SENSORIAMENTO REMOTO, IoT E MONITORAMENTO FITOSSANITÁRIO NA AGRICULTURA DE PRECISÃO

Renan Curty da Silva, Felipe Pereira Aguiar Cunha de Almeida, João Pedro Martins Marconsine, Leonardo Peres Moreira, Lucas Jordão Santana Tigre, Simone de Paiva Caetano Bucker Moraes, Willian Bucker Moraes.

Universidade Federal do Espírito Santo/Centro de Ciências Agrárias e Engenharias, Alto Universitário, s/n, Guararema, 29500-000 – Alegre – ES, Brasil, curty.renan@gmail.com, fpalmeida1103@gmail.com, marconsine2407@gmail.com, leo.peres.moreira@hotmail.com, lucasjst01@gmail.com, simonepaivabucker@gmail.com, willian.moraes@ufes.br.

Resumo

A agricultura de precisão tem incorporado tecnologias de sensoriamento remoto, Internet das Coisas (IoT) e inteligência artificial (IA) para o monitoramento fitossanitário das lavouras. Objetivou-se com esta revisão analisar o status atual dessas tecnologias na detecção de doenças, monitoramento de insetos-praga e manejo de plantas daninhas. Foram revisados artigos científicos publicados entre 2017 e 2025. Os estudos indicam que sensores hiperespectrais apresentam maior potencial para detecção precoce de doenças, enquanto imagens multiespectrais associadas a algoritmos de aprendizado de máquina demonstram eficiência no monitoramento da ferrugem-do-cafeeiro e do bicho-mineiro. Sistemas IoT integrados à IA permitem o processamento em tempo real de dados espectrais, climáticos e de solo, ampliando o suporte à tomada de decisão. Apesar dos avanços, a adoção em larga escala ainda é limitada por custos, conectividade rural e desafios de interoperabilidade e governança de dados.

Palavras-chave: Fitopatologia. Inteligência artificial. Drone. Sanidade.

Área do Conhecimento: Ciências Agrárias – Agronomia

Introdução

A agricultura de precisão baseia-se na aquisição contínua de dados provenientes de diferentes fontes, como veículos aéreos não tripulados (VANTs), satélites, sensores de Internet das Coisas (IoT) e estações meteorológicas, permitindo decisões de manejo mais assertivas (Jorge *et al.*, 2022). No contexto fitossanitário, essa integração supera as limitações do monitoramento pontual baseado apenas em inspeção visual, possibilitando o acompanhamento espacial e temporal contínuo da lavoura (Jorge *et al.*, 2022).

O avanço de sensores multiespectrais e hiperespectrais, aliado a técnicas de inteligência artificial, tem ampliado a capacidade de detecção precoce de doenças, pragas e plantas daninhas. Na cafeicultura, por exemplo, o sensoriamento remoto tem sido utilizado para identificar a ferrugem-do-cafeeiro antes da manifestação visual completa dos sintomas (Soares; Martins; Siquieroli, 2022). Além disso, plataformas IoT integradas a modelos de aprendizado de máquina permitem o processamento em tempo real de dados climáticos, espectrais e de solo, contribuindo para sistemas de apoio à decisão (Miller *et al.*, 2025).

Entretanto, a adoção dessas tecnologias em larga escala ainda enfrenta desafios relacionados ao custo de infraestrutura, conectividade em áreas rurais e padronização metodológica entre estudos (Terentev *et al.*, 2022; Miller *et al.*, 2025). Diante desse cenário, o presente trabalho teve como objetivo revisar o estado da arte do uso de sensoriamento remoto, IoT e IA no monitoramento fitossanitário em agricultura de precisão, com ênfase em doenças de plantas, insetos-praga e manejo de plantas daninhas.

Metodologia

O presente estudo caracteriza-se como uma revisão de literatura de natureza qualitativa e descritiva. A pesquisa bibliográfica foi realizada a partir de artigos científicos indexados em periódicos nacionais

e internacionais, publicados entre 2017 e 2025, relacionados ao uso de sensoriamento remoto, Internet das Coisas (IoT), inteligência artificial e monitoramento fitossanitário na agricultura de precisão.

Foram selecionados trabalhos que abordavam: i) índices espectrais e sensores hiperespectrais aplicados à detecção de doenças; ii) monitoramento fitossanitário em cafeicultura; iii) sistemas IoT integrados a plataformas de IA; iv) monitoramento de insetos-praga por visão computacional; e v) identificação de plantas daninhas por imagens de VANTs e Deep Learning. As referências foram obtidas em bases científicas amplamente utilizadas na área de ciências agrárias, priorizando estudos de revisão, pesquisas experimentais e aplicações em condições de campo. Após a seleção, os artigos foram analisados quanto aos objetivos, tecnologias empregadas, principais resultados, limitações metodológicas e potencial de aplicação operacional em sistemas agrícolas.

Resultados

Os estudos analisados demonstram que índices espectrais como NDVI e EVI são amplamente utilizados para detectar alterações fisiológicas associadas ao estresse vegetal, embora apresentem baixa especificidade para diferenciar doenças de outros fatores, como deficiência nutricional e déficit hídrico.

Sensores hiperespectrais mostraram maior potencial para detecção precoce e pré-sintomática de doenças, devido à capacidade de captar centenas de bandas espectrais estreitas. Revisões recentes indicam avanços consistentes em culturas como citros, palma-de-óleo e cereais, mas também apontam falta de padronização experimental entre estudos (Terentev *et al.*, 2022).

Na cafeicultura, imagens multiespectrais permitiram a detecção precoce da ferrugem-do-cafeeiro causada por *Hemileia vastatrix* (Soares; Martins; Siquieroli, 2022). Além disso, bandas espectrais equivalentes às do satélite Sentinel-2 associadas a algoritmos de aprendizado de máquina possibilitaram a separação de diferentes níveis de infecção (Chemura; Mutanga; Dube, 2017). O monitoramento do bicho-mineiro por imagens Sentinel-2 processadas no Google Earth Engine também apresentou resultados promissores (Vilela *et al.*, 2024).

A integração de sensores IoT com plataformas de IA permitiu o processamento em tempo real de dados espectrais, climáticos e de solo, utilizando modelos como SVM, CNN e Random Forest para otimização do manejo agrícola (Miller *et al.*, 2025). No monitoramento de insetos-praga, armadilhas inteligentes equipadas com câmeras e algoritmos de Deep Learning apresentaram maior precisão na contagem e identificação de espécies, mesmo em situações de sobreposição de insetos (Bereciartua-Pérez *et al.*, 2023; Tannous; Stefanini; Romano, 2023).

Para plantas daninhas, a combinação entre imagens obtidas por VANTs e arquiteturas de Deep Learning permitiu o mapeamento de reboleiras e a pulverização localizada, embora a escassez de bases de dados representativas das condições brasileiras ainda limite a generalização dos modelos (Shahi *et al.*, 2023; Wessner; Frozza; Molz, 2024).

Discussão

Os resultados evidenciam que o sensoriamento remoto associado à IA representa uma das principais tendências para o monitoramento fitossanitário em agricultura de precisão (Jorge *et al.*, 2022; Chin; Catal; Kassahun, 2023). A limitação dos índices espectrais convencionais reforça a necessidade de tecnologias mais específicas, como o sensoriamento hiperespectral, capaz de identificar alterações bioquímicas antes da manifestação visual dos sintomas (Terentev *et al.*, 2022).

Na cafeicultura, a combinação entre imagens multiespectrais e aprendizado de máquina demonstra elevado potencial para programas de manejo integrado, permitindo intervenções mais precoces e redução de perdas produtivas (Chemura; Mutanga; Dube, 2017; Soares; Martins; Siquieroli, 2022; Vilela *et al.*, 2024). Entretanto, a eficácia desses sistemas depende da disponibilidade de bases de dados robustas e de modelos treinados em condições reais de campo (Chin; Catal; Kassahun, 2023).

A integração de IoT e IA amplia o conceito de agricultura digital ao permitir o fluxo contínuo de informações entre sensores, plataformas analíticas e sistemas de apoio à decisão (Miller *et al.*, 2025). Contudo, os estudos convergem ao apontar barreiras importantes, especialmente para pequenos e médios produtores, relacionadas ao custo de aquisição de sensores, infraestrutura de conectividade e interoperabilidade entre plataformas (Miller *et al.*, 2025).

No caso do monitoramento de insetos e plantas daninhas, as abordagens baseadas em Deep Learning apresentam alta acurácia, mas ainda enfrentam desafios de generalização devido à

variabilidade de iluminação, estágio de desenvolvimento das plantas e condições ambientais (Bereciartua-Pérez *et al.*, 2023; Tannous; Stefanini; Romano, 2023; Shahi *et al.*, 2023; Wessner; Frozza; Molz, 2024). Além disso, muitos experimentos são conduzidos em ambientes controlados, o que limita a extrapolação direta para o manejo operacional em larga escala (Zhang *et al.*, 2024).

Assim, embora as tecnologias analisadas apresentem grande potencial para aumentar a eficiência fitossanitária, sua consolidação depende da padronização metodológica, da validação em condições de campo e da ampliação da infraestrutura digital rural (Jorge *et al.*, 2022; Miller *et al.*, 2025).

Conclusão

O sensoriamento remoto integrado a sistemas de IoT e inteligência artificial amplia significativamente a capacidade de monitoramento fitossanitário contínuo, georreferenciado e em tempo real nas lavouras, destacando-se os sensores hiperespectrais pelo potencial de detecção pré-sintomática de doenças e a integração de dados espectrais, climáticos e de solo no fortalecimento dos sistemas de apoio à decisão. Na cafeicultura, os estudos demonstram viabilidade técnica para a detecção precoce da ferrugem-do-cafeeiro, a partir de imagens multiespectrais obtidas por VANT e de dados de espectroscopia de campo associados a algoritmos de aprendizado de máquina, e para o monitoramento do bicho-mineiro por meio de imagens de satélite processadas com essas mesmas técnicas, ao passo que as tecnologias de visão computacional também apresentam potencial para o manejo integrado de insetos-praga e plantas daninhas. Apesar dos avanços, contudo, sua adoção em larga escala ainda é limitada por fatores econômicos, infraestrutura de conectividade, interoperabilidade entre plataformas e governança de dados agrícolas, de modo que o desenvolvimento de políticas públicas, investimentos em infraestrutura digital rural e padronização de protocolos experimentais são fundamentais para ampliar a aplicação operacional dessas tecnologias na agricultura brasileira.

Referências

BERECIARTUA-PÉREZ, A.; GÓMEZ, L.; PICÓN, A.; NAVARRA-MESTRE, R.; KLUKAS, C.; EGGERS, T. Multiclass insect counting through deep learning-based density maps estimation. **Smart Agricultural Technology**, v. 3, art. 100125, 2023. DOI: 10.1016/j.atech.2022.100125. Disponível em: https://doi.org/10.1016/j.atech.2022.100125. Acesso em: 17 ago. 2026.

CHEMURA, A.; MUTANGA, O.; DUBE, T. Separability of coffee leaf rust infection levels with machine learning methods at Sentinel-2 MSI spectral resolutions. **Precision Agriculture**, v. 18, p. 859-881, 2017. DOI: 10.1007/s11119-016-9495-0. Disponível em: https://doi.org/10.1007/s11119-016-9495-0. Acesso em: 14 ago. 2026.

CHIN, R.; CATAL, C.; KASSAHUN, A. Plant disease detection using drones in precision agriculture. **Precision Agriculture**, v. 24, n. 5, p. 1663-1682, 2023. DOI: 10.1007/s11119-023-10014-y. Disponível em: https://doi.org/10.1007/s11119-023-10014-y. Acesso em: 21 ago. 2026.

JORGE, L. A. de C.; OSCO, L. P.; MARCATO JÚNIOR, J.; RAMOS, A. P. M.; GONÇALVES, W. N.; SPERANZA, E. A.; VAZ, C. M. P.; INAMASU, R. Y. Inteligência artificial aplicada na agricultura de precisão e digital. In: **Agricultura de precisão**: um novo olhar na era digital. Brasília, DF: Embrapa, 2022. p. 51-64. DOI: 10.4322/978-65-86819-38-0.1000082. Disponível em: https://doi.org/10.4322/978-65-86819-38-0.1000082. Acesso em: 25 ago. 2026.

MILLER, T.; MIKICIUK, G.; DURLIK, I.; MIKICIUK, M.; ŁOBODZIŃSKA, A.; ŚNIEG, M. The IoT and AI in agriculture: the time is now — a systematic review of smart sensing technologies. **Sensors**, v. 25, n. 12, art. 3583, 2025. DOI: 10.3390/s25123583. Disponível em: https://doi.org/10.3390/s25123583. Acesso em: 12 ago. 2026.

SHAHI, T. B.; DAHAL, S.; SITAULA, C.; NEUPANE, A.; GUO, W. Deep learning-based weed detection using UAV images: a comparative study. **Drones**, v. 7, n. 10, art. 624, 2023. DOI: 10.3390/drones7100624. Disponível em: https://doi.org/10.3390/drones7100624. Acesso em: 10 ago. 2026.

SOARES, T. A.; MARTINS, G. D.; SIQUIEROLI, A. C. S. Early detection of coffee leaf rust caused by *Hemileia vastatrix* using multispectral images. **Agronomy**, v. 12, n. 12, art. 2911, 2022. DOI: 10.3390/agronomy12122911. Disponível em: https://doi.org/10.3390/agronomy12122911. Acesso em: 25 ago. 2026.

TANNOUS, M.; STEFANINI, C.; ROMANO, D. A deep-learning-based detection approach for the identification of insect species of economic importance. **Insects**, v. 14, n. 2, art. 148, 2023. DOI: 10.3390/insects14020148. Disponível em: https://doi.org/10.3390/insects14020148. Acesso em: 18 ago. 2026.

TERENTEV, A.; DOLZHENKO, V.; FEDOTOV, A.; EREMENKO, D. Current state of hyperspectral remote sensing for early plant disease detection: a review. **Sensors**, v. 22, n. 3, art. 757, 2022. DOI: 10.3390/s22030757. Disponível em: https://doi.org/10.3390/s22030757. Acesso em: 17 ago. 2026.

VILELA, E. F.; CASTRO, G. D. M. de; MARIN, D. B.; SANTANA, C. C.; LEITE, D. H.; MATOS, C. de S. M.; SILVA, C. A. da; LOPES, I. P. de C.; QUEIROZ, D. M. de; SILVA, R. A.; ROSSI, G.; BAMBI, G.; CONTI, L.; VENZON, M. Remote monitoring of coffee leaf miner infestation using machine learning. **AgriEngineering**, v. 6, n. 2, p. 1697-1711, 2024. DOI: 10.3390/agriengineering6020098. Disponível em: https://doi.org/10.3390/agriengineering6020098. Acesso em: 16 ago. 2026.

WESSNER, R. N.; FROZZA, R.; MOLZ, R. F. Métodos para identificação de plantas daninhas em lavouras de milho com uso de inteligência artificial e processamento de imagens: revisão de literatura. **Revista Produção Online**, v. 24, n. 2, e-5249, 2024. DOI: 10.14488/1676-1901.v24i2.5249. Disponível em: https://doi.org/10.14488/1676-1901.v24i2.5249. Acesso em: 25 ago. 2026.

ZHANG, J.; YU, F.; ZHANG, Q.; WANG, M.; YU, J.; TAN, Y. Advancements of UAV and deep learning technologies for weed management in farmland. **Agronomy**, v. 14, n. 3, art. 494, 2024. DOI: 10.3390/agronomy14030494. Disponível em: https://doi.org/10.3390/agronomy14030494. Acesso em: 25 ago. 2026.

Agradecimentos

Os autores expressam seus agradecimentos ao Laboratório de Epidemiologia e Manejo de Doenças de Plantas Agrícolas e Florestais (LEMP) e ao Núcleo de Desenvolvimento Científico e Tecnológico em Manejo Fitossanitário de Pragas e Doenças (NUDEMAFI), vinculados à Universidade Federal do Espírito Santo – Campus de Alegre, pela disponibilização da infraestrutura necessária à execução deste estudo. Agradecem, igualmente, à Fundação de Amparo à Pesquisa e Inovação do Espírito Santo (FAPES), ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) e à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pelo suporte financeiro concedido para o desenvolvimento da pesquisa.