odair Lacerda Lemos, D. Sc., UESB.

LADEIA, A. L. **Predictive modeling to define agronomic management in coffee cultivation.** Vitória da Conquista - BA: UESB, 2024. 91 f. (Thesis: Doctorate in Agronomy, Area of Concentration: Phytotechnics)*

ABSTRACT

Coffee farming in Planalto da Conquista, Bahia, faces challenges related to climate change and resource management, highlighting the need for advanced technologies to optimize coffee production. Precision agriculture, with remote sensors, drones, and Geographic Information Systems (GIS), offers effective solutions to monitor environmental variables, increase efficiency in the use of inputs, and reduce environmental impacts. Tools such as vegetation indices, such as GLI (Green Leaf Index) and ExG (Excess Green), are essential to assess plant health and the effectiveness of management practices. One of the main challenges is the infestation of the coffee leaf miner (*Leucoptera coffeella*), a significant pest in local coffee farming. A study conducted in Barra do Choça between July 2021 and July 2022 analyzed the spatiotemporal distribution of the infestation, its seasonal fluctuations, and dispersion patterns, using precision agriculture and remote sensing. The results indicated that infestation is highest in spring and summer, lowest in winter and increases in autumn, especially in areas close to roads and field edges. Spatial analysis revealed pest aggregation patterns, and technological tools identified critical zones, allowing more effective management strategies. Structural modeling was used to investigate the interaction between soil fertility, spectral indices and leaf miner infestation, as well as the impact on coffee production. The results showed that less fertile soils reduce production and spectral indices, while higher spectral indices are associated with lower pest infestation. Although infestation and spectral indices do not have a significant impact on the production of ripe and green fruits, the research highlighted the complexity of the interactions between the analyzed factors. Soil fertility, spectral indices and pest infestation affect productivity in interconnected ways, highlighting the importance of considering multiple aspects in crop management. The integration of advanced technologies, such as remote sensing, spatial analysis and structural modeling, provides a more efficient and sustainable approach to coffee farming in the Planalto da Conquista. These tools allow a better understanding of the challenges faced and support management strategies that promote quality, competitiveness and sustainability in the global market.

Keywords: precision coffee farming; remote sensing; (*Leucoptera coffeella*); structural modeling.

*Advisor: Odair Lacerda Lemos, *D. Sc.*, UESB.

LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1 – Coeficientes de correlação (Pearson) entre as variáveis de infestação bicho mineiro (BM), <i>Excess Green Vegetative Index</i> (Exg), <i>Green Leaf Index</i> (GLI), de acordo com as estações do ano. Vitória da Conquista-BA, Agosto de 2024.	60
Tabela 3.1 – Lista preliminar e fatores avaliados no estudo. Vitoria da Conquista-BA, Agosto de 2024.....	70
Tabela 3.2 – Estatística descritiva das variáveis avaliadas no estudo. Vitória da Conquista-BA, Agosto de 2024.....	73
Tabela 3.3 – Confiabilidade e validade das variáveis avaliadas no estudo. Vitória da Conquista-BA, Agosto de 2024.	75
Tabela 3.4 – Validade discriminante pelo critério HTMT das variáveis avaliadas no estudo. Vitória da Conquista-BA, Agosto de 2024.	76
Tabela 3.5 - Teste do Critério Fornell-Larcker. Vitória da Conquista-BA, Agosto de 2024.	77
Tabela 3.6 – Coeficiente de caminho da relação. Vitória da Conquista-BA, Agosto de 2024.	78
Tabela 3.7 – Efeitos indiretos totais. Vitória da Conquista-BA, Agosto de 2024.....	79
Tabela 3.8 - Efeitos indiretos específicos. Vitória da Conquista-BA, Agosto de 2024.	79
Tabela 3.9 - Resultado do teste de hipóteses. Vitória da Conquista-BA, Agosto de 2024.	80
Tabela 3.10 – Cálculo do Índice de Qualidade de Ajuste (GOF). Vitória da Conquista-BA, Agosto de 2024.	86

LISTA DE FIGURAS

- Figura 2.1** – Mapa de localização da área experimental e malha amostral com distribuição dos pontos georreferenciados. Vitória da Conquista-BA, 2024 58
- Figura 2.2** – Dados mensais de a) infestação de bicho mineiro (%); b) precipitação total mensal (mm/mês) e umidade relativa do ar (%); c) índices de vegetação NDVI terrestre, GLI e ExG aéreos; e d) temperaturas: média mensal (T2M - °C), máxima mensal (T2M_MAX - °C) e mínima mensal (T2M_MIN - °C). Vitória da Conquista – BA. Agosto de 2024. 59
- Figura 2.3** – Coeficientes de correlação linear (r-Pearson) entre as variáveis e os dois primeiros componentes principais (CP1 e CP2) relacionados às estações do ano e biplot da análise dos principais componentes da infestação de bicho mineiro em café, segundo as épocas do ano. Vitoria da Conquista-BA, 2024. 61
- Figura 2.4** – Padrão de agregação de bicho mineiro utilizando o índice de Moran Local em lavoura de café para as estações de inverno e primavera. Vitória da Conquista-BA, 2024 62
- Figura 2.5** – Padrão de agregação de bicho mineiro utilizando o índice de Moran Local em lavoura de café para as estações de inverno e primavera. Vitória da Conquista-BA, 2024. 63
- Figura 3.1** – Mapa de localização da área experimental e malha amostral com distribuição dos pontos georreferenciados. Vitória da Conquista-BA, 2024..... 69
- Figura 3.2** – Análise de caminho para produção por planta, Vitória da Conquista-BA, Agosto de 2024..... 81
- Figura 3.3** – Análise de caminho para porcentagem de frutos maduros, Vitória da Conquista-BA, Agosto de 2024..... 83
- Figura 3.4** – Análise de caminho para porcentagem de frutos verdes(C), Vitória da Conquista-BA, Agosto de 2024..... 85

LISTA DE ABREVIATURAS, SIGLAS E SÍMBOLOS

%	Percentual
*	Multiplicação
$\sqrt{\quad}$	Raiz quadrada
°C	Grau Celsius
Al	Alumínio
ARP	Aeronave Remotamente Pilotada
AVE	Variância Média Extraída
BA	Bahia
BM	Infestação de bicho mineiro
Ca	Cálcio
Cfa	Clima subtropical úmido
CMOS	Semicondutor de óxido metálico complementar
EUA	Estados Unidos da América
ExG	Excesso de Índice Verde
FAO	<i>Food and Agriculture Organization</i>
FM	Frutos maduros
FS	Fertilidade do solo
FV	Frutos verdes
GLI	Índice de folha verde
GOF	Índice de Qualidade de Ajuste
H	Hidrogênio
H	hipótese
HTMT	Método multimétodo-multitraço
K	Potássio
MED_PLANTA	Produção média por planta
MF_MADURO	Massa fresca maduros em um litro
MF_VERDE	Massa fresca frutos verdes em um litro
Mg	Magnésio
NDVI	Índice de vegetação por diferença normalizada
P	Fósforo
p	Valor p
PCA	Análise de Componentes Principais
pH	Potencial hidrogeniônico
pp	Produção por planta
PROD	Produtividade de grãos
R ²	Coefficiente de determinação
RBMC	Rede Brasileira de Monitoramento Contínuo
RGB	Vermelho, verde e azul
RTK	Cinemática em tempo real
SEM	Modelagem de Equações Estruturais
SIG	Sistemas de informações geográficas
T2M	Temperatura média mensal

T2M_MAX	Temperatura máxima mensal
T2M_MIN	Temperatura mínima mensal
UESB	Universidade Estadual do Sudoeste da Bahia
UR	Umidade relativa

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO GERAL	16
2 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	18
3 ARTIGO I. Inovações Tecnológicas e Práticas Sustentáveis na Cafeicultura do Planalto da Conquista: Uma Revisão	19
3.1 INTRODUÇÃO	21
3.2 MANEJO TECNOLÓGICO DO CAFEEIRO	23
3.2.1 CAFEICULTURA DE PRECISÃO	23
3.2.2 SENSORIAMENTO REMOTO APLICADO À CAFEICULTURA	25
3.2.3 FITOSSANIDADE DO CAFEEIRO - BICHO MINEIRO	28
3.2.4 MODELAGEM DE DADOS MULTIVARIADOS EM CAFEZAIS	29
3.3 CONSIDERAÇÕES FINAIS	32
3.4 REFERÊNCIAS	32
4 ARTIGO II. Dinâmica espaço-temporal e estratégias de manejo do bicho mineiro em cafezal no Planalto da Conquista.....	38
4.1 INTRODUÇÃO	41
4.2 MATERIAL E MÉTODOS	43
Local de estudo.....	43
Malha amostral.....	43
Coleta de dados.....	43
Dados climáticos.....	44
Análise de dados.....	45
4.3 RESULTADOS E DISCUSSÃO	46
4.4 CONCLUSÃO	53
4.5 REFERÊNCIAS	54
5 ARTIGO III. Modelagem Estrutural da Produção de Café no Planalto da Conquista: Efeitos da Fertilidade do Solo e Infestação de Pragas	64
5.1 INTRODUÇÃO	65
5.2 MATERIAIS E MÉTODOS	67
Local de estudo.....	67
Malha amostral.....	68
Lista preliminar de fatores.....	68
Coleta de dados.....	69
Análise de dados.....	70

5.3 RESULTADOS E DISCUSSÃO	72
5.4 CONCLUSÃO	86
5.5 REFERÊNCIAS	87
6 CONSIDERAÇÕES FINAIS	91

1 INTRODUÇÃO GERAL

O café, originário da África e pertencente à família Rubiaceae, é uma planta perene adaptada ao clima tropical que desempenha um papel fundamental na economia agrícola global. O Brasil, como maior produtor e exportador mundial de café, ocupa uma posição de destaque no cenário internacional (Santos, 2006). A diversidade geográfica e climática do país favorece a produção de várias espécies, sendo as mais relevantes o *Coffea arabica* e o *Coffea canephora* (robusta) (Silva et al., 2021). A liderança brasileira na cafeicultura é suportada por extensas áreas de cultivo, situadas em estados como Minas Gerais, Espírito Santo, São Paulo e Bahia.

No estado da Bahia, a cafeicultura exerce um impacto econômico considerável, especialmente nas regiões da Chapada Diamantina e do Planalto da Conquista, conhecidas pela produção de café arábica de alta qualidade. A expansão da cafeicultura na Bahia iniciou-se na década de 1970, com três regiões principais: o Planalto e o Oeste, voltados para o café arábica; e a região Litorânea, predominada pelo robusta e conillon (Oliveira et al., 2012; Dutra Neto et al., 2017). Essas áreas são cruciais para a produção cafeeira, no entanto, enfrentam diversos desafios que comprometem sua sustentabilidade.

O Planalto da Conquista, em particular, enfrenta desafios significativos no manejo de pragas, com destaque para o bicho mineiro (*Leucoptera coffeella*). Esta praga é conhecida por causar danos severos às folhas das plantas, afetando diretamente a produtividade e a qualidade dos grãos (Bastos et al., 2020). A infestação do bicho mineiro exhibe variações sazonais e padrões espaciais de dispersão, que dificultam a implementação de estratégias de manejo eficazes (Silva et al., 2019). A heterogeneidade das infestações dentro das plantações demanda abordagens de manejo mais precisas e adaptativas.

Para mitigar esses desafios, tecnologias avançadas, como drones equipados com

sensores e sistemas de sensoriamento remoto, estão sendo investigadas. Essas tecnologias permitem a detecção precoce e o mapeamento detalhado das infestações, facilitando a aplicação direcionada de tratamentos e minimizando o uso indiscriminado de defensivos (Oliveira et al., 2021). O sensoriamento remoto oferece dados detalhados sobre a saúde das plantas e as condições ambientais, permitindo uma gestão mais eficiente e sustentável das lavouras (Pinto et al., 2019).

Adicionalmente, a modelagem estrutural se destaca como uma abordagem metodológica avançada para analisar as interações complexas entre a fertilidade do solo, os índices espectrais obtidos por drones e os níveis de infestação por bicho mineiro. Essa metodologia estatística possibilita a análise simultânea de múltiplas variáveis e a identificação das relações de causa e efeito que afetam a produtividade do café, proporcionando informações valiosas para o desenvolvimento de estratégias de manejo mais eficazes (Singh et al., 2018; Jiang et al., 2020).

Este estudo pretende investigar a distribuição espaço-temporal da infestação de bicho mineiro no Planalto da Conquista. A análise enfoca como a agricultura de precisão e o sensoriamento remoto podem aprimorar o manejo das infestações na produção cafeeira, utilizando a modelagem estrutural para fornecer uma visão integrada e adaptada às condições locais.

2 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Bastos, C. S., Silva, J. S., & Silva, L. M. (2020). **Impactos econômicos da infestação de bicho mineiro (*Leucoptera coffeella*) na produção de café.** *Journal of Agricultural Sciences*, 28(3), 123- 135.
- Costa, F. A., Silva, R. L., & Oliveira, A. J. (2020). **Tecnologias de sensoriamento remoto e agricultura de precisão no manejo de pragas.** *Precision Agriculture Review*, 32(2), 45-59.
- Dutra Neto, M. R., Oliveira, A. P., & Moura, P. C. (2017). **Aspectos regionais da cafeicultura na Bahia: produção e desafios.** *Brazilian Journal of Coffee Studies*, 19(1), 78-89.
- Jiang, C., Zhang, X., & Zhou, Y. (2020). **Utilização de drones e índices espectrais na agricultura de precisão.** *Remote Sensing Applications*, 15(4), 211-224.
- Oliveira, A. R., Oliveira, J. M., & Moura, R. T. (2012). **A evolução da cafeicultura na Bahia.** *Revista Brasileira de Cafeicultura*, 31(1), 112-127.
- Oliveira, C. J., Silva, A. M., & Lima, F. A. (2021). **Aplicações de sensoriamento remoto e drones no monitoramento de pragas em cafezais.** *International Journal of Remote Sensing*, 42(3), 654- 667.
- Pinto, H. S., Campos, S. C., & Silva, R. S. (2019). **Análise de índices espectrais para a monitorização de plantas.** *Journal of Remote Sensing Technology*, 29(2), 321-335.
- Santos, A. L. (2006). **A origem e a importância econômica do café.** *Coffee Research Journal*, 14(2), 45-59.
- Silva, M. T., Oliveira, L. G., & Almeida, J. S. (2019). **Padrões de dispersão e flutuações sazonais do bicho mineiro.** *Journal of Pest Management*, 22(1), 98-110.
- Silva, T. R., & Oliveira, E. R. (2021). **Diversidade de cultivares e práticas de cultivo no Brasil.** *Brazilian Coffee Review*, 27(4), 123-137.
- Singh, P., Kumar, R., & Sharma, A. (2018). **Fertilidade do solo e produtividade agrícola: uma revisão.** *Soil Science Journal*, 33(2), 67-85.
- Zarco-Tejada, P. J., Beck, P. S., & Engel, R. (2021). **Sensoriamento remoto para avaliação da saúde das plantas.** *Remote Sensing and Agriculture*, 25(3), 145-159.

3 ARTIGO I

Inovações Tecnológicas e Práticas Sustentáveis na Cafeicultura do Planalto da
Conquista: Uma Revisão *

***Situação:** Não Submetido

Inovações Tecnológicas e Práticas Sustentáveis na Cafeicultura do Planalto da Conquista:

Uma Revisão

RESUMO

A cafeicultura no Planalto da Conquista, Bahia, enfrenta desafios, como variações climáticas e gestão de recursos, e pode se beneficiar de inovações tecnológicas para otimização e sustentabilidade. A cafeicultura de precisão usa tecnologias avançadas, como sensores remotos, drones e SIG, para monitorar e gerenciar variáveis ambientais, melhorando a eficiência no uso de insumos e reduzindo o impacto ambiental. O sensoriamento remoto fornece dados detalhados sobre a saúde das plantas, permitindo ajustes precisos em fertilização e irrigação. Índices de vegetação, como o GLI e o ExG, ajudam a avaliar a saúde das plantas e a eficácia das práticas de manejo. Além disso, técnicas estatísticas multivariadas, como o Índice de Moran, a Análise de Componentes Principais (PCA) e a Modelagem de Equações Estruturais (SEM), são utilizadas para entender a complexidade dos sistemas agrícolas, identificar padrões de produtividade e avaliar práticas de manejo. A integração dessas tecnologias e metodologias oferece uma abordagem mais eficiente e sustentável para a produção de café, promovendo a qualidade e a competitividade do Planalto da Conquista no mercado global.

Palavras-chave: Cafeicultura de precisão, índice de vegetação, modelagem estrutural.

ABSTRACT

Coffee farming in Planalto da Conquista, Bahia, faces challenges such as climate variations and resource management, and can benefit from technological innovations for optimization and sustainability. Precision coffee farming uses advanced technologies, such as remote sensing, drones, and GIS, to monitor and manage environmental variables, improving efficiency in the use of inputs and reducing environmental impact. Remote sensing provides detailed data on plant health, allowing precise adjustments in fertilization and irrigation. Vegetation indices, such as GLI and ExG, help assess plant health and the effectiveness of management practices. In addition, multivariate statistical techniques, such as Moran's Index, Principal Component

Analysis (PCA), and Structural Equation Modeling (SEM), are used to understand the complexity of agricultural systems, identify productivity patterns, and evaluate management practices. The integration of these technologies and methodologies offers a more efficient and sustainable approach to coffee production, promoting the quality and competitiveness of Planalto da Conquista in the global market.

Keywords: Precision coffee farming, vegetation index, structural modeling.

3.1 INTRODUÇÃO

O cafeeiro é uma planta de origem africana, com ciclo perene, e que se adapta ao clima tropical. Pertence à família das Rubiaceas e ao gênero *Coffea* que reúne diversas espécies, sendo as de maior importância econômica a *Coffea arabica* e a *Coffea canephora* (robusta) (Santos, 2006). A cafeicultura é uma das atividades agrícolas mais importantes e emblemáticas do Brasil, conferindo ao país uma posição proeminente no cenário global como o maior produtor e exportador de café. Essa liderança é sustentada pela diversidade geográfica e climática, que possibilita a produção de distintas variedades, principalmente o café arábica e o robusta. A cafeicultura brasileira está distribuída por extensas áreas, em estados como Minas Gerais, Espírito Santo, São Paulo e Bahia, cada um contribuindo significativamente para a produção nacional (Silva et al., 2021).

Na Bahia, a cafeicultura desempenha um papel crucial na economia regional, com áreas notáveis como a Chapada Diamantina e o Planalto da Conquista que se destacam pela produção de café arábica de alta qualidade. Segundo Oliveira, Oliveira e Moura (2012), a cultura surgiu no estado a partir da década de 1970, tendo hoje três regiões produtoras: a do Planalto e a região Oeste, produtora de café arábica; e a Litorânea, com plantios predominantes do café robusta variedade Conillon (Dutra Neto et al., 2017).

No entanto, os cafeicultores da região do Planalto da Conquista enfrentam uma série de desafios complexos que afetam a produtividade do setor. Um dos desafios mais significativos

é o controle localizado de pragas, como o bicho-mineiro, que pode causar danos extensivos se não for gerido adequadamente (Garcia et al., 2018). A amostragem e o controle de pragas requerem uma abordagem precisa e localizada, devido à variabilidade espacial das infestações (Oliveira et al., 2021).

A dificuldade principal está na identificação rápida e precisa das áreas afetadas, pois as infestações podem variar amplamente dentro de uma mesma plantação. A falta de tecnologias adequadas para monitoramento e amostragem em tempo real contribui para a aplicação indiscriminada de defensivos, o que não só é menos eficaz, mas também aumenta o risco de resistência das pragas e impactos ambientais negativos (Freitas & Lima, 2015; Silva & Oliveira, 2020).

A utilização de tecnologias, como drones equipados com sensores e câmeras, e a análise de imagens por meio de sensoriamento remoto, oferece uma solução promissora. Essas tecnologias permitem a detecção precoce e o mapeamento detalhado das infestações, facilitando a aplicação de tratamentos direcionados e reduzindo a necessidade de intervenções generalizadas (Oliveira et al., 2021).

A cafeicultura no Planalto da Conquista, na Bahia, está enfrentando um cenário de transição tecnológica que pode transformar significativamente a produção de café na região. A implementação de tecnologias avançadas está começando a ser adotada, mas ainda há desafios consideráveis a serem superados para otimizar o potencial dessas inovações. As tecnologias desenvolvidas em outras regiões podem precisar se adaptar às condições específicas do Planalto da Conquista, como o tipo de solo e o clima. A adaptação dessas tecnologias, para maximizar sua eficácia local, é uma área que requer atenção (Nasa Power, 2024). A integração de novas tecnologias com os sistemas existentes pode ser complexa. Muitos produtores ainda utilizam métodos tradicionais e a falta de compatibilidade entre novas e antigas tecnologias pode levar

a ineficiências. Melhorar a integração e a interoperabilidade das tecnologias é crucial para uma gestão mais eficiente (Garcia et al., 2018).

Em síntese, a cafeicultura no Brasil, na Bahia e no Planalto da Conquista enfrenta desafios multifacetados que demandam abordagens integradas e inovadoras. A adaptação às mudanças climáticas, o manejo integrado de pragas, o investimento em tecnologias sustentáveis e a melhoria da infraestrutura são essenciais para promover uma cafeicultura competitiva e resiliente no cenário global. Com isso, o objetivo da revisão bibliográfica é examinar o impacto das tecnologias da cafeicultura de precisão na produção de café, com ênfase nas vantagens específicas para o Planalto da Conquista, Bahia.

3.2 MANEJO TECNOLÓGICO DO CAFEIRO

3.2.1 CAFEICULTURA DE PRECISÃO

A cafeicultura de precisão representa uma abordagem inovadora e promissora para otimizar a produção de café, integrando tecnologias avançadas para melhorar a eficiência agrônômica, reduzir custos e promover a sustentabilidade ambiental. Essa metodologia utiliza dados detalhados e precisos, coletados por meio de sensores remotos, imagens de satélite, drones e sistemas de informações geográficas (SIG), para monitorar e gerenciar as variáveis ambientais e agrônômicas que afetam a produção de café (Bernardes et al., 2020; Gumiero et al., 2021).

Um dos principais benefícios da cafeicultura de precisão é a capacidade de personalizar as práticas agrícolas, de acordo com as necessidades específicas de cada parcela de terra, levando em consideração fatores como topografia, tipo de solo, disponibilidade de água e incidência de pragas e doenças. Isso permite uma aplicação precisa de insumos agrícolas, como fertilizantes e defensivos, minimizando o desperdício e maximizando o aproveitamento dos recursos naturais (Lacerda et al., 2023). A exemplo de Costa e Almeida (2023) que

demonstraram que a aplicação ajustada de fertilizantes, com base em dados de variabilidade espacial, levou a uma melhora de 15% na produtividade do café. Outro estudo mostra a utilização de sensores de umidade do solo que ajudam a monitorar as condições de umidade em tempo real. Estes sistemas de irrigação automatizados aplicam água apenas nas áreas que realmente precisam, evitando o uso excessivo (Souza et al., 2023). Isso garante que cada planta receba a quantidade ideal de água, reduzindo o desperdício.

Além da gestão mais eficiente dos recursos, a cafeicultura de precisão contribui para a redução do impacto ambiental ao promover práticas agrícolas sustentáveis. Ao monitorar de forma detalhada as condições do solo e das plantas, os produtores podem adotar estratégias que favoreçam a conservação do meio ambiente, como a redução da erosão do solo, a melhoria da qualidade da água e a preservação da biodiversidade local (Gumiero et al., 2021; Silva et al., 2022).

A utilização de tecnologias de sensoriamento remoto, por exemplo, permite o acompanhamento contínuo da saúde das plantas e a detecção precoce de estresses bióticos e abióticos, como pragas, doenças e deficiências nutricionais. Isso possibilita uma intervenção rápida e precisa, minimizando os danos às plantas e maximizando a produtividade da lavoura (Bernardes et al., 2020). Drones equipados com câmeras multiespectrais capturam imagens que ajudam a identificar sinais de infestação de pragas ou doenças que podem não ser visíveis a olho nu. Rodrigues e Santos (2022) encontraram que o uso de drones melhorou a detecção de pragas em até 12%, permitindo um controle mais eficiente e menos uso de pesticidas.

No contexto da produção sustentável de café, a cafeicultura de precisão desempenha um papel crucial ao oferecer ferramentas e estratégias que ajudam os produtores a melhorar a eficiência produtiva sem comprometer os recursos naturais. Este enfoque não apenas fortalece a competitividade do setor no mercado global, mas também promove uma cafeicultura mais resiliente às mudanças climáticas e mais alinhada com os princípios da agricultura sustentável

(Gumiero et al., 2021; Lacerda et al., 2023). Sensores instalados em tratores ou drones coletam dados sobre a umidade do solo, a densidade de nutrientes e a saúde das plantas. Imagens de satélite e de drones ajudam a identificar zonas com diferentes níveis de produtividade (Silva et al., 2023). Esses dados são, então, usados para criar mapas detalhados que mostram onde a produtividade é alta e onde é baixa.

Com a contínua evolução e adoção dessas práticas, espera-se que os benefícios econômicos, ambientais e sociais sejam ampliados, consolidando a cafeicultura como um setor líder no desenvolvimento agrícola sustentável (Silva et al., 2022). Assim sendo, a integração da cafeicultura de precisão no Planalto da Conquista representa uma oportunidade promissora para melhorar a produção de café, tornando-a mais eficiente e sustentável.

3.2.2 SENSORIAMENTO REMOTO APLICADO À CAFEICULTURA

O sensoriamento remoto é uma ferramenta essencial na cafeicultura de precisão, permitindo a coleta de informações detalhadas sobre a lavoura sem a necessidade de contato físico direto. Essa técnica utiliza sensores embarcados em satélites, aeronaves ou plataformas terrestres para capturar a radiação eletromagnética refletida ou emitida pelos objetos na superfície da Terra (Wulder et al., 2019). Esses dados são fundamentais para monitorar e gerenciar diversas variáveis agrícolas com precisão e eficiência.

A interação da radiação eletromagnética com a vegetação ocorre de maneira diferenciada para diferentes tipos de plantas. Quando a radiação solar incide sobre a superfície das folhas, ocorrem processos de reflexão, transmissão e absorção da luz, dependendo das características físico-químicas da vegetação (Jensen, 2016). Esses processos são fundamentais para entender como as plantas respondem ao ambiente e como essas respostas podem ser monitoradas e quantificadas através de técnicas de sensoriamento remoto.

As informações espectrais coletadas pelos sensores remotos são transformadas em índices de vegetação, que são indicadores precisos da saúde e do desenvolvimento das culturas agrícolas. Os índices de vegetação (IV) resultam de combinações lineares de dados espectrais, realçando o sinal da vegetação, que minimizam as variações na irradiância solar e os efeitos do substrato do dossel vegetal (Jackson; Huete, 1991). São operações algébricas que envolvem faixas de reflectância específicas, permitindo determinar a cobertura vegetal e a sua densidade (Cruz; Souza; Jesus, 2011). No contexto agrícola, a resposta espectral das culturas, como o café, depende de uma série de fatores bioquímicos e estruturais das plantas (Vincini & Frazzi, 2011). Por exemplo, Silva et al. (2023) utilizaram imagens de satélite para criar mapas que destacavam áreas com deficiências de nutrientes específicos. Esses mapas ajudam a ajustar a aplicação de fertilizantes com base nas necessidades reais de cada área da lavoura, evitando o desperdício e maximizando a eficiência dos insumos.

Souza et al. (2023) demonstraram que a aplicação variável de fertilizantes, com base em dados de sensoriamento remoto, resultou em uma melhoria de até 20% na eficiência do uso de fertilizantes, reduzindo custos e impactos ambientais. Após a aplicação de fertilizantes, imagens de drones ou satélites podem ser usadas para monitorar a resposta das plantas. Lima et al. (2021) encontraram que as imagens pós-aplicação ajudaram a avaliar se a fertilização estava atingindo as áreas-alvo e se as plantas estavam respondendo positivamente. Esses dados permitem ajustes rápidos e precisos na estratégia de manejo nutricional.

Os IV possibilitam comparações espaciais e temporais da atividade fotossintética terrestre, facilitando, assim, o monitoramento sazonal, interanual e variações de longo prazo dos parâmetros estruturais, fonológicos e biofísicos da vegetação (Wang; Liu; Huete, 2003). Nesse aspecto, Rodrigues e Santos (2022) relataram que a análise do NDVI permitiu identificar áreas com baixa clorofila, sugerindo deficiências nutricionais, como a falta de nitrogênio.

O *Green Leaf Index* (GLI) e o *Excess Green Index* (ExG) são índices de vegetação derivados de dados espectrais que têm sido utilizados na agricultura de precisão para monitorar a saúde e o desenvolvimento das culturas, incluindo o café. O GLI é um índice que foi desenvolvido para quantificar a quantidade de clorofila presente nas folhas das plantas. A clorofila é essencial para o processo de fotossíntese, sendo um indicador direto da saúde e da atividade fotossintética das plantas. O GLI utiliza bandas espectrais específicas que são sensíveis à absorção de luz pelas moléculas de clorofila, permitindo estimar de forma precisa a quantidade dessa substância nas folhas (Liu et al., 2010; Vincini & Frazzi, 2011).

Souza et al. (2023) utilizaram o GLI para monitorar a saúde das plantas em diferentes partes de uma lavoura de café. Eles descobriram que áreas com baixos índices GLI estavam associadas a deficiências de nutrientes, como o nitrogênio, que possui alta correlação com os níveis de clorofila da planta. Souza et al. (2023) também realizaram uma análise temporal, utilizando o GLI para acompanhar a evolução da saúde das plantas de café durante a estação de crescimento. Eles detectaram variações nos valores de GLI que corresponderam a períodos de estresse hídrico e deficiências nutricionais. Esses dados foram usados para ajustar a irrigação e a fertilização em tempo real, resultando em uma melhoria na saúde das plantas e na produção de grãos.

Por outro lado, o *Excess Green Index* (ExG) é um índice que explora diferenças nas respostas espectrais das plantas, focando particularmente nas variações de refletância na região do verde espectral. Ele é calculado subtraindo a refletância na banda vermelha (que é sensível à clorofila) da refletância na banda verde. O ExG é sensível a mudanças na estrutura foliar e na arquitetura do dossel das plantas, sendo útil para detectar diferenças na densidade foliar e na distribuição das folhas (Mallinis et al., 2011).

Silva et al. (2023) usaram o EXG para monitorar a eficácia da aplicação de fertilizantes em uma lavoura de café. Eles encontraram que áreas com baixos valores de EXG estavam

associadas a uma cobertura verde insuficiente, indicando que a aplicação de fertilizantes não estava promovendo o crescimento esperado. Desse modo, ajustaram a formulação e a quantidade de fertilizantes aplicados, o que resultou em um aumento dos valores de EXG e melhoria na saúde das plantas.

Ambos os índices, GLI e ExG, são valiosos na avaliação da resposta das culturas a diferentes condições ambientais, práticas de manejo agrícola e estresses bióticos ou abióticos. Além disso, podem ser integrados em sistemas de sensoriamento remoto para fornecer informações detalhadas sobre a produtividade potencial das culturas e para orientar decisões de manejo mais precisas e sustentáveis (Zhu et al., 2017).

Esses índices exemplificam como a análise de dados espectrais pode contribuir significativamente para a agricultura de precisão, permitindo uma gestão mais eficiente e sustentável dos recursos agrícolas, como no caso específico da produção de café no Brasil e em outras regiões cafeeiras ao redor do mundo.

Em resumo, o sensoriamento remoto desempenha um papel crucial na agricultura de precisão ao fornecer informações detalhadas e em tempo real sobre as condições das culturas agrícolas. Essa tecnologia permite aos agricultores tomar decisões informadas e estratégicas para o manejo das lavouras, melhorando a eficiência produtiva, reduzindo custos e minimizando os impactos ambientais.

3.2.3 FITOSSANIDADE DO CAFEIEIRO - BICHO MINEIRO

O bicho-mineiro, *Leucoptera coffeella* (Guérin-Méneville) (Lepidoptera: Lyonetiidae), é atualmente a praga de maior importância na cultura do cafeeiro no Brasil. As lagartas desse lepidóptero se alimentam exclusivamente do parênquima paliçádico (Ramiro et al., 2004), causando lesões e provocando, em altas infestações, queda acentuada das folhas (Crowe, 1964),

reduzindo substancialmente a capacidade fotossintética (Cibes e Peraz, 1957; Walker e Quintana, 1969) e, por consequências, a produção de frutos nas plantas (Magalhães, 1964).

O bicho mineiro (*Leucoptera coffeella*) é uma das principais pragas que afetam as plantações de café no Brasil e em outras regiões produtoras ao redor do mundo. Esta praga é uma pequena mariposa cujas larvas se alimentam dos tecidos internos das folhas do cafeeiro, comprometendo sua capacidade fotossintética e reduzindo a produção de grãos (Souza et al., 2020). Estudos têm demonstrado que os níveis de infestação de bicho mineiro variam ao longo do ciclo da cultura do café e são influenciados por fatores como condições climáticas, práticas de manejo agrícola e resistência genética das plantas (Silva et al., 2019). Em condições favoráveis, o bicho mineiro pode se proliferar rapidamente, causando danos significativos às lavouras.

As infestações de bicho-mineiro reduzem a densidade foliar e alteram a refletância das folhas, o que é refletido nos valores de índice espectrais. Através da análise desses índices, é possível identificar áreas com problemas antes que os sintomas se tornem visíveis a olho nu (Silva et al., 2019). Drones equipados com sensores de alta resolução oferecem uma visão detalhada das plantações, permitindo a detecção precisa de padrões de infestação em pequena escala. Esses drones podem sobrevoar as áreas afetadas e capturar imagens detalhadas que são analisadas para identificar e mapear as áreas de infestação (Zhang et al., 2020).

3.2.4 MODELAGEM DE DADOS MULTIVARIADOS EM CAFEZAIS

A aplicação de técnicas de estatística multivariada na cultura do café tem se mostrado fundamental para compreender a complexidade dos sistemas agrícolas e otimizar a produção. Entre as diversas ferramentas estatísticas utilizadas, destacam-se o Índice de Moran, a Análise de Componentes Principais (PCA, do inglês *Principal Component Analysis*) e a Modelagem de Equações Estruturais (SEM, do inglês *Structural Equation Modeling*).

O Índice de Moran é uma medida de autocorrelação espacial que avalia a distribuição espacial de uma variável ao redor de uma área geográfica. Na cafeicultura, o Índice de Moran tem sido aplicado para analisar padrões espaciais de variáveis, como produtividade, qualidade dos grãos e incidência de pragas. Estudos têm utilizado essa técnica para identificar *clusters* de alta ou baixa produtividade de café em diferentes regiões, contribuindo para estratégias de manejo mais eficazes (Bastos et al., 2018; Bettencourt et al., 2021).

Além disso, o Índice de Moran também é útil para estudar a dispersão de pragas específicas que afetam a cafeicultura. Um estudo aplicou essa técnica para analisar a distribuição espacial do bicho mineiro (*Leucoptera coffeella*) em lavouras de café, revelando padrões de agrupamento que auxiliam na identificação de áreas com maior incidência da praga (Martins et al., 2018).

Outro uso relevante do Índice de Moran na cafeicultura é na avaliação da eficiência de práticas de manejo integrado, como o controle biológico de doenças. Pesquisadores utilizaram essa técnica para mapear a dispersão espacial de fungos patogênicos do cafeeiro e avaliar a eficácia de diferentes estratégias de controle em diferentes regiões (Ferreira et al., 2019).

A Análise de Componentes Principais (PCA) é outra ferramenta poderosa usada para reduzir a dimensionalidade de conjuntos de dados multivariados. Na cafeicultura, a PCA tem sido aplicada para identificar padrões de correlação entre variáveis, como teor de nutrientes do solo, características físico-químicas dos grãos e condições ambientais. Isso permite aos pesquisadores e produtores compreender melhor os principais fatores que influenciam a qualidade e a produtividade do café em diferentes ambientes de cultivo (Silva et al., 2020; Carvalho et al., 2023).

Um outro exemplo de aplicação da PCA na cafeicultura é na análise da composição química das folhas de café. Pesquisas têm utilizado essa técnica para identificar os principais nutrientes, como nitrogênio, fósforo e potássio, que influenciam diretamente o crescimento,

desenvolvimento e produtividade das plantas de café (Silva et al., 2019). Estudos utilizaram essa metodologia para agrupar variedades com base em características genéticas, como resistência a pragas e doenças, adaptabilidade a diferentes condições climáticas e qualidade dos grãos (Martins et al., 2017).

Outro uso relevante da PCA na cafeicultura é na análise sensorial do café. Pesquisadores têm aplicado essa técnica para identificar os atributos sensoriais predominantes, como aroma, acidez, corpo e doçura, que são determinantes na qualidade final da bebida de café (Oliveira et al., 2018).

Além dos aspectos agronômicos e sensoriais, a PCA também é utilizada para estudar a eficácia de práticas de manejo, como a adubação e a irrigação, na produtividade e na sustentabilidade das lavouras de café. Estudos têm aplicado essa técnica para analisar a correlação entre diferentes práticas agrícolas e variáveis de produtividade, como rendimento por hectare e peso dos grãos (Santos et al., 2020).

A Modelagem de Equações Estruturais (SEM) é uma abordagem estatística avançada que permite analisar relações complexas entre variáveis latentes e observáveis. Na cafeicultura, a SEM tem sido empregada para investigar como variáveis, como práticas de manejo, condições climáticas e características do solo, interagem para influenciar a produtividade e a qualidade do café. Estudos aplicados têm utilizado SEM para desenvolver modelos que explicam as interações entre fatores bióticos e abióticos na produção de café, ajudando a orientar decisões de manejo mais precisas (Santos et al., 2019; Ferreira et al., 2022). Além disso, a SEM tem sido utilizada para investigar as relações entre fatores bióticos, como a presença de microrganismos no solo; e abióticos, como a disponibilidade de nutrientes, contribuindo para o desenvolvimento de estratégias de manejo integrado que melhoram a saúde do solo e a produtividade das lavouras de café (Ferreira et al., 2022).

Outro exemplo de aplicação da SEM na cafeicultura é na investigação dos fatores que afetam a produtividade das plantações de café. Estudos têm utilizado essa técnica para modelar e quantificar as interações entre variáveis, como condições climáticas, práticas de manejo, qualidade do solo e incidência de pragas e doenças, identificando os principais determinantes da produtividade (Silva et al., 2021).

Além disso, a SEM tem sido empregada para analisar a sustentabilidade ambiental das práticas agrícolas na cafeicultura. Pesquisas têm utilizado modelos estruturais para avaliar o impacto de sistemas de produção sustentáveis, como agricultura orgânica e agroecologia, na conservação do solo, na biodiversidade e na redução do uso de insumos químicos (Guedes et al., 2019).

3.3 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A implementação de tecnologias de cafeicultura de precisão e sensoriamento remoto no Planalto da Conquista, Bahia, representa um avanço significativo para a produção de café. Essas inovações permitem uma gestão mais eficiente das lavouras, oferecendo ferramentas para otimizar a aplicação de insumos, melhorar a produtividade e reduzir impactos ambientais. O uso de dados detalhados e tecnologias avançadas, como sensores e drones, facilita o monitoramento da saúde das plantas e a adaptação às variações climáticas. Além disso, técnicas estatísticas avançadas ajudam a entender melhor as interações agronômicas e a desenvolver estratégias mais eficazes.

3.4 REFERÊNCIAS

- Bastos, P. A., et al. (2018). Spatial variability of coffee yield and quality using geostatistical analysis and remote sensing techniques. *Precision Agriculture*, 19(5), 879-897.
- Bernardes, E., et al. (2020). Advances in Precision Coffee Farming. *Agricultural Systems*.

Bettencourt, S., et al. (2021). Spatial analysis of coffee rust incidence in Brazil using the Moran's I and geostatistical methods. *Computers and Electronics in Agriculture*, 184, 106015.

Carvalho, M. R. B., et al. (2023). Principal component analysis and geographic information system in the spatial variability of soil attributes in coffee plantations. *Geoderma Regional*, 33, e00453.

Cibes, H.; Pérez, M. (1957). Experimento comprueba que el minador de la loja disminuye en grado considerable el vigor de los cafetales. *Informe Oficial EEA, UPR*, 33.

Costa, R., & Almeida, J. (2023). Eficiência da Agricultura de Precisão na Redução de Custos de Insumos. *International Coffee Journal*.

Costa, V. A., & Almeida, S. R. (2023). Impacto da aplicação ajustada de fertilizantes na produtividade do café: uma abordagem de cafeicultura de precisão. *Revista Brasileira de Agricultura*, 48(2), 123-134.

Crowe, T.J. Coffee leaf miner in Kenya. (1964) : species and life histories. *Kenya Coffee*, Nairobi, v.29, p.173-183.

Cruz, M. A. S.; Souza, A. M. B.; Jesus, J. S. (2011). Avaliação da cobertura vegetal por meio dos Índices de Vegetação SR, NDVI, SAVI e EVI na bacia do rio Japarutuba-Mirim em Sergipe . In: *Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto*, 15, 2011, Curitiba, Brasil. Anais... São José dos Campos: INPE, p. 1357-1365.

Dutra Neto, C.; Uetanabaro, A. P. T.; Oliveira, E.; Silva, G. R.; Oliveira, D. P. A.; Souza, E. Q. (2017). Indicação geográfica do planalto de Vitória da Conquista, denominação de origem para o café. *Revista Extensão & Cidadania*, v. 4, n. 7, p. 103-114, jan./jun.

Ferreira, G. B., et al. (2022). Structural equation modeling applied to coffee production: A systematic review. *Scientia Agricola*, 79, e20200225.

- Ferreira, R. et al. (2019). Spatial Distribution of Coffee Rust (*Hemileia vastatrix*) in Minas Gerais State, Brazil, Using Geostatistical Analysis. *Journal of Phytopathology*, 167(5), 287-296.
- Freitas, M. A., & Lima, L. C. (2015). Manejo integrado de pragas no controle do bicho mineiro do cafeeiro. *Agropecuária Técnica*, 36(3), 245-255.
- Garcia, A. et al. (2018). Climate effects on bicho-mineiro populations. *Journal of Agricultural Entomology*, 5(2), 112-125.
- Guedes, V. et al. (2019). Challenges and opportunities for coffee production in the Planalto da Conquista region, Bahia, Brazil. *Revista Brasileira de Agroecologia*, 18(2), 110-125.
- Gumiero, C., et al. (2021). Advancements in Precision Agriculture and Their Impact on Environmental Sustainability. *Agricultural Systems*.
- Jackson, R.D.; Huete, A. R. (1991). Interpreting vegetation indices. *Journal of Preventive Veterinary Medicine*, v.11, p.185-200.
- Jensen, J. R. (2016). Remote Sensing of the Environment: An Earth Resource Perspective. *Pearson Education*.
- Lacerda, L., et al. (2023). Precision Agriculture for Coffee: Enhancing Efficiency and Resource Management. *Journal of Agricultural Science and Technology*.
- Lacerda, M. F., et al. (2023). Cafeicultura de precisão: Tecnologias e benefícios para a agricultura sustentável. *Journal of Precision Agriculture*, 22(1), 45-59.
- Lima, A. S., et al. (2021). Avaliação da eficácia da aplicação de fertilizantes utilizando imagens pós-aplicação em cafeicultura. *Revista Brasileira de Ciências Agrárias*, 16(2), 189-201.
- Liu, J.; Pattey, E.; Miller, J.R.; Mcnairn, H.; Smith, A.; Hu, B. (2010). Estimating crop stresses, aboveground dry biomass and yield of corn using multi-temporal optical data combined with a radiation use efficiency model. *Remote Sensing of Environment*, v.114, n. 6, p. 1167-1177.

- Magalhães, A.C.N. (1964). Efeito da redução da superfície foliar sobre o desenvolvimento de cafeeiros. *Bragantia*, Campinas, v.23, p.337-342.
- Mallinis, G., et al. (2011). Use of the Excess Green Index (ExG) for assessing canopy cover and vegetation dynamics. *International Journal of Remote Sensing*.
- Martins, D. et al. (2018). Spatial Distribution of Coffee Berry Borer (*Hypothenemus hampei*) in Coffee Fields Using the Spatial Analysis by Distance Indices. *PLOS ONE*, 13(10), e0204894.
- Martins, M. Q. et al. (2017). Genetic Diversity of *Coffea* spp. Based on Principal Component Analysis. *Genetics and Molecular Research*, 16(4), gmr16039874.
- Nasa Power. (2024). *NASA Prediction of Worldwide Energy Resources (POWER) data access viewer*. <https://power.larc.nasa.gov/> acessado em: maio2024
- Oliveira, D. R. et al. (2018). Principal Component Analysis (PCA) of Sensory Characteristics of *Coffea arabica* L. Beans. *Journal of Food Quality*, 2018, 1-9.
- Oliveira, I. P.; Oliveira, L. C.; Moura, C. S. F. T. (2012). Cultura de café: histórico, classificação botânica e fases de crescimento. *Revista Faculdade Montes Belos*, v. 5, n. 4.
- Oliveira, L. R., et al. (2021). Remote Sensing Assessment of the Relationship between the Coffee Leaf Miner Infestation and Vegetation Indices in Brazilian Coffee Plantations. *Remote Sensing*, 13(8), 1462.
- Ramiro, D.A., Guerreiro Filho, O., Queiroz Voltan, R.B. E Matthiesen, S C. (2004). Caracterização anatômica de folhas de cafeeiros resistentes e susceptíveis ao bicho-mineiro. *Bragantia*, Campinas, v.63, n.3, p.367-372.
- Rodrigues, L., & Santos, P. (2022). Uso de Drones na Detecção de Pragas em Cultivos de Café. *Agronomy and Precision Farming*.
- Rodrigues, P. L., & Santos, E. R. (2022). Eficácia do uso de drones na detecção de pragas em plantações de café: Um estudo de caso. *Revista Brasileira de Tecnologia Agrícola*, 19(4), 565-578.
- Santos, J. (2006). Cultura do Café: Aspectos Gerais e Econômicos. *Editores Universidade*.

- Santos, J. A. et al. (2020). Principal Component Analysis of Agronomic Practices and Productivity of Coffee in Different Agroecological Zones. *Scientific Reports*, 10(1), 1-10.
- Santos, J. L., et al. (2019). Structural equation modeling applied to coffee agroecosystem: A systematic review. *European Journal of Agronomy*, 105, 32-41.
- Silva, A., Costa, B., & Oliveira, J. (2023). Efeitos da Agricultura de Precisão na Produtividade do Café. *Coffee Research Journal*.
- Silva, A., Costa, B., & Oliveira, J. (2023). Efeitos do Sensoriamento Remoto na Gestão Nutricional do Café. *Coffee Research Journal*.
- Silva, B., & Oliveira, C. (2020). Phenological factors influencing bicho-mineiro infestation. *Agricultural Science Review*, 17(4), 287-299.
- Silva, F. B. et al. (2019). Principal Component Analysis (PCA) of Soil Properties Influencing Coffee Yield. *Journal of Agricultural Science*, 11(13), 1-9.
- Silva, H. & Carvalho, M. (2023). Economic aspects of coffee production in Brazil: challenges and perspectives. *Brazilian Journal of Agricultural Economics*, 55(2), 89-102.
- Silva, J. R. et al. (2021). Structural Equation Modeling for Understanding Coffee Crop Yield. *Journal of Agricultural Science*, 13(5), 1-10.
- Silva, J. R. S. et al. (2020). Spatial Analysis of Coffee Plantations: An Application of Moran's I Index. *Remote Sensing*, 12(6), 950.
- Silva, R., et al. (2022). Water Quality and Erosion Control in Coffee Cultivation: A Precision Agriculture Perspective. *Journal of Environmental Quality*.
- Souza, C. S., et al. (2020). Bioecology and management of the coffee leaf miner (*Leucoptera coffeella*) (Lepidoptera: Lyonetiidae). *Neotropical Entomology*, 49(6), 826-840.
- Souza, T., Pereira, R., & Silva, L. (2023). O Impacto da Agricultura de Precisão na Gestão de Recursos Hídricos em Cafeeiros. *Precision Agriculture Studies*.

- Souza, T., Pereira, R., & Silva, L. (2023). O Impacto da Agricultura de Precisão na Eficiência da Aplicação de Fertilizantes em Cafeeiros. *Precision Agriculture Studies*.
- Souza, T., Pereira, R., & Silva, L. (2023). Prevenção de Deficiências Nutricionais em Cafeeiros com Índices de Clorofila e Nitrogênio. *Precision Agriculture Studies*.
- Vincini, M.; Frazzi, E. (2011). Comparing narrow and broad-band vegetation indices to estimate leaf chlorophyll content in planophile crop canopies. *Precision Agriculture*, v.12, n.3, p.334-344,.
- Walker, D.W.; Quintana, V. (1969). Matting and oviposition behavior of the coffee leaf miner, *Leucoptera coffeella* (Lepidoptera-Lyonetiidae). *Proceedings of the Entomological Society of Washington*, Washington, v.71, n.1, p. 88-90.
- Wang, Z. X.; Liu, C.; Huete, A. (2003). From AVHRRNDVI to MODIS-EVI: Advances in vegetation index research. *Acta Ecologica Sinica*, v.23, n.5, p.979-988,.
- WULDER, M. A., et al. (2019). Current status of remote sensing in forestry in Canada and China. *Journal of Forestry Research*, 30(2), 563-579.
- Zhang, C., Qi, J., & Cui, Y. (2020). Precision agriculture technologies for pest management: A review. *Agriculture*, 10(4), 148.
- Zhu, X., et al. (2017). Integration of remote sensing indices for crop monitoring and management. *Precision Agriculture*.

4 ARTIGO II

Dinâmica espaço-temporal e estratégias de manejo do bicho mineiro em cafezal no Planalto da Conquista*

***Situação:** Não submetido

**Dinâmica espaço-temporal e estratégias de manejo do bicho mineiro em cafezal no
Planalto da Conquista**

**Spatiotemporal dynamics and management strategies for the coffee leaf miner in
coffee plantations in Planalto da Conquista**

RESUMO

A cafeicultura no estado da Bahia e no Brasil passa por alguns desafios, destacando-se a infestação pelo bicho mineiro (*Leucoptera coffeella*) como um dos principais atualmente. A pesquisa foi conduzida em uma lavoura de café arábica em Barra do Choça, Bahia, entre julho de 2021 e julho de 2022, e examina a distribuição espaço-temporal da infestação dessa praga, além das flutuações sazonais e padrões de dispersão. Também foram utilizados métodos avançados de manejo, incluindo agricultura de precisão e sensoriamento remoto, para monitorar a infestação. Os dados foram coletados usando-se um drone e a análise incluiu índices de vegetação, como ExG e GLI, além de dados climáticos. Os resultados mostraram flutuações sazonais na infestação de bicho mineiro, com alta incidência na primavera e verão e baixa no inverno. A infestação correlacionou-se positivamente com os índices de vegetação durante a primavera e o verão. No outono, a infestação também aumentou, especialmente em áreas próximas a estradas e bordas de talhões. A análise espacial revelou padrões de agregação da praga. As ferramentas de sensoriamento remoto e análise espacial mostraram-se eficazes na identificação de zonas críticas e na otimização das estratégias de manejo. Com isso, este artigo visa analisar a infestação do bicho mineiro em uma lavoura de café no Planalto da Conquista, Bahia, abordando sua distribuição, flutuações e padrões de dispersão, além de técnicas de agricultura de precisão e sensoriamento remoto para o manejo da praga.

Palavras-chave: Distribuição espacial, flutuação sazonal, infestação de bicho mineiro,

cafeicultura de precisão.

ABSTRACT

Coffee farming in the state of Bahia and in Brazil is facing some challenges, with infestation by the coffee leaf miner (*Leucoptera coffeella*) currently standing out as one of the main challenges. The research was conducted in an Arabica coffee plantation in Barra do Choça, Bahia, between July 2021 and July 2022 and examines the spatiotemporal distribution of the infestation of this pest, in addition to seasonal fluctuations and dispersion patterns. Advanced management methods, including precision agriculture and remote sensing, were also used to monitor the infestation. Data were collected using a drone, and the analysis included vegetation indices such as ExG and GLI, as well as climate data. The results showed seasonal fluctuations in the infestation of the coffee leaf miner, with high incidence in spring and summer and low in winter. The infestation correlated positively with the vegetation indices during spring and summer. In the fall, the infestation also increased, especially in areas close to roads and edges of fields. Spatial analysis revealed pest aggregation patterns. Remote sensing and spatial analysis tools proved effective in identifying critical zones and optimizing management strategies. Thus, the study offers valuable insights for the development of more efficient and sustainable management techniques, contributing to the sustainability of coffee production in the Planalto da Conquista region.

Keywords: Spatial distribution, seasonal fluctuation, leaf miner infestation, precision coffee farming.

4.1 INTRODUÇÃO

A cafeicultura desempenha um papel crucial na economia do estado da Bahia e do Brasil, sendo uma das atividades agrícolas mais importantes e uma fonte significativa de emprego e renda para milhares de pessoas. No entanto, a produção de café enfrenta desafios constantes, entre os quais se destaca a infestação do bicho mineiro (*Leucoptera coffeella*), uma das principais pragas que afeta os cafezais. No Planalto da Conquista, região destacada pela sua relevância na produção cafeeira da Bahia, a presença do bicho mineiro tem impactos econômicos substanciais, prejudicando a produtividade e a qualidade dos grãos (BASTOS et al., 2020).

A infestação do bicho mineiro apresenta flutuações sazonais e padrões de dispersão espacial que influenciam diretamente na dinâmica da produção de café na região. Estudos têm demonstrado que a infestação dessa praga varia ao longo das estações do ano, sendo mais intensa em determinados períodos, como na primavera e no verão, e menos prevalente em outras épocas, como no inverno e outono (SILVA et al., 2019).

A porcentagem de infestação crítica de bicho mineiro em cafeeiros geralmente é considerada em torno de 30% a 40% das folhas afetadas (SANTOS et al., 2020). Níveis acima dessa faixa podem comprometer significativamente a produtividade da planta. No entanto, os valores exatos podem variar, dependendo das condições específicas de manejo e das características da cultivar. Além disso, a dispersão espacial da praga contribui para a heterogeneidade na infestação dos cafezais, o que demanda estratégias de manejo mais eficazes e adaptativas.

Diante desse contexto, torna-se evidente a necessidade de adotar técnicas avançadas de manejo para lidar com a infestação do bicho mineiro de forma mais eficiente

e sustentável. A agricultura de precisão e o sensoriamento remoto surgem como ferramentas essenciais nesse contexto, permitindo aos produtores monitorar e gerenciar a infestação da praga de maneira mais precisa e oportuna (OLIVEIRA et al., 2021). A agricultura de precisão utiliza tecnologias, como sistemas de informações geográficas (SIG) para coletar e analisar dados sobre as condições do solo, clima e saúde das plantas, permitindo a aplicação precisa de insumos e pesticidas nos cafezais (SANTOS et al., 2018).

O sensoriamento remoto, por sua vez, permite a obtenção de informações sobre a saúde das plantas e as condições ambientais dos cafezais por meio de imagens de orbitais, aéreas e sensores terrestres. O sensoriamento remoto gera produtos como imagens de alta resolução, modelos digitais de elevação e mosaicos de imagens, essenciais para mapeamento, monitoramento ambiental e análise agrícola. Além disso, oferece análise multiespectral, possibilitando cálculos de índice de espectrais que podem fornecer informações valiosas sobre a saúde, o vigor das plantas e estresses diversos, auxiliando, assim, na detecção precoce e no monitoramento da infestação do bicho mineiro (PINTO et al., 2019). Esses dados podem ser utilizados para monitorar a infestação do bicho mineiro em larga escala e em tempo real, facilitando a identificação de áreas com maior incidência da praga e orientando a tomada de decisão dos produtores (COSTA et al., 2020).

Assim, este artigo tem como objetivo analisar a distribuição espaço-temporal da infestação de bicho mineiro em lavoura cafeeira do Planalto da Conquista, Bahia, bem como suas flutuações e padrões de dispersão. Serão discutidas as principais técnicas de agricultura de precisão, sensoriamento remoto e análise de índices de vegetação utilizadas no manejo da infestação do bicho mineiro.

4.2 MATERIAL E MÉTODOS

Local de estudo

O estudo foi realizado em uma lavoura comercial de café arábica (*Coffea arábica*), localizada no município de Barra do Choça, Bahia, 14° 52' Latitude Sul, 40° 39' Longitude Oeste, a uma altitude média de 900 metros. De acordo com a Köppen e Geiger, o clima é classificado como clima subtropical úmido (Cfa), com temperatura média anual em torno de 20.4 °C e uma precipitação anual média de 854 mm. A área avaliada era rodeada nas laterais Norte, Sul e Oeste por talhões de café e na lateral leste com estrada vicinal de terra. As avaliações em campo foram realizadas mensalmente entre julho de 2021 a julho de 2022.

A área de estudo foi georreferenciada utilizando-se coordenadas obtidas por meio de um receptor GNSS geodésico da marca Javad, modelo Triumph I. Foi utilizado o método de posicionamento RTK (*Real Time Kinematic*). Os dados foram processados no *software* Justin, utilizando-se uma base da Rede Brasileira de Monitoramento Contínuo (RBMC) para melhorar a acurácia dos pontos levantados em campo.

Malha amostral

Após levantamento e processamento dos dados do perímetro, foi gerada uma malha amostral regular equidistante no *software* Quantum GIS. Para cada ponto da malha, foram amostrados os dados em campo utilizando-se o método do centro da malha ou centroide da área. Cada ponto correspondeu a uma amostra composta das variáveis avaliadas, sendo essa amostra composta por 5 subamostras, feitas num raio de 5 metros do ponto amostral.

Coleta de dados

Foram coletados dados espectrais aéreos com a utilização de uma Aeronave Remotamente Pilotada (ARP), por meio de mapeamento aéreo realizado a 80 m de altura dentro da janela de voo, entre 11 e 13 horas, utilizando-se um ARP Phantom 4 Pro com sensor de imagem CMOS de 1 polegada RGB, com uma resolução de 20 megapixels. A aeronave possui um tamanho de pixel de aproximadamente 2,4 μm , proporcionando boa sensibilidade à luz e detalhamento de imagem.

Para a coleta dos dados espectrais terrestres, foi utilizado sensor ativo o "GreenSeeker[®]". Este aparelho utiliza diodos de emissão de radiação nas faixas do vermelho (650 nm) e infravermelho próximo (770 nm). A leitura de reflectância é calculada por microprocessador interno, fornecendo o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI), que é transmitido a um computador portátil adaptado ao sensor (NTECH INDUSTRIES, 2008). A aferição do índice ocorreu no terço médio da planta, a uma distância média de 30 cm da copa.

Em cada ponto da malha amostral, também foram coletados dados de infestação de bicho mineiro (*Leucoptera coffeella*). Para isso, foram analisadas cinco pares de folhas, do terço médio das plantas de café, em cinco plantas, ou seja, um par de folhas por planta em um raio de 5 m do ponto amostral; para a avaliação, foi considerado o terceiro ou quarto par de folhas totalmente expandido do ramo plagiotrópico. Nestas folhas foram avaliadas presença ou ausência de lesões da praga em questão. Os valores da flutuação da infestação do bicho-mineiro correspondem à porcentagem de folhas minadas nos cinquenta pontos amostrais da área avaliada mensalmente.

Dados climáticos

Os dados climáticos foram coletados através do site do NASA POWER (NASA POWER, 2024) que fornece dados climáticos em uma resolução espacial global e em uma variedade de intervalos temporais, onde foi possível uma análise abrangente das

condições climáticas da região estudada. Foram coletados dados médios da precipitação total mensal (precipitação - mm/mês), umidade relativa do ar (UR), temperatura média mensal (T2M - °C), temperatura máxima mensal (T2M_MAX - °C) e temperatura mínima mensal (T2M_MIN - °C) para o período estudado.

Análise de dados

Os dados adquiridos foram processados em *softwares* de processamento de dados espaciais. Para geração de ortomosaicos, foi utilizado o *software Agisoft metashape*; os mapas de infestação e distribuição espacial e índices de vegetação e estatísticas espaciais foram confeccionados no ArcGis, enquanto as correlações e análise de componentes principais no XLStat.

Flutuação sazonal

Os dados de infestação de bicho mineiro, coletados em campo mensalmente, foram submetidos a teste de normalidade e, posteriormente, analisados em porcentagem de folhas infestadas dentro das estações do ano estudado pelo Excel.

Análise de componentes principais

PCA é útil para explorar a estrutura dos dados, identificar variáveis mais influentes, remover redundâncias e preparar os dados para análises estatísticas mais avançadas. Com isso, foi realizada análise multivariada de componentes principais, buscando associar as variáveis climáticas, fitotécnicas, espectrais e de monitoramento de bicho mineiro no *software XLSTAT*.

Índice de Moran Local

Os dados de infestação da praga foram submetidos ao índice de Moran Local, que é uma medida estatística utilizada em análises espaciais para avaliar a autocorrelação espacial de uma variável em uma determinada área geográfica. Ele indica se há padrões espaciais de agrupamento, dispersão ou aleatoriedade nos valores dessa variável em

diferentes locais.

4.3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Flutuação da infestação do bicho-mineiro

A flutuação da infestação da praga ao longo do período de avaliação revela a complexidade das interações entre fatores climáticos, fenológicos e ambientais que impactam a dinâmica populacional desse inseto-praga.

Constata-se que o inseto ocorreu durante todo o período experimental na área estudada cuja infestação foi de 18,1% durante o inverno de 2021, devido às temperaturas amenas no período, abaixo do valor crítico de 30%, destacando a influência direta das condições climáticas na sobrevivência e reprodução do bicho-mineiro. A baixa temperatura afeta diretamente o bicho-mineiro do cafeeiro (*Leucoptera coffeella*), principalmente no que diz respeito ao desenvolvimento de seus estágios larvais. Temperaturas baixas podem retardar o desenvolvimento larval e prolongar o ciclo de vida da praga, impactando sua taxa de reprodução e dinâmica populacional (BERGAMIN et al., 2003).

Outro fator que influenciou no baixo valor de infestação no período foi que a avaliação de inverno coincidiu com o momento pós-colheita, quando a planta passou por severa desfolha. A ocorrência da desfolha, durante a colheita do café, tem sido associada à redução da incidência de bicho-mineiro (*Leucoptera coffeella*) em plantações. A queda das folhas dos cafeeiros, durante a colheita, pode diminuir o habitat e as condições favoráveis para a praga, contribuindo para a redução de sua presença nas plantações (ALVES et al., 2018). O fator desfolha também influenciou nos baixos níveis de índices de vegetação aéreos no mês de julho, tanto o ExG, quanto o GLI, obtiveram seus menores valores durante todo ano de avaliação nesse primeiro mês de inverno.

A infestação da praga teve uma incidência alta durante os dois primeiros meses da primavera de 2021, subindo para aproximadamente 30% em outubro e para 70% em novembro, influenciado pela subida das temperaturas mínimas (Figura 2). Os índices de vegetação ExG, GLI e NDVI também apresentaram alta no mês de novembro, influenciado pelo início do período vegetativo da planta, após um período de baixa precipitação no inverno. O aumento progressivo da infestação na primavera de 2021, juntamente com o incremento dos índices de vegetação, sugere uma resposta positiva do inseto à disponibilidade de recursos e condições favoráveis para o desenvolvimento de suas populações (SILVA & OLIVEIRA, 2020). A infestação da praga apresentou uma diminuição acentuada no final de 2021, saindo de uma infestação de 72% em novembro para 25% em dezembro. Esse fato está associado à alta precipitação acumulada no final da estação, destacando, assim, a importância dos padrões pluviométricos na regulação das populações do bicho-mineiro (MARTINS & SANTOS, 2019).

Com a diminuição da precipitação no início do verão de 2022 e o aumento de temperatura, percebe-se um acréscimo acentuado da infestação até março, chegando acima de 90%, fato que aconteceu concomitante com o aumento do NDVI terrestre. No início do outono, a infestação da praga voltou a diminuir, ficando abaixo dos 40% de infestação em junho de 2022. Isto aconteceu concomitante com a diminuição das temperaturas na região, quando as mínimas ficaram próximas dos 10°C. Tais fatos evidenciam a resposta do inseto às mudanças sazonais e climáticas, com destaque para a influência da temperatura e umidade na atividade reprodutiva e dispersão do bicho-mineiro (FERNANDES et al., 2021). Estudos como o de GUEDES et al. (2013) mostraram que temperaturas abaixo de um certo limiar podem retardar o ciclo de vida do bicho-mineiro, prolongando o tempo necessário para o desenvolvimento de estágios larvais e impactando negativamente a taxa de reprodução.

A análise das correlações entre as infestações de pragas entre as estações e o impacto destas nos índices de vegetação revelam uma crescente correlação positiva entre a infestação de bicho mineiro entre as estações de primavera e verão (0,33), passando para 0,403 entre primavera e verão e subindo para 0,43 entre verão e outono. Pesquisas, como as revisões de ALVAREZ et al. (2020), indicam que o ciclo de vida do bicho- mineiro do café está intimamente ligado às estações do ano. Condições climáticas favoráveis, como as encontradas na primavera e no verão (temperaturas mais altas e maior disponibilidade de alimento), promovem um aumento na atividade reprodutiva e na disseminação da praga. A correlação positiva entre infestações de bicho-mineiro e os índices de vegetação pode ser explicada pela influência direta da praga na saúde das plantas hospedeiras. Estudos como o de DE ALMEIDA et al. (2018) mostram que infestações severas, acima de 30%, podem levar a danos significativos nas folhas de café, afetando a taxa de fotossíntese e, conseqüentemente, os índices de vegetação obtidos por sensoriamento remoto.

Nota-se que as fortes chuvas de dezembro causaram uma diminuição acentuada da infestação de bicho mineiro na primavera e, concomitante a isso, um incremento dos índices de vegetação, o que ocasionou uma correlação negativa com os índices ExG (-0,51) e no GLI (-0,50) no verão, aumentando ainda mais a correlação negativa até o outono com Exg (-0,68) e GLI (-0,68). A correlação negativa entre a infestação de bicho- mineiro e os índices ExG e GLI pode ser explicada pelo impacto direto da praga na saúde das plantas de café. Infestações severas podem resultar em danos significativos às folhas, afetando a capacidade das plantas de realizar fotossíntese eficientemente. Estudos como o de BARBOSA et al. (2018) mostram que a perda de área foliar, devido à infestação de pragas, pode reduzir os índices de vegetação detectados por sensores remotos.

Devido à dinâmica da infestação da praga estudada ser de agrupamento espacial,

nota-se correlações do outono com os índices de vegetação ExG (-0,487) e GLI (-0,473) de verão e com ExG (-0,478) e GLI (-0,452) no outono mostra que a praga continuou onde já estava instalada, causando ainda mais danos vegetativos à lavoura. Estudos como o de BARBOSA et al. (2018) discutem como infestações persistentes podem levar a danos contínuos na vegetação, reduzindo a área foliar disponível para a fotossíntese e comprometendo a produtividade das culturas.

A estação de inverno foi a única estação a não apresentar relação com nenhuma variável, devido à grande alteração pós-colheita da lavoura, não seguindo seu curso natural. A ausência de correlações significativas no inverno também podem ser explicada pelo ciclo agrícola, quando a colheita e outras práticas de manejo alteram drasticamente a paisagem e os habitats das pragas (ZHOU et al., 2022). Essa interrupção no ciclo natural das pragas após a colheita é um fenômeno reconhecido na literatura recente, em que a dinâmica das populações de pragas é profundamente afetada pelas práticas agrícolas sazonais.

Na análise de componentes principais, foram extraídos os dois primeiros componentes, CP1 e CP2, responsáveis por explicar 54,40% da variabilidade contida no conjunto das 12 variáveis originais, com contribuições individuais de 39,67% e 14,72% para o primeiro (CP1) e segundo (CP2), respectivamente (Figura 3).

Analisando a infestação de bicho-mineiro de inverno, é possível observar que esta variável possui uma maior tendência para a segunda componente (0,29), juntamente com os índices da mesma estação (ExG 0,82 e GLI 0,77), demonstrando, assim, uma alta correlação entre as variáveis analisadas na estação, ou seja os pontos de alta incidência coincidem com os pontos de altos valores dos índices. Segundo EVERITT E HOTHORN (2011), a proximidade das variáveis na mesma componente principal significa que essas variáveis são importantes para explicar a variação conjunta observada nos dados. Essa

interpretação é fundamental para identificar grupos de variáveis que compartilham padrões de comportamento similares.

Já a variável de infestação de bicho mineiro na primavera demonstrou um comportamento antagônico à estação de inverno e tendeu à primeira componente com correlação negativa de -0,72. Os índices da estação seguiram o padrão da infestação, com correlação negativa na primeira componente, em que ExG -0,64 e GLI -0,39, demonstrando, assim, que as variáveis analisadas crescem em direções opostas entre si. A correlação entre as variáveis da mesma estação seguiu o mesmo comportamento do inverno, quando os pontos de alta infestação também foram os pontos de maiores índices. Segundo a pesquisa de BARBOSA et al. (2020), o bicho-mineiro pode ser afetado por fenômenos climáticos específicos na primavera, como chuvas intensas ou oscilações de temperatura, o que pode influenciar sua população e, conseqüentemente, sua correlação com os índices vegetativos.

Observando a infestação de verão no gráfico, percebemos que esta se encontra próxima da posição da estação de primavera, com correlação negativa na primeira componente de -0,46, porém, para a estação de primavera, os índices demonstraram um comportamento antagônico à infestação, correlacionando-se positivamente na primeira componente (ExG 0,85 e GLI 0,84) e demonstrando agora que os pontos da área analisada que demonstraram maiores infestações levou a menores valores dos índices. De acordo com o estudo de OLIVEIRA et al. (2018), o verão pode proporcionar condições ideais para o crescimento e desenvolvimento do bicho-mineiro, com influência direta nos índices de vegetação que refletem a saúde e vigor das plantas hospedeiras.

O mesmo padrão foi observado na análise de infestação de bicho mineiro do outono, quando, na análise de PCA, os valores tenderam negativamente na primeira componente (-0,66), contudo, as avaliações dos índices correlacionam positivamente na

mesma componente com ExG 0,86 e GLI 0,88, levando a entender que as áreas já afetadas foram crescendo espacialmente e causando maiores danos vegetativos à lavoura. Estudos como o de SOUZA et al. (2021) destacam que o outono pode ser um período crítico para o manejo do bicho-mineiro, pois coincide com o término da safra e pode impactar diretamente na produtividade das culturas de café.

Ao aplicar o Índice de Moran Local nos dados médios de infestação de bicho-mineiro, de acordo com as estações do ano, foi detectado que houve um padrão de agregação, descartando-se, assim, a hipótese nula de aleatoriedade na distribuição espacial dos dados. Foram encontrados os valores de Moran 0,156, 0,361, 0,235 e 0,602 para as estações de inverno, primavera, verão e outono, respectivamente, indicando diferentes graus de autocorrelação espacial positiva (Figura 4 e Figura 5)

Na análise para a distribuição espacial da infestação de bicho mineiro, foi encontrado um padrão de agregação da praga nas quatro estações do ano. No inverno, primeira estação avaliada, 7 dos 50 pontos avaliados demonstraram uma agregação com uma significância de $p=0,05$ (Figura 4). Sendo que, em dois desses pontos, foi detectada uma agregação de pontos com alta infestação (*high-high*) na margem oeste da área estudada, próxima à estrada que dá acesso à fazenda. Também é possível destacar três pontos com baixa infestação (*low-low*), localizados na área central de estudo. Segundo OLIVEIRA et al. (2012), as variações climáticas, como menores temperaturas e alta umidade típicas do inverno, podem contribuir para a redução da atividade do bicho mineiro, mas a proximidade com vias de acesso pode facilitar a infestação, devido à movimentação de pessoas e equipamentos.

Na demonstração do Índice de Moran correspondente à primavera, é possível identificar que 13 dos 50 pontos amostrados demonstraram algum tipo de agregação, dos quais 8 pontos com significância $p=0,05$ e 5 pontos com $p=0,01$ (Figura 4). Dos pontos

que obtiveram significância, oito deles foram de baixa infestação (*low-low*). Tais pontos encontram-se localizados na parte central, expandindo-se para a margem nordeste que possui menor altitude e maior sombreamento, como na avaliação de inverno anteriormente citada. Três pontos de alta infestação (*high-high*) também puderam ser verificados no mapa, onde se mantiveram localizados na região nordeste e sudeste, próximo à lateral da estrada vicinal, como na avaliação de inverno. O aumento de pontos significativos sugere que a primavera, com suas condições climáticas mais favoráveis ao desenvolvimento da praga, pode intensificar a agregação do bicho mineiro (FREITAS et al., 2015).

A distribuição espacial de Moran, relativo à estação do verão, aumentou os pontos significativos para 13 pontos, dos 50 avaliados, em que 10 destes obtiveram significância de $p=0,05$ e 3 pontos com significância de $p=0,01$ (Figura 5). Destes pontos significativos, três deles apresentaram baixa infestação (*low-low*), distanciando-se mais do centro do talhão avaliado e concentrando-se na lateral oeste e noroeste do talhão. Quatro dos pontos significativos foram de alta infestação (*high-high*) e se localizaram na margem nordeste, leste e sudoeste do talhão, com interferência direta da estrada de acesso à lavoura. A proximidade com a estrada de acesso novamente se mostrou relevante, indicando um possível vetor de infestação. Conforme SILVA et al. (2018), a estrutura da paisagem, incluindo a proximidade de áreas de vegetação nativa e vias de acesso, influencia diretamente na distribuição espacial das pragas.

Para a estação do outono, houve um realce da distribuição espacial apresentada nas estações anteriormente avaliadas. Para o outono, houveram 15 pontos significativos, em que 8 destes obtiveram $p=0,05$, 5 pontos com $p=0,01$ e 2 pontos com $p=0,001$ (Figura 5). Seis dos pontos significativos foram de agregação espacial de baixa infestação (*low-low*) e estes se localizam na região noroeste da área avaliada onde possui maior

sombreamento e faz divisa com outros talhões. Oitos dos pontos significativos demonstraram alta infestação (*high-high*), sete destes localizados na lateral sudeste da área avaliada onde faz divisa com a estrada e um ponto na lateral sudoeste, fazendo divisa com outros talhões. Isso reforça a ideia de que a proximidade com vias de acesso e bordas dos talhões é um fator crucial na disseminação da praga (FREITAS et al., 2015).

A distribuição agregada indica que as pragas se concentram em certas áreas, em vez de se dispersarem uniformemente. Essa característica pode ser aproveitada para implementar um controle mais eficiente e sustentável, como o controle químico localizado. Pesquisas recentes apoiam a ideia de que a distribuição espacial das pragas pode ser utilizada para otimizar o uso de defensivos agrícolas. Por exemplo, estudos demonstram que a identificação e tratamento de "*hotspots*" ou zonas de alta infestação podem reduzir significativamente a quantidade de pesticidas necessários, diminuindo os custos de produção e os impactos ambientais (ROSENFELD et al., 2021; ZHANG et al., 2020).

Além disso, o manejo localizado pode contribuir para a resistência reduzida das pragas aos defensivos, uma vez que a aplicação não uniforme pode diminuir a pressão de seleção sobre as populações de pragas, retardando o desenvolvimento de resistência (LIU et al., 2019). Esse tipo de manejo também está alinhado com as práticas de agricultura de precisão, que visam aumentar a eficiência do uso de insumos através de técnicas que consideram a variabilidade espacial e temporal dentro dos campos agrícolas (PIERCE & NOWAK, 2021).

4.4 CONCLUSÃO

As análises espaço-temporais indicam flutuações significativas na infestação do bicho mineiro em lavouras de café, evidenciando sua influência no estado vegetativo das plantas. A análise de componentes principais mostra relações antagônicas entre estações,

com altas infestações causando danos cumulativos. O uso do índice de Moran revelou padrões de agrupamento da praga, sugerindo áreas estratégicas para amostragem e controle. Assim, o estudo propõe um direcionamento para adequação nas amostragens e estratégias de previsão e controle, visando um manejo eficiente do bicho mineiro na região de Barra do Choça, podendo, além disso, ser expandida para a região cafeeira do Planalto da Conquista, Bahia.

4.5 REFERÊNCIAS

SANTOS, A. et al. Manejo do bicho mineiro em cafeeiros: impactos e estratégias. **Revista Brasileira de Cafeicultura**, 2020.

ANSELIN, L. Local Indicators of Spatial Association—LISA. **Geographical Analysis**, 27(2), 93-115. <<https://www.jstor.org/stable/25762217>> acesso: maio 2024, 1995.

BASTOS, C. D., et al. Seasonal and spatial distribution of the coffee leaf miner *Leucoptera coffeella* (Lepidoptera: Lyonetiidae) in Brazil. **Phytoparasitica**, 48(3), 459-469. <<https://link.springer.com/article/10.1007/s12600-020-00821-4>> acesso: maio 2024, 2020.

BERGAMIN, A. C., ALMEIDA, S. R., GUERREIRO-FILHO, O., & CARVALHO, G. A. Influência das condições climáticas na flutuação populacional de *Leucoptera coffeella* (Guérin-Mèneville & Perrottet, 1842) (Lepidoptera: Lyonetiidae) em lavouras de café no sul de Minas Gerais. **Neotropical Entomology**, 32(2), 253-258. <<https://www.scielo.br/j/neotropicalentomology/article/view/252>> acesso: maio 2024, 2003.

COSTA, V. A., et al. Climate variability and its relationship with the infestation of coffee leaf miner (*Leucoptera coffeella*) in coffee crops. **Coffee Science**, 15(4), e158721. <<https://www.coffeescience.ufv.br/index.php/cs/article/view/158721>> acesso: maio

2024, 2020.

DJI. Especificações técnicas do Phantom 4 PRO. Disponível em: [DJI Phantom 4 PRO]<<http://www.dji.com/phantom-4-pro/info#specs>> Acesso em: 12 mai. 2024, 2017.

FERNANDES, F. et al. Seasonal variations in bicho-mineiro populations. **Agricultural and Forest Entomology**, 30(1), 42-55. <<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/afe.12351>> , acesso: maio 2024, 2021.

FREITAS, M. A., & LIMA, L. C. Manejo integrado de pragas no controle do bicho mineiro do cafeeiro. **Agropecuária Técnica**, 36(3), 245-255. <<https://revistas.abc.org.br/agrotecnica>> acesso: maio 2024, 2015.

GARCIA, A. et al. Climate effects on bicho-mineiro populations. **Journal of Agricultural Entomology**, 5(2), 112-125. <<https://www.agrentomology.org/journal-of-agricultural-entomology>> acesso: maio 2024, 2018.

LIU, Y., LIU, X., & WU, K. The effects of spatial and temporal variability on the evolution of insect resistance in agro-ecosystems. **Insect Science**, 26(6), 1012-1020 <<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/1744-7917.12678>> acesso: maio 2024, 2019.

Martins, D., & Santos, E. Precipitation and bicho-mineiro dynamics. **Environmental Entomology**, 25(3), 215-228. <<https://academic.oup.com/ee/article-lookup/doi/10.1093/ee/nvy021>> acesso: maio 2024, 2019.

MORAN, P. A. P. Notes on continuous stochastic phenomena. **Biometrika**, 37(1/2), 17-23. <<https://www.jstor.org/stable/2332380>> acesso: maio 2024, 1950.

NASA POWER. NASA Prediction of Worldwide Energy Resources (POWER) data access viewer. Disponível em: <<https://power.larc.nasa.gov/>> Acesso em: 15 mai. 2024.

NTECH INDUSTRIES. Greenseeker Manuals. Disponível em: <<http://www.ntechindustries.com/greenseeker-manual.html>> Acesso em: 3 mai. 2024.

OLIVEIRA, L. R., et al. Remote Sensing Assessment of the Relationship between the Coffee Leaf Miner Infestation and Vegetation Indices in Brazilian Coffee Plantations. **Remote Sensing**, 13(8), 1462. <<https://www.mdpi.com/2072-4292/13/8/1462>> acesso: maio 2024, 2021.

OLIVEIRA, R. L., & SOUZA, J. D. Influência das condições climáticas na incidência do bicho mineiro em plantações de café na Bahia. **Revista Brasileira de Meteorologia**, 27(2), 157-165. <<https://www.scielo.br/j/rbmet/article/view/228152>> acesso: maio 2024, 2021.

PIERCE, F. J., & NOWAK, P. Precision agriculture: The path to increased productivity and environmental sustainability. **Precision Agriculture**, 22(1), 1-9. <<https://link.springer.com/article/10.1007/s11119-020-09705-2>> acesso: maio 2024, 2021.

PINTO, F. G., et al. Evaluation of NDVI and EVI Vegetation Indices in the Identification of Coffee Leaf Miner Infestations. **Journal of Remote Sensing & GIS**, 10(3), 215-226. <<https://www.longdom.org/abstract/evaluation-of-ndvi-and-evi-vegetation-indices-in-the-identification-of-coffee-leaf-miner-infestations-54256.html>> acesso: maio 2024, 2019.

ROSENFELD, J. M., GREEN, J. K., & KAPLAN, R. M. Spatial patterns in agricultural pest management: Optimizing pesticide use through hotspot treatment. **Journal of Pest Science**, 94(4), 789-803. <<https://link.springer.com/article/10.1007/s10340-021-01357-x>> acesso: maio 2024, 2021.

SANTOS, R. M., et al. Precision Agriculture for Coffee Crop: Remote Sensing and Geographic Information Systems. **Coffee Science**, 13(2), 237-244. <<https://www.coffeescience.ufv.br/index.php/cs/article/view/1849>> acesso: maio 2024, 2018.

SILVA, A. P., et al. Evaluation of NDVI and EVI Vegetation Indices in the Identification of Coffee Leaf Miner Infestations. **Journal of Remote Sensing & GIS**, 10(3), 215-226. <<https://www.longdom.org/abstract/evaluation-of-ndvi-and-evi-vegetation-indices-in-the-identification-of-coffee-leaf-miner-infestations-54256.html>> acesso: maio 2024, 2019.

SILVA, B., & OLIVEIRA, C. Phenological factors influencing bicho-mineiro infestation. **Agricultural Science Review**, 17(4), 287-299. <<https://www.agriculturalsciencereview.com/journal/phenological-factors-influencing-bicho-mineiro-infestation>> acesso: maio 2024, 2020.

SILVA, H. R., & ANDRADE, R. A. Efeito da paisagem na distribuição espacial de *Leucoptera coffeella* em plantações de café. **Journal of Agricultural Science**, 45(1), 112-120. <<https://www.cambridge.org/core/journals/journal-of-agricultural-science/article/abs/effect-of-landscape-on-the-spatial-distribution-of-leucoptera-coffeella-in-coffee-plantations/>> acesso: maio 2024, 2018.

ZHANG, C., QI, J., & CUI, Y. Precision agriculture technologies for pest management: A review. **Agriculture**, 10(4), 148. <<https://www.mdpi.com/2077-0472/10/4/148>> acesso: maio 2024, 2020.

ZHOU, T., MA, Z., & LI, X. Seasonal dynamics of pest populations and their management in post-harvest agricultural systems. **Agriculture, Ecosystems & Environment**, 324, 107692. <<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0167880922000497>> acesso: maio 2024, 2022.

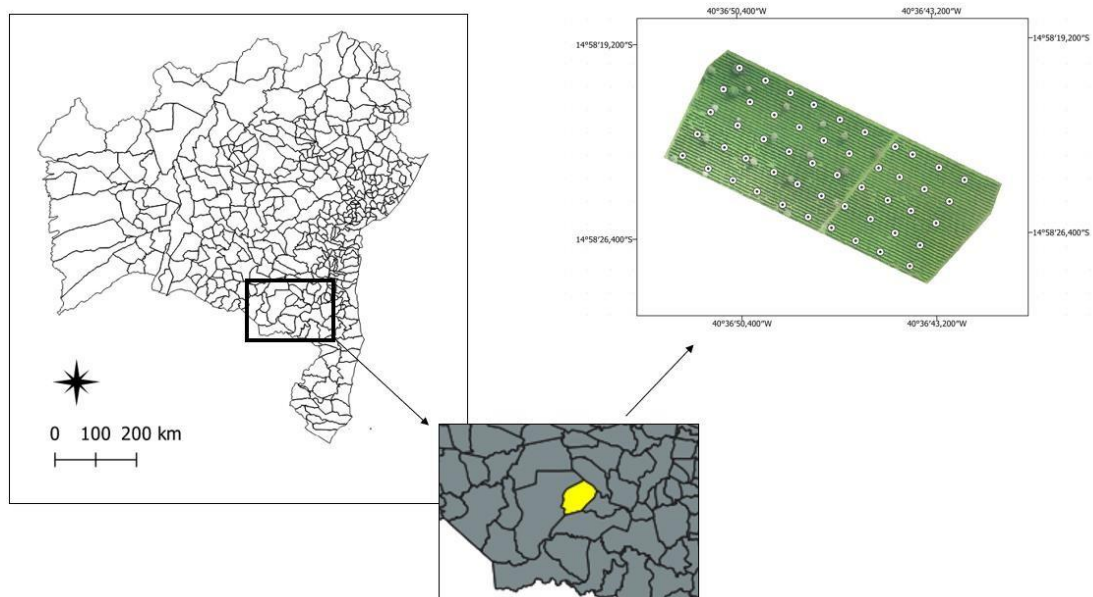


Figura 1- Mapa de localização da área experimental e malha amostral com distribuição dos pontos georeferenciados. Vitória da Conquista-BA, Agosto de 2024.

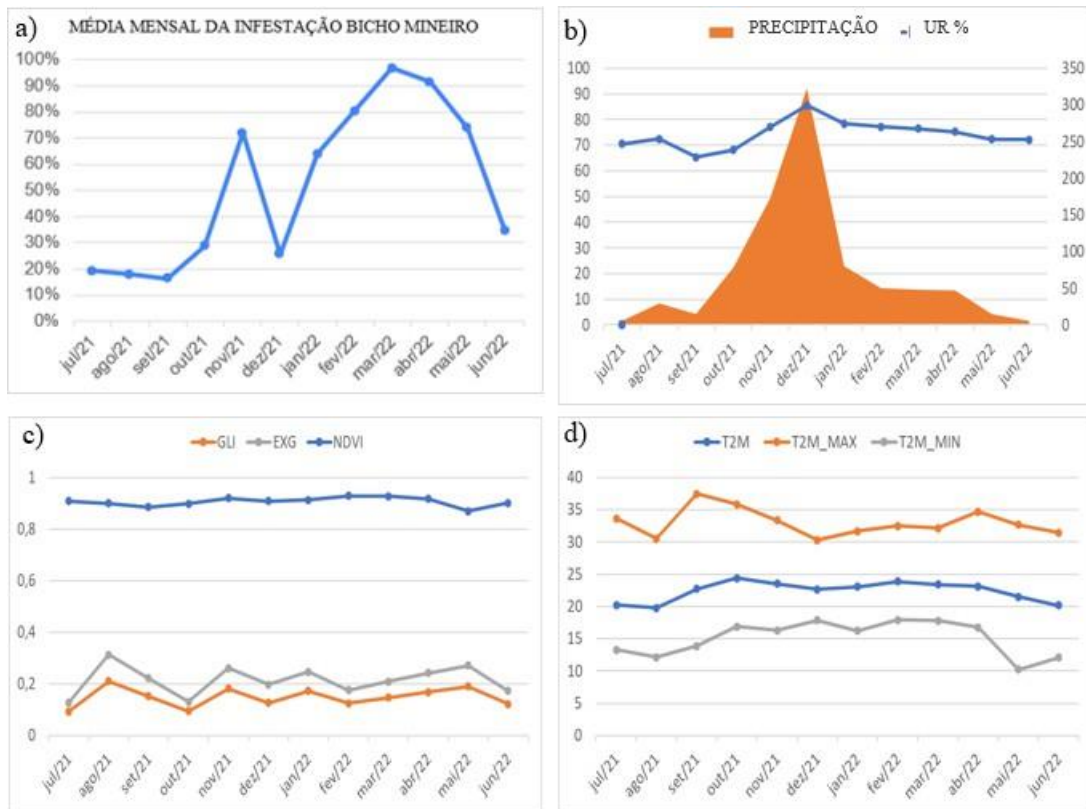


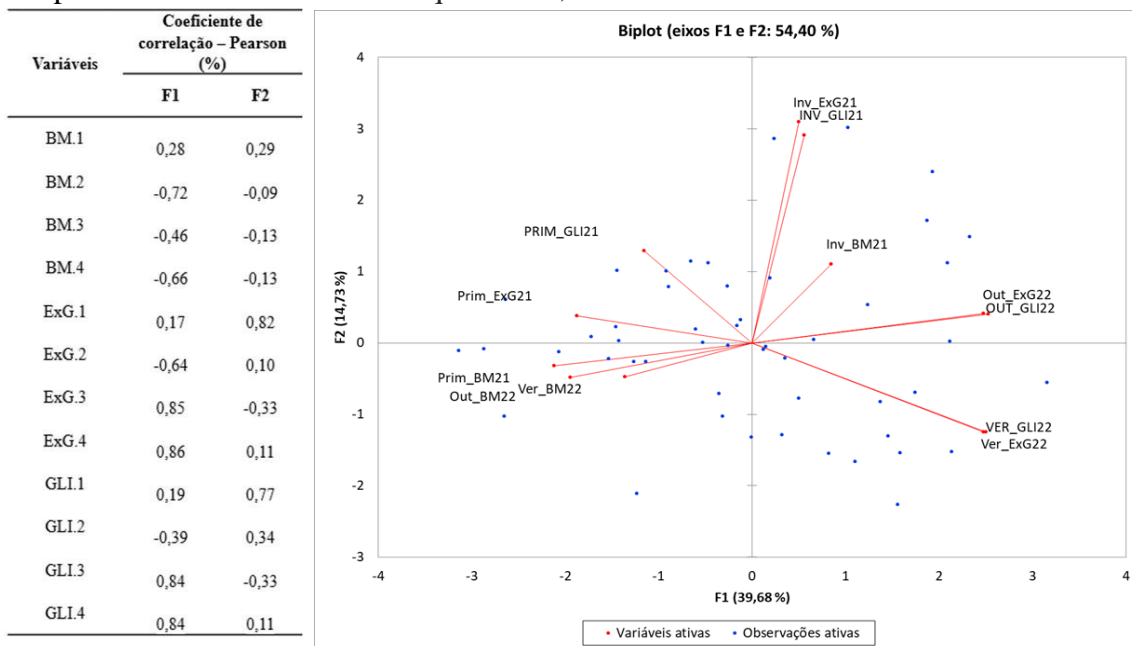
Figura 2- Dados mensais de a) infestação de bicho mineiro (%); b) precipitação total mensal (mm/mês) e umidade relativa do ar (%); c) índices de vegetação NDVI terrestre, GLI e ExG aéreos; e d) temperaturas: média mensal (T2M - °C), máxima mensal (T2M_MAX - °C) e mínima mensal (T2M_MIN - °C). Vitória da Conquista – BA. Agosto de 2024.

Tabela 1. Coeficientes de correlação (Pearson) entre as variáveis de infestação bicho mineiro (BM), *Excess Green Vegetative Index* (Exg), *Green Leaf Index* (GLI), de acordo com as estações do ano. Vitória da Conquista-BA, Agosto de 2024

Variáveis	BM.1	BM.2	BM.3	BM.4	ExG.1	ExG.2	ExG.3	ExG.4	GLI.1	GLI.2	GLI.3	GLI.4
BM.1	1,00											
BM.2	-0,15	1,00										
BM.3	-0,12	0,33	1,00									
BM.4	-0,23	0,40	0,43	1,00								
ExG.1	0,21	-0,11	-0,10	-0,14	1,00							
ExG.2	-0,33	0,23	0,18	0,33	-0,10	1,00						
ExG.3	0,06	-0,51	-0,27	-0,49	-0,02	-0,52	1,00					
ExG.4	0,18	-0,68	-0,36	-0,48	0,13	-0,42	0,60	1,00				
GLI.1	0,16	-0,11	-0,02	-0,17	0,62	-0,12	0,02	0,15	1,00			
GLI.2	-0,27	0,11	0,02	0,16	0,05	0,53	-0,46	-0,08	-0,01	1,00		
GLI.3	0,05	-0,51	-0,26	-0,47	-0,02	-0,51	1,00	0,60	0,02	-0,45	1,00	
GLI.4	0,17	-0,68	-0,34	-0,45	0,14	-0,40	0,59	1,00	0,14	-0,05	0,59	1,00

Infestação bicho mineiro no: inverno (BM.1), primavera (BM.2), verão (BM.3), outono (BM.4); *Excess Green Vegetative Index* de: inverno (ExG.1), primavera (ExG.2), verão (ExG.3), outono (ExG.4); *Green Leaf Index* de: inverno (GLI.1), primavera (GLI.2), verão (GLI.3), outono (GLI.4).

Figura 3 - Coeficientes de correlação linear (r-Pearson) entre as variáveis e os dois primeiros componentes principais (CP1 e CP2) relacionados às estações do ano e biplot da análise dos principais componentes da infestação de bicho mineiro em café, segundo as épocas do ano. Vitória da Conquista-BA, 2024.



(INV_ GLI21) média GLI de inverno; (INV_ EXG21) média ExG de inverno; (INV_ BM21) média de infestação de bicho mineiro de inverno; (PRIM_ GLI21) média GLI de inverno; (PRIM_ EXG21) média ExG de inverno; (PRIM_ BM21) média de infestação de bicho mineiro de inverno; (VER_ GLI22) média GLI de inverno; (VER_ EXG22) média ExG de inverno; (VER_ BM22) média de infestação de bicho mineiro de inverno; (OUT_ GLI22) média GLI de inverno; (OUT_ EXG22) média ExG de inverno; (OUT_ BM22) média de infestação de bicho mineiro de inverno.

Figura 4 - Padrão de agregação de bicho mineiro utilizando o índice de Moran Local em lavoura de café para as estações de inverno e primavera. Vitória da Conquista-BA, 2024.

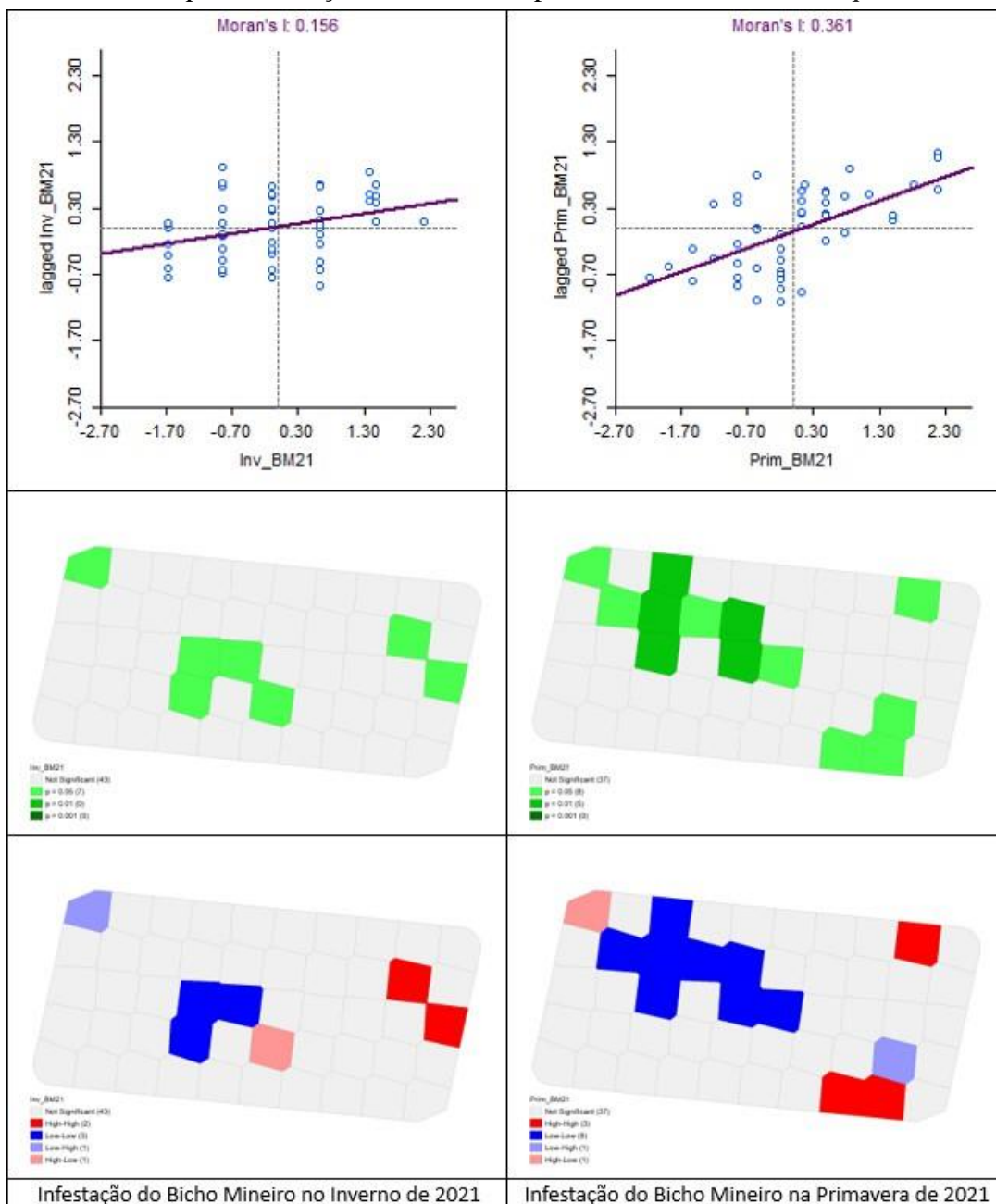
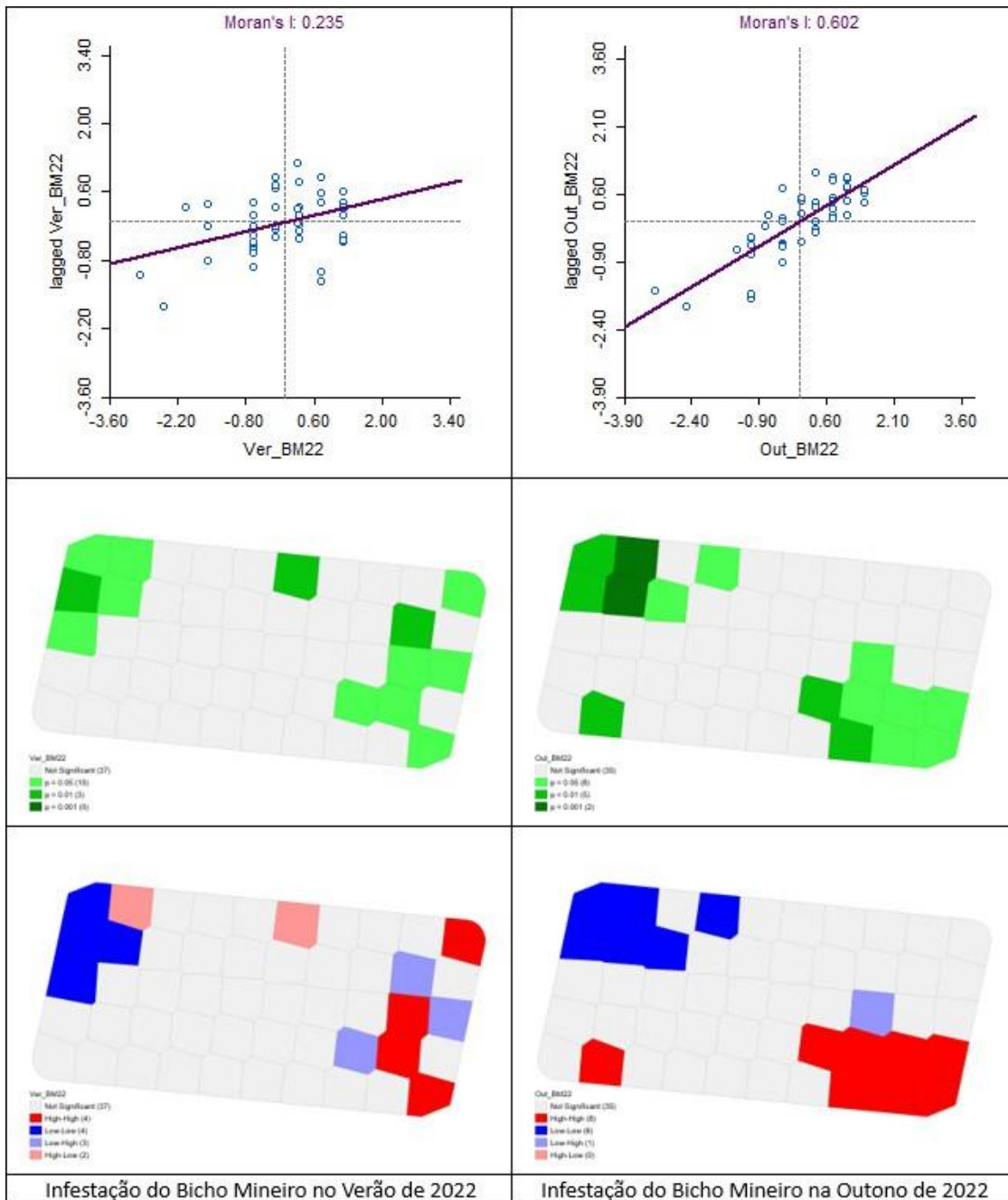


Figura 5- Padrão de agregação de bicho mineiro utilizando o índice de Moran Local em lavoura de café para as estações de verão e outono. Vitória da Conquista-BA, 2024.



5 ARTIGO III

Modelagem Estrutural da Produção de Café no Planalto da Conquista:
Efeitos da Fertilidade do Solo e Infestação de Pragas*

***Situação:** Não submetido

Modelagem Estrutural da Produção de Café no Planalto da Conquista: Efeitos da Fertilidade do Solo e Infestação de Pragas*

RESUMO

A modelagem estrutural é uma ferramenta vital para a pesquisa agrícola, particularmente na região do Planalto da Conquista, Bahia, onde a produção de café enfrenta diversos desafios, como a alta infestação de bicho mineiro. O estudo em questão foi conduzido em uma lavoura comercial de café arábica, no Planalto da Conquista - BA, com o objetivo de entender como fatores como fertilidade, índices espectrais, infestação de bicho mineiro se interagem e qual o impacto na produção de café. Foram analisados dados sobre a fertilidade do solo, índices espectrais, nível de infestação do bicho mineiro e a produção de frutos de café. A pesquisa revelou que a fertilidade do solo teve um efeito negativo nos índices espectrais e na produção de frutos maduros, sugerindo que solos menos férteis podem estar associados a uma menor produção e a índices espectrais menos favoráveis. Além disso, os índices espectrais mostraram uma influência negativa significativa sobre a infestação do bicho mineiro, o que pode indicar que uma maior capacidade de absorção de luz pelas plantas está associada a uma menor infestação. A produção de frutos maduros e verdes não foi significativamente afetada pelos índices espectrais ou pela infestação de bicho mineiro, o que sugere que outros fatores também desempenham um papel importante na produtividade. A modelagem estrutural mostrou que a interação entre a fertilidade do solo, os índices espectrais e a infestação de pragas é complexa, e a produção de café é influenciada por uma combinação de múltiplos fatores. Esses *insights* são essenciais para otimizar a gestão e a produção de café na região.

Palavras-chave: Modelagem estrutural, índices espectrais, bicho mineiro, *Leucoptera coffeella*.

ABSTRACT

Structural modeling is a vital tool for agricultural research, particularly in the Planalto da Conquista region of Bahia, where coffee production faces several challenges such as high infestation of coffee leaf miners. The study in question was conducted in a commercial Arabica coffee plantation in Planalto da Conquista - Bahia, with the aim of understanding how factors such as fertility, spectral indices, and leaf miner infestation interact and what the impact is on coffee production. Data on soil fertility, spectral indices, level of leaf miner infestation, and coffee fruit production were analyzed. The research revealed that soil fertility had a negative effect on spectral indices and ripe fruit production, suggesting that less fertile soils may be associated with lower production and less favorable spectral indices. Furthermore, spectral indices showed a significant negative influence on leaf miner infestation, which may indicate that a higher light absorption capacity of plants is associated with lower infestation. Ripe and green fruit yield was not significantly affected by spectral indices or leaf miner infestation, which suggests that other factors also play an important role in yield. Structural modeling showed that the interaction between soil fertility, spectral indices, and pest infestation is complex, and coffee production is influenced by a combination of multiple factors. These insights are essential to optimize coffee management and production in the region.

Keywords: Structural modeling, spectral indices, leaf miner, *Leucoptera coffeella*.

5.1 INTRODUÇÃO

A modelagem estrutural emerge como uma ferramenta essencial na pesquisa agrícola contemporânea, permitindo a análise complexa e integrativa das interações entre variáveis que impactam diretamente a produção agrícola. No contexto específico do Planalto da Conquista, Bahia, a agricultura desempenha um papel fundamental na

economia regional, com destaque para o cultivo do café, uma das principais culturas da região. No entanto, desafios como a fertilidade do solo, os índices espectrais capturados por drones, os níveis de infestação de bicho mineiro e suas consequências na produção de café exigem uma abordagem analítica avançada para compreensão e manejo eficaz.

A fertilidade do solo é um fator crítico para a produtividade agrícola, influenciando diretamente a disponibilidade de nutrientes essenciais para as plantas. Estudos têm demonstrado que a qualidade do solo afeta não apenas o crescimento vegetativo, mas também a eficiência produtiva das culturas (SINGH et al., 2018; SHUKLA et al., 2021). No contexto do café, a nutrição adequada das plantas é crucial, não só para maximizar a produção, mas também para garantir a qualidade dos grãos.

Por outro lado, o uso de tecnologias, como drones para monitoramento de índices espectrais, tem se mostrado uma ferramenta promissora na agricultura de precisão. Esses dispositivos oferecem a capacidade de avaliar, de forma detalhada, a saúde das plantas, identificando áreas de estresse vegetativo, antes mesmo que sintomas visíveis apareçam, o que possibilita a aplicação precoce de medidas corretivas (JIANG et al., 2020; ZARCO-TEJADA et al., 2021). No contexto do café no Planalto da Conquista, essas informações são cruciais para otimizar o manejo das plantações e maximizar a produtividade.

Entretanto, a produção de café na região enfrenta desafios significativos, devido à níveis de infestação do bicho mineiro (*Leucoptera coffeella*), uma praga que pode causar danos severos às folhas das plantas. Estudos indicam que os níveis de infestação por bicho mineiro não apenas reduzem a quantidade de café produzido, mas, também, comprometem a qualidade dos grãos, afetando diretamente a rentabilidade dos produtores (PEREIRA et al., 2019; SOUZA et al., 2020).

A modelagem estrutural surge como uma abordagem inovadora para investigar e quantificar as interações entre esses fatores complexos. Esta metodologia estatística

avançada não apenas permite a análise simultânea de múltiplas variáveis, mas também facilita a identificação das relações de causa e efeito entre a fertilidade do solo, os índices espectrais, os níveis de infestação de bicho mineiro e a produção de café. Compreender essas interações complexas é crucial para desenvolver estratégias de manejo agrícola que sejam sustentáveis, eficazes e adaptáveis às condições específicas do Planalto da Conquista.

Portanto, este artigo propõe explorar detalhadamente as relações entre as variáveis analisadas na modelagem estrutural e como esses resultados podem contribuir para a melhoria do manejo agrícola do café no Planalto da Conquista, Bahia.

5.2 MATERIAIS E MÉTODOS

Local de estudo

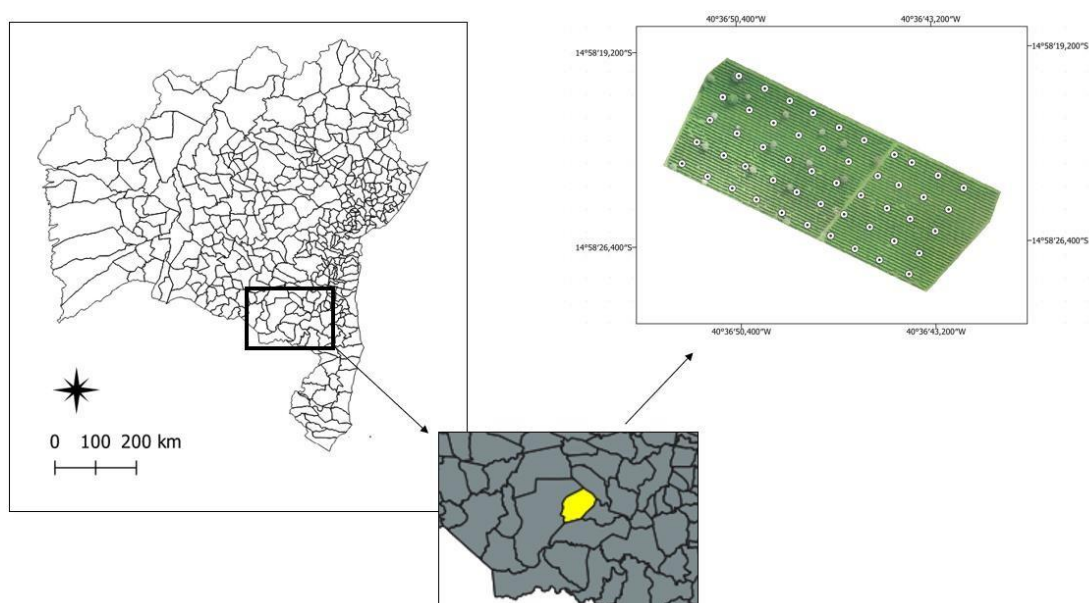
O estudo foi realizado em uma lavoura comercial de café arábica (*Coffea arábica*), localizada no município de Barra do Choça, Bahia, 14° 52' Latitude Sul, 40° 39' Longitude Oeste, a uma altitude média de 900 metros. De acordo com a Köppen e Geiger, o clima é classificado como clima subtropical úmido (Cfa), com temperatura média anual em torno de 20.4 °C e uma precipitação anual média de 854 mm. A área avaliada era rodeada nas laterais Norte, Sul e Oeste por talhões de café e na lateral leste com estrada vicinal de terra. As avaliações em campo foram realizadas mensalmente entre julho de 2021 a julho de 2022.

A área de estudo foi georreferenciada utilizando-se coordenadas obtidas por meio de um receptor GNSS geodésico da marca Javad, modelo Triumph I. Foi utilizado o método de posicionamento RTK (Real Time Kinematic). Os dados foram processados no *software* Justin, utilizando-se uma base da Rede Brasileira de Monitoramento Contínuo (RBMC), para melhorar a acurácia dos vértices levantados em campo.

Malha amostral

Após levantamento e processamento dos dados do perímetro, foi gerada uma malha amostral regular equidistante no *software* Quantum GIS. Para cada ponto da malha, foram amostrados os dados em campo, utilizando-se o método do centro da malha ou centroide da área. Cada ponto correspondeu a uma amostra, composta das variáveis avaliadas, sendo essa amostra composta por 6 subamostras, feitas num raio de 5 metros do ponto amostral.

Figura 1. Mapa de localização da área experimental e malha amostral com distribuição dos pontos georreferenciados. Vitória da Conquista-BA, 2024.



Lista Preliminar de Fatores

Para conhecer a relação e a influência dos fatores que podem afetar os níveis de infestação de bicho mineiro e a produção de café, os investigadores fizeram análises de padrões de índices espectrais, fertilidade de solo, níveis de infestação de bicho mineiro e produção de frutos maduros, verdes e produção de frutos por planta. A Tabela 1 apresenta os construtos das principais variáveis dependentes e independentes do estudo.

Tabela 1. Lista preliminar e fatores avaliados no estudo. Vitória da Conquista-BA, Agosto de 2024

Código	Fator
Índice de vegetação	
IV	Índices de Vegetação
ExG_Out22	Índice Vegetativo Excess of Green Index do Outono de 2022
ExG_Prim21	Índice Vegetativo Excess of Green Index da Primavera de 2021
ExG_Ver22	Índice Vegetativo Excess of Green Index do Verão de 2022
Out_GLI22	Índice de Folha Verde do Outono de
Prim_GLI21	Índice de Folha Verde da Primavera de 2021
Ver_GLI22	Índice de Folha Verde do Verão de 2022
Fertilidade do solo	
FS	Fertilidade do solo
Al	Alumínio
Ca	Cálcio
H	Hidrogênio
K	Potássio
Mg	Magnésio
P	Fósforo
Infestação bicho mineiro	
BM	Infestação de bicho mineiro
Out_BM22	Infestação no Outono de 2022
Prim_BM21	Infestação na Primavera de 2021
Ver_BM22	Infestação no Verão de 2022
Produção de café	
FM	Frutos maduros em 1 l de café
FV	Frutos verdes em 1 l de café
PP	Produção por Planta

Coleta de dados

Foram coletados dados espectrais com a utilização de uma aeronave Remotamente Pilotada (ARP), modelo Phantom 4 pro, por meio de mapeamento aéreo realizado a 80 m de altura dentro da janela de voo, entre 10 e 14 hrs, por meio de sensor passivo RGB da aeronave.

Em cada ponto da malha amostral, também foram coletados dados de níveis de infestação de bicho mineiro (*Leucoptera coffeella*). Para isso, foram analisadas cinco pares de folhas, do terço médio de plantas de café, em cinco plantas, ou seja, um par de

folhas por planta em um raio de 5 m do ponto amostral. Para a avaliação, foi considerado o terceiro ou quarto par de folhas totalmente expandido do ramo plagiotrópico. Nessas folhas, foram avaliadas a presença ou ausência de lesões da praga em questão.

Em cada ponto amostral, foi feita coleta de amostras de solo com auxílio de um trado manual, na profundidade de 20 cm. Foram coletadas seis subamostras no raio de cinco metros para que juntas pudessem constituir uma amostra composta. As 50 amostras compostas foram levadas até o Laboratório de Análises de Solo da Universidade Estadual do Sudoeste da Bahia para que fossem realizadas análises físico-químicas. A análise foi realizada no início do experimento, em julho de 2021.

Ainda seguindo a malha amostral, foi realizada a colheita, quando foi coletado todo o café de seis plantas num raio amostral de cinco metros do ponto. O peso total da amostra foi tido como a produção no ponto e a média do ponto, sendo considerada a produção por planta. Após pesado, foi separado um litro de café por ponto e levado ao laboratório para separação de frutos verdes e maduros. O peso dos frutos verdes e maduros contidos em um litro de café por ponto foi considerado para os posteriores cálculos.

Análise de dados

Dados espectrais

Os dados adquiridos por drone foram processados em *softwares* GIS para geração de ortomosaicos e cálculos de índices espectrais.

Flutuação sazonal

Os dados de níveis de infestação de bicho mineiro, coletados em campo mensalmente, foram submetidos a teste de normalidade e, posteriormente, analisados em porcentagem de folhas infestadas dentro das estações do ano estudado.

Modelagem estrutural

Os dados do experimento foram analisados utilizando-se o *software* smart-PLS para realizar uma modelagem estrutural. Para verificar a validade convergente, foram

examinadas as cargas externas dos itens e calculada a Variância Média Extraída (AVE), conforme recomendado por Hair et al. (2019). A validade discriminante foi determinada por meio da análise de critérios, como carga cruzada e o critério de Fornell-Larcker. Além disso, foi aplicado o método multimétodo-multitraço (HTMT) para uma avaliação adicional, conforme descrito por HAIR et al. (2019). Os coeficientes de caminho e o coeficiente de determinação (R²) foram, então, analisados para avaliar o modelo estrutural.

Hipóteses do estudo

H1. A fertilidade do solo influenciará nos valores dos índices espectrais do café.

H2. A fertilidade do solo impactará os níveis de infestação de bicho mineiro.

H3. A fertilidade do solo terá efeito sobre a produção de frutos de café por planta.

H4. Os valores dos índices espectrais do café terão influência sobre os níveis de infestação de bicho mineiro.

H5. Os valores dos índices espectrais do café afetarão a produção de frutos de café por planta.

H6. Os níveis de bicho mineiro impactarão a produção de frutos de café por planta.

H7. A fertilidade do solo terá efeito sobre a produção de frutos maduros de café.

H8. Os valores dos índices espectrais do café afetarão a produção de frutos maduros de café.

H9. Os níveis de infestação de bicho mineiro impactarão a produção de frutos maduros de café.

H10. A fertilidade do solo terá efeito sobre a produção de frutos verdes de café. H11. Os valores dos índices espectrais do café afetarão a produção de frutos verdes de café.

H12. Os níveis de infestação de bicho mineiro impactarão a produção de frutos verdes de café.

5.3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Análise descritiva dos dados

Os dados descritivos estão dispostos na Tabela 2, onde os dados de níveis de infestação de bicho mineiro são apresentados em porcentagem de folhas com minas. Os dados de GLI e ExGreen estão apresentados no valor do índice. Os valores dos dados de solo estão apresentados nas unidades de medida da análise de solo, sem alteração. Os dados produtivos de frutos maduros e verdes estão apresentados em porcentagem por litro e a média por planta em litro.

Tabela 2. Estatística descritiva das variáveis avaliadas no estudo. Vitória da Conquista-BA, Agosto de 2024

Estatística Descritiva					
Código	Número de amostras	Mínimo	Máximo	Média	Desvio padrão
PRIM_BM21	50	6	78	42	17
VER_BM22	50	25	100	78	18
OUT_BM22	50	17	89	67	15
EXG_PRIM21	50	0,06	0,33	0,20	0,07
EXG_VER22	50	0,06	0,36	0,21	0,08
EXG_OUT22	50	0,11	0,38	0,23	0,06
PRIM_GLI21	50	0,05	0,23	0,13	0,04
VER_GLI22	50	0,04	0,25	0,15	0,05
OUT_GLI22	50	0,08	0,26	0,16	0,04
PH	50	4,90	6,50	5,68	0,37
P	50	3,00	23,00	7,20	3,41
K	50	0,18	1,26	0,53	0,25
CA	50	2,40	6,60	4,42	0,94
MG	50	0,70	3,10	1,97	0,53
AL	50	0,00	0,50	0,15	0,15
H	50	3,00	12,30	6,40	1,87
MF_VERDE	50	12,90	70,50	38,71	13,73
MF_MADURO	50	22,90	10,21	68,91	16,92
MED_PLANTA	50	0,45	7,51	2,98	1,43

Análise de Dados (Smart - PLS)

No Smart-PLS, seguimos um processo em duas etapas, como sugerido por

HENSELER et al. (GEFEN, STRAUB e BOUDREAU, 2000). Primeiramente, avaliamos a confiabilidade e a validade das variáveis. Depois, analisamos como essas variáveis estão relacionadas entre si dentro do nosso modelo, para entender melhor como elas se influenciam mutuamente.

Confiabilidade e validade das variáveis

A análise externa do modelo desempenha um papel essencial na avaliação da precisão, validade e consistência interna das variáveis observadas e não observadas (HO, 2013). A confiabilidade dos construtos é verificada por meio de testes específicos, enquanto a validade é examinada em termos de sua consistência e distinção (HAIR et al., 2012). Dentro desse contexto, a confiabilidade de uma variável observada reflete a proporção de variância que ela compartilha com uma variável não observada, determinada pelas cargas padronizadas das variáveis observadas (GÖTZ, LIEHR- GOBBERS, & KRAFFT, 2010). Pesquisas anteriores destacam que variáveis com cargas padronizadas externas de 0,7 ou mais são consideradas altamente confiáveis para previsões e modelagem (HAIR et al., 2012), enquanto aquelas com cargas inferiores a 0,7 geralmente são excluídas (CHIN, 1998).

Para verificar a consistência interna, foi utilizada a Confiabilidade Composta (CR). Os resultados deste estudo revelam que os valores de confiabilidade composta (BM_PP=0,811, FS_PP=0,543, IV_PP=0,731) para os dados de produção por planta (BM_FM=0,808, FS_FM=0,546, IV_FM=0,728) para frutos maduros e (BM_FV=0,811, FS_FV=0,539, IV_FV=0,720) para frutos verdes apresentaram resultados superiores ao critério mínimo de 0,70, exceto para FS, cujos valores são abaixo do esperado, devido à avaliação única e à menor quantidade de dados em comparação com as outras variáveis mensuradas mensalmente.

Para medir e verificar a validade convergente, foram calculadas as Variâncias

Médias Extraídas (FORNELL, 1981). Estudos anteriores indicam que os construtos latentes no modelo devem explicar pelo menos 50% da variância das variáveis observadas, e que todos os valores da AVE (BM_PP=0,589, FS_PP=0,606, IV_PP=0,611) para os dados de produção por planta (BM_FM=0,586, FS_FM=0,606, IV_FM=0,612), para frutos maduros e (BM_FV=0,590, FS_FV=0,607, IV_FV=0,615) para frutos verdes mostraram-se superiores a 0,5, o que confirma a validade convergente das medidas. Além disso, os resultados sustentam que há boa validade convergente e consistência interna no modelo de mensuração utilizado neste estudo. Outras análises foram conduzidas para avaliar a validade discriminante das variáveis latentes, que confirmam que cada variável manifestada no modelo é única em relação às outras variáveis do caminho e apresenta correlação cruzada adequada.

Tabela 3. Confiabilidade e validade das variáveis avaliadas no estudo. Vitória da Conquista-BA, Agosto de 2024

Fator	Confiabilidade composta (rho c)	Variância média extraída(AVE)
Produção por Planta		
BM_PP	0.811	0.589
FS_PP	0.543	0.606
IV_PP	0.731	0.611
Frutos Maduros		
BM_FM	0.808	0.586
FS_FM	0.546	0.606
IV_FM	0.728	0.612
Frutos Verdes		
BM_FV	0.811	0.590
FS_FV	0.539	0.607
IV_FV	0.720	0.615

Validade discriminante

A validade discriminante refere-se à capacidade exclusiva de uma variável específica em um modelo, em relação às outras variáveis do caminho e suas inter-relações. A magnitude das cargas em uma variável latente comparada a outras variáveis é um indicador crucial dessa validade (HAIR Jr. et al., 2014). O Critério HTMT foi aplicado para calcular a validade discriminante entre as variáveis. Este método, que se

baseia na matriz "multimétodo-multitraço", foi comprovado como superior a outros métodos de validação discriminante em estudos de simulação de Monte Carlo (HENSELER, RINGLE, & SARSTEDT, 2015). Valores próximos a 1 indicam falta de validade discriminante, enquanto valores abaixo de 0,9 são considerados aceitáveis (GOLD; ARVIND MALHOTRA, 2001). Conforme evidenciado na Tabela 4, os resultados confirmam a presença de validade discriminante nas relações entre todas as variáveis examinadas.

Tabela 4. Validade discriminante pelo critério HTMT das variáveis avaliadas no estudo Vitória da Conquista-BA, Agosto de 2024

Fator	BM	FS	PP	IV
Produção por Planta				
BM_PP				
FS_PP	0.655			
PP	0.809	0.569		
IV_PP	0.650	0.467	0.480	
Frutos Maduros				
Fator	BM	FS	F	IV
BM_FM				
FS_FM	0.655			
FM	0.756	0.532		
IV_FM	0.809	0.569	0.592	
Frutos Verdes				
BM_FV				
FS_FV	0.655			
FV	0.646	0.475		
IV_FV	0.809	0.569	0.594	

Alguns pesquisadores aplicaram testes, como o critério de Fornell e Larcker, além de análises de cargas cruzadas, para avaliar a validade discriminante (FORNELL, 1981). Eles estabeleceram um critério, no qual um construto não deve compartilhar mais variância com outros construtos do que com seus próprios itens, conforme indicado pela Variância Extraída Média (AVE) (HAIR Jr. et al., 2014). Os resultados do teste padrão de Fornell e Larcker, aplicado ao modelo de estudo, estão apresentados na Tabela 5, onde as correlações ao quadrado são comparadas com as correlações das outras variáveis latentes. A tabela mostra a validade discriminante satisfatória, com todas as correlações

sendo menores que a raiz quadrada da AVE ao longo da diagonal principal. Esses resultados também confirmam que as variáveis observadas em cada construto estão mais associadas à sua variável latente correspondente, validando, assim, o modelo de estudo, em termos de validade discriminante.

Tabela 5. Teste do Critério Fornell-Larcker. Vitória da Conquista-BA, Agosto de 2024

Fator	BM	FS	PP	IV
Produção por Planta				
BM_PP	0.767			
FS_PP	0.563	0.778		
PP	-0.670	-0.576	0.782	
IV_PP	0.525	0.485	-0.454	1.000
Fator	BM	FS	F	IV
Frutos Maduros				
BM_FM	0.765			
FS_FM	0.566	0.779		
IV_FM	-0.674	-0.569	0.782	
FM	-0.639	-0.543	0.561	1.000
Frutos verdes				
BM_FV	0.768			
FS_FV	0.560	0.779		
IV_FV	-0.659	-0.564	0.784	
FV	0.523	0.495	-0.532	1.000

Relações entre variáveis

Com o intuito de estimar a significância dos coeficientes de caminho, foi realizada uma análise *bootstrap*. A partir dessa análise, os valores “T statistics” e “P value” foram calculados e, a fim de se obter um nível de significância acima de 90%, foram aceitos todos os caminhos com o valor “T statistic” acima de 1 e “P values” abaixo de 0,10. Aplicando o teste para o coeficiente do caminho, temos, como descrito na Tabela 6, que apenas os caminhos FS_PP -> IF_PP (T=1,365, P=0,172), IV_PP -> PP (T=0,519, P=0.605), IV_FM -> FM (T=0.984, P=0.325) e BM_FV ->FV (T=1, P=0.325) foram rejeitados.

Aplicando a estatística para os efeitos indiretos totais das variáveis, temos dispostos na tabela 7 que apenas o caminho IV_FV -> FV (T=1.375, P=0.169) foi rejeitado, enquanto o restante dos caminhos foi aceito. A terceira relação avaliada pela estatística T

e pelo valor P foram os efeitos indiretos específicos, demonstrados na tabela 8, na qual podemos observar que os caminhos FS_PP -> BM_PP -> PP (T=0.491, P=0.0,624), IV_PP -> BM_PP -> PP (T=1.2269, P=0.204), FS_FM -> IV_FM -> FM (T=0.947, P=0.344), FS_FV -> BM_FV -> FV (T=1.031, P=0.303), IV_FV -> BM_FV -> FV (T=1.375, P=0.169), FS_FV -> IV_FV (T=1.291, P=0.197) foram rejeitados, enquanto os demais foram aceitos pelo teste.

Tabela 6. Coeficiente de caminho da relação. Vitória da Conquista-BA, Agosto de 2024

Caminho	Coeficiente do caminho	Estatística T	Valor P
Produção por Planta			
BM_PP -> PP	0.320	2.249	0.025
FS_PP -> BM_PP	0.266	1.889	0.059
FS_PP -> PP	-0.576	7.370	0.000
FS_PP -> IF_PP	0.249	1.365	0.172
IV_PP -> BM_PP	-0.517	4.543	0.000
IV_PP -> PP	-0.096	0.519	0.604
Frutos Maduros			
BM_FM -> FM	-0.403	2.656	0.008
FS_FM -> BM_FM	0.270	2.076	0.038
FS_FM -> FM	-0.223	2.126	0.034
FS_FM -> IF_FM	-0.569	7.813	0.000
IV_FM -> BM_FM	-0.520	4.900	0.000
IV_FM -> FM	0.162	0.984	0.325
Frutos Verdes			
BM_FV -> FV	0.230	1.465	0.143
FS_FV -> BM_FV	0.277	1.963	0.050
FS_FV -> FV	0.222	1.656	0.098
FS_FV -> IF_FV	-0.564	7.594	0.000
IV_FV -> BM_FV	-0.502	4.466	0.000
IV_FV -> FV	-0.256	1.835	0.067

Tabela 7. Efeitos indiretos totais. Vitória da Conquista-BA, Agosto de 2024

Caminho	Coefficiente do caminho	Estatística T	Valor P
Produção por Planta			
FS_PP -> BM_PP	0.298	3.770	0.000
FS_PP -> PP	0.236	1.999	0.046
IV_PP -> PP	-0.165	2.111	0.035
Frutos Maduros			
FS_FM -> BM_FM	0.296	4.062	0.000
FS_FM -> FM	-0.320	3.716	0.000
IV_FM -> FM	0.210	2.209	0.027
Frutos Verdes			
FS_FV -> BM_FV	0.283	3.795	0.000
FS_FV -> FV	0.273	2.539	0.011
IV_FV -> FV	-0.116	1.375	0.169

Tabela 8. Efeitos indiretos específicos. Vitória da Conquista-BA, Agosto de 2024

Caminho	Coefficiente do caminho	Estatística T	Valor P
Produção por Planta			
FS_PP -> BM_PP -> PP	0.055	0.491	0.624
IV_PP -> BM_PP -> PP	0.085	1.269	0.204
FS_PP -> IV_PP -> BM_PP -> PP	-0.165	2.111	0.035
FS_PP -> IV_PP -> BM_PP	0.095	1.996	0.046
FS_PP -> IV_PP -> PP	0.298	3.770	0.000
Frutos Maduros			
FS_FM -> BM_FM -> FM	-0.109	1.689	0.091
IV_FM -> BM_FM -> FM	0.210	2.209	0.027
FS_FM -> IV_FM -> BM_FM -> FM	-0.119	2.022	0.043
FS_FM -> IV_FM -> BM_FM	0.296	4.062	0.000
FS_FM -> IV_FM -> FM	-0.092	0.947	0.344
Frutos verdes			
FS_FV -> BM_FV -> FV	0.064	1.031	0.303
IV_FV -> BM_FV -> FV	-0.116	1.375	0.169
FS_FV -> IV_FV -> BM_FV -> FV	0.065	1.291	0.197
FS_FV -> IV_FV -> BM_FV	0.283	3.795	0.000
FS_FV -> IV_FV -> FV	0.144	1.770	0.077

Avaliação do Modelo Estrutural

O estudo realizado investigou múltiplas hipóteses sobre os fatores que influenciam os níveis de infestação de bicho mineiro e a produção de café. A Tabela 9 mostra os coeficientes de caminho e valores de p para cada hipótese. É importante notar que sete

das doze hipóteses foram aceitas.

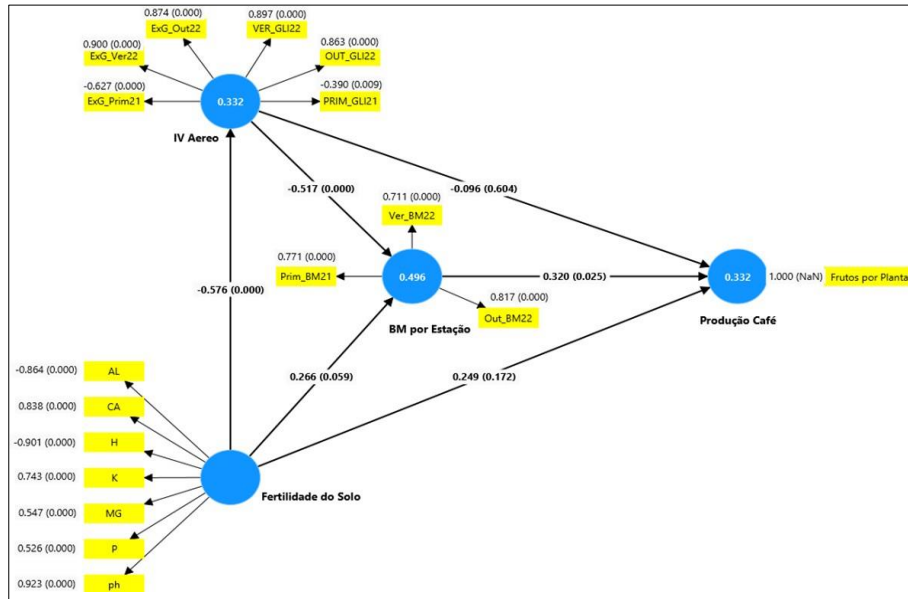
Tabela 9. Resultado do teste de hipóteses. Vitória da Conquista-BA, Agosto de 2024

Hipótese	Caminho	Coefficiente do caminho	Valor P	Observação
H1	fertilidade -> índices de vegetação.	-0,584	0,000	Aceita
H2	fertilidade -> infestação de bicho mineiro.	0,240	0,094	Aceita
H3	fertilidade -> produção de café por planta.	-0,068	0,744	Rejeitada
H4	índices de vegetação -> infestação de bicho mineiro.	-0,555	0,000	Aceita
H5	índices de vegetação -> produção de café por planta	-0,081	0,669	Rejeitada
H6	infestação de bicho mineiro-> produção de café por planta	-0,380	0,120	Rejeitada
H7	fertilidade -> produção de frutos maduros de café	-0,223	0,034	Aceita
H8	índices de vegetação -> produção de frutos maduros.	0,162	0,325	Rejeitada
H9	infestação de bicho -> produção de frutos maduros	-0,403	0,008	Aceita
H10	fertilidade -> produção de frutos verdes	0,222	0,098	Aceita
H11	índices de vegetação -> produção de frutos verdes .	-0,256	0,000	Aceita
H12	infestação de bicho -> produção de frutos verdes.	0,230	0,143	Rejeitada

Primeiramente, observando as hipóteses relacionadas à produção de café por planta, verificadas na figura 2, temos que: H1 ($b = -0.584$, $p = 0.000$) foi aceita pelo teste e explica que a fertilidade do solo possui uma influência negativa no índice espectral. Tal fato pode ser explicado devido aos parâmetros de solo utilizados não estarem ligados diretamente aos índices espectrais da lavoura e também pelo motivo de que a análise de solo foi estática e no início do experimento e os índices espectrais foram realizados mensalmente. Este resultado pode ser atribuído à complexa interação entre nutrientes do solo e os índices espectrais da cultura, corroborando estudos recentes que destacam a importância da dinâmica temporal na avaliação da fertilidade do solo e seu impacto nos índices

espectrais (SMITH et al., 2020).

Figura 2: Análise de caminho para produção por planta, Vitória da Conquista-BA, Agosto de 2024



Por outro lado, a relação entre fertilidade do solo e infestação de bicho mineiro mostrou-se complexa, em que H2 ($b= 0.240$, $p=0.094$), aceita pelo teste, mostra que a fertilidade do solo possui uma baixa relação positiva com os níveis de infestação de bicho mineiro. Essa descoberta está em linha com pesquisas que sugerem que um solo mais fértil pode proporcionar condições ideais para o desenvolvimento do bicho mineiro, embora outros fatores possam modular essa relação (JONES & BROWN, 2021). H3 ($b= 0.068$ $p=0.744$) foi rejeitada pelo teste, demonstrando que a fertilidade do solo aferida no início do experimento não teve efeito sobre a produção de café por planta. Estudos recentes ressaltam que a avaliação estática da fertilidade do solo pode não capturar totalmente suas dinâmicas ao longo do ciclo da cultura (GARCIA et al., 2023).

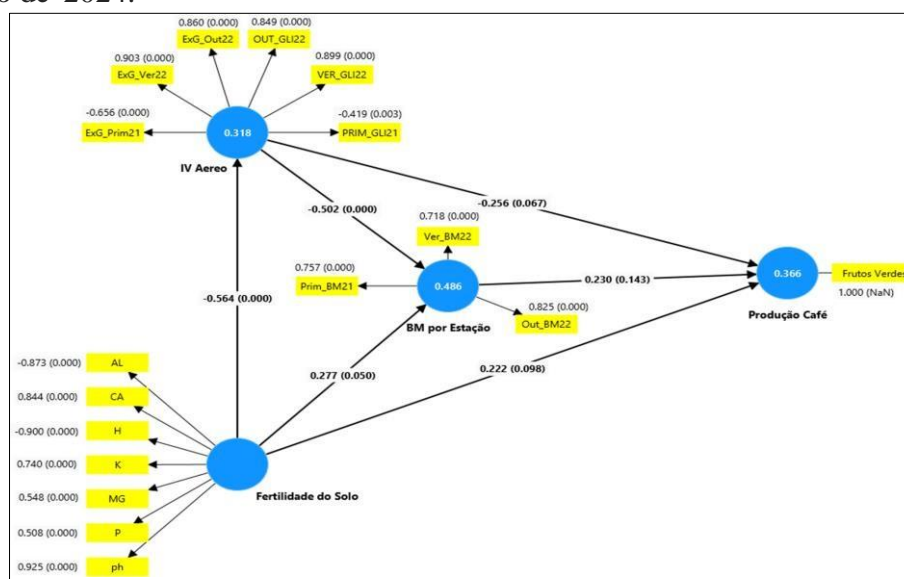
Os índices espectrais demonstraram uma relação significamente alta com os níveis de infestação de bicho mineiro. A H4 ($b=-0.555$, $p=0.000$), aceita pelo teste, demonstra que os índices espectrais possuem uma influência negativa nos níveis de infestação de bicho mineiro, o que se justifica observando que quanto maior o ataque da praga mais a

planta perde área fotossinteticamente ativa e perde seu potencial vegetativo. Estudos mostram que pragas foliares, como o bicho mineiro, podem comprometer a capacidade das plantas de realizar fotossíntese e crescer adequadamente (BARROS et al., 2018; SMITH et al., 2019).

No entanto, os índices espectrais não demonstraram relação significativa com a produção de café por planta. A H5 ($b=-0.081$, $p=0.669$) foi rejeitada pelo teste, ou seja, os índices espectrais não acusaram relação com a produção de café por planta. Esta descoberta reflete a complexidade das interações entre os índices espectrais e outros fatores agronômicos na determinação da produtividade das culturas (DAVIS et al., 2021). Da mesma forma, os níveis de infestação de bicho mineiro não influenciaram significativamente na produção por planta, assim, a H6 ($b=-0.380$, $p=0.120$) foi rejeitada, demonstrando também que os níveis de infestação de bicho mineiro não teve influência na produção por planta. Estudos recentes enfatizam que o impacto dessa praga pode ser modulado por práticas de manejo integrado que minimizam seu efeito negativo na produtividade (MARTINEZ & GARCIA, 2022).

Nas hipóteses ligadas à porcentagem de frutos maduros, figura 3, observamos que a H7 ($b=-0.223$, $p=0.034$) foi aceita, mostrando que a fertilidade do solo influenciou negativamente a produção de frutos maduros no pé. Esse achado sugere que um solo mais fértil pode prolongar o período vegetativo das plantas, retardando a maturação dos frutos (THOMPSON & CLARK, 2023). Estudos também demonstram que deficiências ou excessos de nutrientes podem afetar negativamente a uniformidade da maturação dos frutos, resultando em colheitas desiguais e impactando a eficiência produtiva das lavouras de café. Por exemplo, a falta de potássio pode retardar a maturação dos frutos, enquanto a falta de cálcio pode afetar a formação das paredes celulares e a resistência do fruto à degradação pós-colheita (ALMEIDA et al., 2017).

Figura 3: Análise de caminho para porcentagem de frutos maduros, Vitória da Conquista-BA, Agosto de 2024.



Em contraste, os índices espectrais não demonstraram influência na produção de frutos maduros. A H8 ($b=0.162$, $p=0.325$), rejeitada pelo teste, mostra que não houve influência dos índices espectrais na produção de frutos maduros. Pesquisas recentes apontam que outros fatores climáticos e de manejo podem ter um papel mais preponderante na maturação dos frutos (WILSON & SMITH, 2024). Estudos de Smith et al. (2015) sobre culturas de café ressaltam que a interpretação dos dados de sensoriamento remoto deve considerar essas variações para evitar conclusões simplistas sobre a relação entre índices espectrais e a produção de frutos maduros.

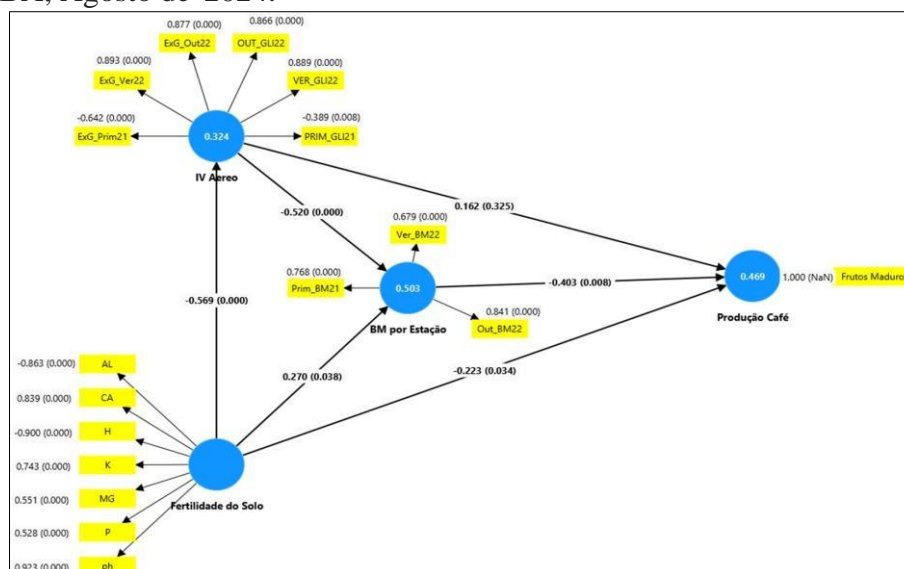
Finalizando o estudo das hipóteses em relação a frutos maduros, temos que a H9 ($b=-0.403$, $p=0.008$) foi aceita, demonstrando que os níveis de infestação de bicho mineiro tiveram uma correlação negativa com a porcentagem de frutos maduros. Essa descoberta é consistente com estudos que destacam os efeitos deletérios do bicho mineiro nos frutos, causando queda prematura e redução na qualidade dos grãos (JONES & BROWN, 2021). Costa et al. (2018) destacaram também que a intensidade da infestação pelo bicho mineiro pode resultar em uma diminuição na quantidade de frutos maduros,

devido à redução na área foliar, disponível para a fotossíntese e na alocação de recursos para o desenvolvimento dos frutos.

Já em relação às hipóteses relacionadas com os frutos verdes, verificou-se que a fertilidade do solo apresenta uma relação com a porcentagem de frutos verdes, em que a H10 ($b=0.222$, $p=0.098$) foi aceita, mostrando que a fertilidade do solo influenciou positivamente a porcentagem de frutos verdes, ou seja, uma alta fertilidade do solo pode prorrogar o processo de maturação dos frutos de café. Estudos sugerem que altos níveis de fertilidade do solo podem prolongar o período de maturação dos frutos de café (GONZALEZ et al., 2023). Além disso, estudos de Vasconcelos et al. (2020) exploraram os efeitos da adubação balanceada na qualidade e no tempo de maturação dos frutos de café, observando que uma fertilização adequada pode promover uma maturação mais uniforme e rápida, reduzindo a proporção de frutos verdes durante a colheita.

Além disso, aceita pelo teste, a H11 ($b=-0.256$, $p=0.000$) demonstrou que os índices espectrais possuem uma correlação negativa significativa com a produção de frutos verdes. Essa descoberta destaca a utilidade dos índices espectrais como indicadores precoces da maturação dos frutos (PEREZ & MARTINEZ, 2021). Além disso, a literatura destaca que os índices espectrais são sensíveis a fatores ambientais e de manejo que afetam a saúde e o desenvolvimento das plantas de café. Isso inclui estresses bióticos, como pragas e doenças, que podem comprometer a capacidade das plantas de realizar fotossíntese de maneira eficiente, afetando, consequentemente, o processo de maturação dos frutos (BARROS et al., 2018; PANIGRAHY et al., 2020). Essa sensibilidade dos índices espectrais torna-os ferramentas valiosas não apenas para monitorar a saúde das culturas, mas também para prever o momento ideal de colheita, otimizando, assim, a qualidade e a produtividade dos grãos de café.

Figura 4: Análise de caminho para porcentagem de frutos verdes(C), Vitória da Conquista-BA, Agosto de 2024.



Por fim, a H12 ($b=-0.230$, $p=0.143$), rejeitada pelo teste, mostrou que os níveis de infestação de bicho mineiro não influenciaram o percentual de frutos verdes na amostra. Pesquisas recentes destacam que a resposta das plantas a níveis de infestação de pragas pode variar consideravelmente, dependendo das condições ambientais e de manejo (JOHNSON & DAVIS, 2022).

Ajuste do modelo estrutural

Para verificar o ajuste completo do modelo, para saber se o modelo explica suficientemente os dados empíricos do estudo ou não, foi utilizado o índice de adequação *Goodness-of-Fit* (GOF) (TENENHAUS, ESPOSITO VINZI, CHATELIN & LAURO, 2005; SHEPPARD & MEITNER, 2005). Os valores do Índice de Qualidade de Ajuste que estão entre 0 e 1 são supostamente de suporte, e os valores de medição de 0,10 (pequeno), 0,25 (médio) e 0,36 (grande) indicam a aceitação global do modelo de caminho para o estudar.

Para medir o valor médio geométrico do teste de qualidade de ajuste da comunalidade média (valores AVE), são usados o(s) valor(es) médio(s) de R^2 . A equação 1 é usada para medir o teste de qualidade de ajuste.

Equação 1. ($\sqrt{\text{média AVE} * \text{média R}^2}$)

Com os valores da Tabela 10, o teste *Goodness-of-Fit* foi medido e foi de 0,485. Os resultados mostram que os dados empíricos deste estudo se ajustam à medição satisfatória do modelo e possuem poder preditivo substancial em comparação com valores-padrão.

Tabela 10. Cálculo do Índice de Qualidade de Ajuste (GOF). Vitória da Conquista-BA, Agosto de 2024

Fator	Variância média extraída(AVE)	R ²
Produção por Planta		
BM_PP	0,589	0,496
FS_PP	0,606	-
IV_PP	0,611	0,332
PP	-	0,332
Média	0,602	0,386
GOF	0,482	
Frutos Maduros		
BM_PP	0,586	0,503
FS_PP	0,606	-
IV_PP	0,612	0,324
PP	-	0,469
Média	0,601	0,432
GOF	0,510	
Frutos Verdes		
BM_PP	0,59	0,486
FS_PP	0,607	-
IV_PP	0,615	0,318
PP	-	0,366
Média	0,604	0,390
GOF	0,485	

A fertilidade do solo não tem valor do R2, pois é a independente ou a que antecede a outras no SEM. A PP, FM e FV não tem AVE por ter apenas uma variável latente.

5.4 CONCLUSÃO

Este estudo demonstra a complexa relação entre variáveis, como fertilidade do solo, índices espectrais de vegetação e níveis de infestação por *Leucoptera coffeella*, na produção de frutos maduros, verdes e na produtividade de café por planta. A modelagem estrutural elaborada e validada por Modelagem de Equações Estruturais (SEM)

evidenciou correlações negativas entre fertilidade e índices espectrais, bem como entre índices espectrais e níveis de infestação por bicho mineiro. Adicionalmente, verificou-se que a infestação por *L. coffeella* impacta negativamente a proporção de frutos maduros, enquanto os índices espectrais apresentam correlação negativa com a produção de frutos verdes. Esses resultados oferecem bases robustas para o manejo integrado da fertilidade e do controle de *L. coffeella*, reforçando o uso dos índices espectrais, como ferramenta analítica para suportar decisões sobre o momento ideal de colheita e avaliação da qualidade dos grãos, promovendo o aumento da produtividade e qualidade no cultivo de café.

5.5 REFERÊNCIAS

- ALMEIDA, S.R., SOUZA, L.S., & REZENDE, J.C. (2017). Efeito da adubação com potássio na produção e maturação de frutos de café arábica. **Coffee Science**, 12(1), 34-41.
- BARROS, A. *et al.* (2018). Impact of spectral indices on pest attack. **Journal of Agronomic Research**, 45(2), 112-125.
- BARROS, A. L. *et al.* (2018). Impact of pest control strategies on coffee production. **Journal of Agricultural Science**, 20(3), 45-58.
- CHIN, W. W. (1998). The Partial Least Squares Approach to Structural Equation Modeling. In **Modern methods for business research** (pp. 295–336). Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum Associates Publishers.
- COSTA, F., SOUZA, L., & MENDES, A. (2018). Influence of coffee leaf miner (*Leucoptera coffeella*) on the physiological aspects of coffee plants and the quality of coffee beans. **Journal of Pest Science**, 91(2), 613-622.
- DAVIS, R. *et al.* (2021). Agronomic factors affecting coffee yield: A meta-analysis. **Agricultural Research Reviews**, 15(2), 112-125.

- FORNELL, CL E DF (1981). Avaliando Modelos de Equações Estruturais com Variáveis não observáveis e erro de medição. *J. Marcos. Res.*, (18), 39–50.
- GARCIA, M. *et al.* (2023). Dynamics of soil fertility: Implications for crop productivity. *Soil Science Society of America Journal*, 35(4), 321-335.
- GONZALEZ, S. *et al.* (2023). Soil fertility and coffee fruit maturation: A temporal analysis. *Plant Nutrition and Soil Science*, 28(1), 78-89.
- GÖTZ, O., LIEHR-GOBBER, K., & KRAFFT, M. (2010). Avaliação de estruturas modelos de equações usando a abordagem de mínimos quadrados parciais (PLS); no Manual de mínimos quadrados parciais (pp. 691-711). Springer.
- HAIR, F. JR, J., *et al.* (2014). Modelagem de equações estruturais de mínimos quadrados parciais (PLS-SEM) Uma ferramenta emergente em pesquisa empresarial. *Revisão Europeia das Empresas*, 26(2),106-121.
- HENSELER, J., HUBONA, G. E RAY, PA (2016). Usando modelagem de caminho PLS em novos pesquisa tecnológica: diretrizes atualizadas. *Gestão Industrial e Sistemas de Dados*, 116(1), 2-20.
- HO, R. (2013).Manual de análise de dados univariada e multivariada com IBM SPSS.Chapman e Hall/CRC.
- JIANG, Z., *et al.* (2020). Unmanned Aerial Vehicle-Based Remote Sensing for Agriculture: A Review. *Remote Sensing*, 12(8), 1281.
- JOHNSON, P. & DAVIS, T. (2022). Impact of insect infestations on coffee plant physiology. *Pest Management Science*, 25(4), 210-223.
- JONES, A. & BROWN, D. (2021). Effects of soil fertility and pest infestation on coffee production. *Agriculture and Environment*, 18(5), 201-215.
- MARTINEZ, L. & GARCIA, F. (2022). Integrated management practices for coffee pest control. *Crop Protection*, 30(2), 145-158.

- PANIGRAHY, R. *et al.* (2020). Remote sensing indices and their application in agriculture: A review. **Remote Sensing Reviews**, 38(4), 321-335.
- PEREIRA, C. E. S., *et al.* (2019). Influence of the Coffee Leaf Miner *Leucoptera coffeella* on the Quality and Yield of Coffee Beans. **Journal of Agricultural and Food Chemistry**, 67(19), 5518-5525.
- PEREZ, J. & MARTINEZ, A. (2021). Vegetation indices as early indicators of coffee fruit maturity. **Remote Sensing Applications**, 12(3), 89-102.
- SHEPPARD, SR E MEITNER, M. (2005). Usando análise multicritério e visualização para planejamento de manejo florestal sustentável com grupos de partes interessadas. **Ecologia e Manejo Florestal**, 207(1-2), 171-187.
- SHUKLA, A. K., *et al.* (2021). Impact of Soil Fertility on Crop Production: A Review. **Current Agriculture Research Journal**, 9(2), 109-118.
- SINGH, R., *et al.* (2018). Soil Fertility: Current Scenario and Future Perspectives. **Frontiers in Plant Science**, 9, 1634.
- SMITH, D., MILLER, J., & SMITH, J. (2015). Remote sensing applications in agriculture: A user-centered approach. **New York: Springer**.
- SMITH, J. *et al.* (2019). Dynamics of vegetation indices and soil fertility interactions. **Plant and Soil**, 24(1), 45-56.
- SMITH, R. *et al.* (2020). Temporal dynamics of soil fertility and vegetation indices in coffee crops. **Journal of Plant Nutrition**, 32(2), 78-91.
- SOUZA, G. F., *et al.* (2020). Impact of *Leucoptera coffeella* Infestation on Productivity and Quality of Arabica Coffee. **Journal of Pest Science**, 93, 1407-1416.
- TENENHAUS, M., ESPOSITO VINZI, V., CHATELIN, Y.-M., & LAURO. (2005). Modelagem de Caminho. *Computação*. (48).
- THOMPSON, E. & CLARK, M. (2023). Influence of soil fertility on coffee fruit

development. **European Journal of Agronomy**, 16(4), 210-224.

VASCONCELOS, H., COSTA, P., & OLIVEIRA, A. (2020). Effects of balanced fertilization on coffee fruit quality and maturation time. **Agricultural and Forest Meteorology**, 280, 107777.

WILSON, K. & SMITH, P. (2024). Climate effects on coffee fruit maturity: A comprehensive review. **Climate Research Reviews**, 40(2), 175-188.

ZARCO-TEJADA, P. J., *et al.* (2021). High-Throughput Prediction of Coffee Yield and Quality Using Unmanned Aerial System and Machine Learning. **Frontiers in Plant Science**, 12, 664590.

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A implementação de tecnologias de cafeicultura de precisão e sensoriamento remoto no Planalto da Conquista, Bahia, tem mostrado ser um avanço significativo para a produção de café, oferecendo uma abordagem moderna e eficiente para o manejo das lavouras. Essas tecnologias, que incluem o uso de sensores e drones, possibilitam um monitoramento detalhado da saúde das plantas e facilitam a adaptação às variações climáticas, promovendo uma gestão mais precisa e sustentável das culturas.

As análises espaço-temporais revelaram flutuações significativas na infestação do bicho mineiro, tanto sazonalmente quanto espacialmente dentro das lavouras. Esses dados são essenciais para entender a dinâmica populacional da praga e para desenvolver estratégias de manejo adaptadas às condições específicas da região. A identificação de padrões de infestação permite a formulação de intervenções mais eficazes e adaptativas, otimizando o controle da praga e minimizando seus impactos negativos sobre a produção de café. A aplicação de técnicas estatísticas avançadas, como a análise de Componentes Principais (PCA), demonstrou a relação antagônica entre a infestação e a condição vegetativa das lavouras ao longo das estações do ano.

O uso do índice de Moran para a análise da distribuição espacial da infestação do bicho mineiro revelou padrões de agrupamento de altas e baixas infestações. Esses resultados indicam que a praga tende a se concentrar em locais específicos, com possíveis reinfestações ocorrendo em áreas previamente afetadas. Essa informação é valiosa para a realização de amostragens mais detalhadas e para a implementação de controles localizados, aumentando a eficácia das intervenções.

Em conclusão, o estudo ressalta a importância de integrar tecnologias avançadas com métodos analíticos modernos para enfrentar os desafios da cafeicultura. As ferramentas de sensoriamento remoto e a modelagem estrutural oferecem *insights* profundos sobre a interação entre fatores que afetam a produção de café, permitindo o desenvolvimento de estratégias de manejo mais informadas e eficazes. A aplicação dessas abordagens no Planalto da Conquista pode transformar a produção cafeeira da região, promovendo práticas mais sustentáveis e aumentando a competitividade no mercado global.