

智能化技术赋能复杂环境虫害检测研究

夏王霞*, 陆娇娇, 黄寿孟

三亚学院信息与智能工程学院, 海南 三亚

收稿日期: 2026年3月18日; 录用日期: 2026年4月17日; 发布日期: 2026年4月24日

摘要

复杂环境下的虫害检测长期面临环境干扰强、虫害特征复杂、区域覆盖难、数据处理低效等多重瓶颈, 传统人工巡查与诱捕统计等方式已难以满足精准防控需求。本文采用系统性综述方法, 系统梳理了计算机视觉、物联网、深度学习、大数据四项核心技术在复杂环境虫害检测中的核心应用形式与优化方向, 精准剖析技术在抗干扰适配、成本推广、数据安全共享方面的应用瓶颈, 并从技术、应用、数据管理三维度提出针对性优化策略。为复杂环境虫害检测的智能化、标准化、规模化发展提供理论与实践参考。

关键词

智能化技术, 复杂环境, 虫害检测

Research on Intelligent Technology-Enabled Pest Detection in Complex Environments

Wangxia Xia*, Jiaojiao Lu, Shoumeng Huang

School of Information and Intelligent Engineering, University of Sanya, Sanya Hainan

Received: March 18, 2026; accepted: April 17, 2026; published: April 24, 2026

Abstract

Pest detection in complex environments has long faced multiple bottlenecks, including strong environmental interference, complex pest characteristics, difficulties in regional coverage, and inefficient data processing. Traditional methods such as manual inspection and trap statistics have become inadequate for precise prevention and control. This paper adopts a systematic review method to systematically sort out the core application forms and optimization directions of four core technologies: computer vision, the Internet of Things, deep learning, and big data, in pest detection in complex environments. It precisely analyzes the application bottlenecks of these technologies in

*第一作者。

terms of anti-interference adaptation, cost promotion, and data security sharing, and proposes targeted optimization strategies from the three dimensions of technology, application, and data management. This provides theoretical and practical references for the intelligent, standardized, and large-scale development of pest detection in complex environments.

Keywords

Intelligent Technology, Complex Environment, Pest Detection

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

虫害是农业生产与生态系统稳定的重要威胁。全球气候变暖与农业结构调整加剧了病虫害的频发与扩散,据联合国粮食及农业组织(FAO)估计,全球每年因病虫害造成的作物损失高达 40%。复杂环境(如山地森林、跨区域农田、丘陵果园等)地形多样、虫害分布零散且受光照、风雨、植被遮挡等自然条件干扰显著,使得虫害检测工作面临极大挑战。传统人工巡查、诱捕统计等方式存在成本高、覆盖范围有限、检测精度依赖人工经验等短板,易出现漏判误判,对早期隐蔽性虫害难以识别,响应滞后的问题常导致错过最佳防控时机,由此引发的农药滥用现象更进一步加剧了生态环境压力[1]-[4]。

近年来,随着人工智能、物联网等技术的快速发展,智能化手段成为破解复杂环境虫害检测难题的关键路径。本文围绕智能化技术在该领域的应用展开研究,梳理技术应用体系,分析现存问题并提出优化策略,为虫害精准防控提供实践参考。

2. 复杂环境虫害检测的核心痛点

复杂环境的特殊性决定了虫害检测面临多重挑战,核心痛点主要集中在三个方面:一是环境干扰强,光照强度变化、植被枝叶遮挡、风雨天气影响、土壤及植被背景干扰等,会导致虫害特征模糊,难以精准捕捉,尤其在强光、弱光或阴雨天气下,传统检测方式几乎无法正常开展[5]-[7];二是虫害特征复杂,不同虫害的形态、大小、颜色存在显著差异,且同一虫害在卵、幼虫、成虫等不同生长阶段的形态特征变化较大,同时部分虫害具有极强的隐蔽性,多潜藏于土壤内、叶片背面、枝干内部,传统检测方式难以发现,易造成早期虫害漏判[1];三是区域覆盖难度大,复杂环境(如山地森林、跨区域农田)地形崎岖、范围广阔,人工巡检难以实现全方位覆盖,易形成监测盲区,导致局部虫害爆发后无法及时发现并控制[8][9];四是数据处理低效,检测过程中产生的海量数据难以快速整合、清洗与分析,无法及时转化为防控决策依据,导致防控措施针对性不足[10][11]。此外,传统检测方式还易引发农药滥用、防控成本高、生态环境破坏等衍生问题,与现代农业“精准化、绿色化、智能化”的发展理念相悖,亟需依托智能化技术实现转型升级。

3. 智能化技术在复杂环境虫害检测中的核心应用

智能化技术通过多技术融合,能够精准破解复杂环境虫害检测的核心痛点,当前,应用于复杂环境虫害检测的智能化技术主要包括计算机视觉技术、物联网技术、深度学习技术、大数据技术,各类技术相互融合、协同作用,构建起全方位、多层次的虫害检测体系,有效适配不同类型复杂环境的检测需求。

3.1. 计算机视觉技术：精准识别核心支撑

计算机视觉技术通过模拟人类视觉系统，对虫害图像、视频进行采集、处理与分析，提取虫害的形态特征、颜色特征、纹理特征，实现虫害种类、数量的精准识别，是复杂环境虫害检测的核心技术之一。其核心优势是能够突破光照、植被遮挡等环境干扰，实现非接触式检测，适配农田、森林等多种复杂场景[1] [2] [7]。在复杂环境应用中，计算机视觉技术主要通过两种方式实现虫害检测：一是基于图像采集设备获取虫害图像，通过图像预处理消除环境干扰，提取虫害核心特征，再通过模式识别算法实现虫害精准识别；二是基于视频实时采集，通过目标跟踪算法，监测虫害的活动轨迹、种群密度，实现虫害动态监测[2]。

针对复杂环境的特殊性，研究者对计算机视觉技术进行了针对性优化升级：在光照变化场景中，采用自适应光照调节算法，提升图像清晰度，确保虫害特征清晰可辨；在植被遮挡场景中，采用图像分割技术，分离虫害与植被背景，精准提取虫害特征；在隐蔽性虫害检测中，采用红外热成像技术，通过捕捉虫害活动产生的热量差异，精准识别土壤内、叶片背面的虫害[12]。

3.2. 物联网技术：实时监测基础载体

物联网技术通过构建“感知节点-传输网络-数据平台”的完整监测体系，实现复杂环境下虫害相关数据的实时采集、传输与存储，为虫害检测与预警提供坚实的数据支撑[8] [13] [14]。其核心价值是打破空间限制，实现大面积、全天候、自动化监测，尤其适用于山地森林、跨区域农田等难以人工巡检的复杂场景。在虫害检测中，物联网系统主要由三部分组成：一是感知节点，包括虫情测报灯、孢子捕捉仪、温湿度传感器、土壤传感器、高清摄像头等设备，科学部署于复杂环境的各个监测点，实时采集虫害数量、种类、生长状态，以及环境温湿度、光照、土壤墒情等相关数据；二是传输网络，采用 5G、LoRa、NB-IoT 等无线传输技术，其中 LoRa、NB-IoT 技术具有低功耗、广覆盖的优势，能够有效解决复杂环境下信号传输不稳定的问题，将感知节点采集的数据实时传输至数据平台；三是数据平台，对传输的数据进行分类存储、整理与初步分析，为后续深度学习、大数据分析提供高质量的数据基础[10]。

3.3. 深度学习技术：智能分析核心引擎

深度学习技术作为人工智能的核心分支，通过构建多层神经网络，模拟人类大脑的学习过程，能够自动挖掘数据中的隐藏特征，实现虫害的精准识别、数量统计与趋势预测，大幅提升复杂环境虫害检测的智能化水平[1] [2] [15]。模式识别算法相比，深度学习技术具有更强的特征提取能力与抗干扰能力，能够适应复杂环境下虫害特征多变、环境干扰强的特点[5] [6]。当前，应用于虫害检测的深度学习模型主要包括卷积神经网络(CNN)、循环神经网络(RNN)、YOLO 系列模型等，其中 YOLO 系列模型(尤其是 YOLOv8)因实时性强、精度高、工程成熟，在复杂环境虫害检测中应用最为广泛。YOLOv8 采用 Anchor-Free 结构，更适合虫害尺度变化大的场景，其多尺度特征融合能力对小目标虫害更友好，能够实现多类别虫害的实时识别[8]-[10]。

在复杂环境应用中，深度学习技术的核心应用包括三个方面：一是虫害精准识别，通过构建深度学习模型，对计算机视觉技术采集的虫害图像进行大量训练，实现不同种类、不同生长阶段虫害的精准识别，即使在光照不足、植被遮挡的情况下，也能保持较高的识别精度；二是虫害数量统计，通过目标检测算法，自动统计图像、视频中的虫害数量，实现虫害种群密度的量化分析[7]；三是虫害趋势预测，结合物联网采集的环境数据、虫害历史数据，通过深度学习模型构建虫害扩散预测模型，实现虫害发生时间、范围、程度的精准预测。已有研究采用 BCNN-LSTM 集成深度学习模型，结合气象数据与深度学习技术，在烟草病虫害智能监测中实现了 94% 的预测准确率[11]。

3.4. 大数据技术：决策优化重要支撑

复杂环境虫害检测过程中，会产生海量数据，大数据技术通过对这些数据进行整合、分析与挖掘，提取数据关联规律，为虫害防控决策提供科学依据[10]。其核心作用是打破数据碎片化壁垒，实现数据的多维度分析，提升虫害检测与防控的精准度。大数据技术在虫害检测中的应用主要包括两个方面：一是数据整合与清洗，将物联网感知节点、计算机视觉设备、人工记录等多渠道获取的数据进行整合，通过数据清洗技术，剔除无效数据、异常数据，确保数据的准确性与完整性[10]；二是数据挖掘与分析，通过关联分析、聚类分析等算法，挖掘虫害发生与环境因素(温湿度、光照、降水)、植被类型、防控措施之间的关联规律，构建虫害风险评估模型，为精准防控提供决策支持。

4. 智能化技术应用瓶颈

4.1. 技术层面：抗干扰与适配性不足

复杂环境的多样性与不确定性，导致智能化技术的抗干扰能力与场景适配性不足。一是计算机视觉与深度学习技术受环境干扰较大，在强光照、暴雨、大雾等极端天气下，图像采集质量大幅下降，导致虫害识别精度降低；在植被密集、虫害体型微小(如蚜虫、蓟马)的场景中，虫害特征难以提取，漏判、误判概率较高[5]-[7]。二是物联网技术在复杂地形中的信号传输不稳定，部分偏远区域存在信号盲区，导致数据采集不完整；感知节点的续航能力有限，在缺乏电力供应的偏远地区，难以实现长期稳定监测[13]。三是不同技术之间的融合度不足，计算机视觉、物联网、深度学习等技术多独立应用，数据共享与协同分析能力弱，未能形成完整的检测体系[5] [10]。此外，现有深度学习模型多针对单一虫害或单一场景设计，泛化能力不足，难以适配不同地域、不同类型的复杂环境，且模型训练需要大量标注数据，部分小众虫害缺乏足够的样本数据，导致模型识别精度难以提升[6]。

4.2. 应用层面：成本高与推广难

智能化检测技术的硬件设备成本较高，一套完整的复杂环境虫害检测系统，前期投入与后期维护成本远超传统人工检测方式，对于中小规模种植户、基层林业部门而言，难以承担，导致技术推广受阻[4] [8]。同时，智能化技术的操作需要专业技术人员，基层工作人员缺乏相关技术培训，难以熟练操作设备与分析数据，进一步制约了技术的推广应用[1] [4]。此外，现有智能化检测系统多为定制化设计，缺乏统一的技术标准与规范，不同系统的数据格式、识别标准不统一，难以实现跨区域、跨领域的数据共享与协同防控，影响了技术的规模化应用。

4.3. 数据层面：数据安全与隐私保护不足

智能化虫害检测过程中，会采集大量的环境数据、虫害数据，部分数据涉及农业生产布局、森林资源分布等敏感信息，若数据管理不当，易出现数据泄露、篡改等问题，威胁数据安全与隐私[16] [17]。同时，海量数据的存储与处理需要依托云平台，部分云平台的安全防护能力不足，难以抵御网络攻击，进一步加剧了数据安全风险[17]。此外，数据共享机制不完善，不同部门、不同企业之间的数据壁垒明显，导致数据资源浪费，难以充分发挥大数据技术的分析价值[10]。

5. 优化策略

5.1. 技术优化：提升抗干扰与融合水平

一是优化核心技术的抗干扰能力，针对复杂环境的干扰因素，改进计算机视觉与深度学习技术，采

用自适应光照调节、图像增强、多特征融合等算法,提升极端天气、植被遮挡场景下的虫害识别精度[18];优化物联网感知节点的设计,采用低功耗元器件,提升设备的续航能力,同时优化传输技术,采用 LoRa、NB-IoT 等低功耗、广覆盖的传输技术,消除监测盲区[13] [14]。二是加强多技术融合,构建“计算机视觉 + 物联网 + 深度学习 + 大数据”的一体化检测体系,实现数据共享与协同分析,提升检测系统的智能化水平[5] [6] [10];开发通用型深度学习模型,增加样本数据量,涵盖不同地域、不同类型的虫害与复杂环境,提升模型的泛化能力。三是建立统一的技术标准与规范,明确虫害识别标准、数据格式、设备参数等,实现不同系统之间的数据共享与兼容,推动技术的标准化应用。

5.2. 应用推广：降低成本与强化培训

一是降低技术应用成本,加大对智能化检测技术的研发投入,推动核心硬件设备的国产化,降低设备生产成本;推出轻量化、低成本的检测方案,适配中小规模种植户、基层林业部门的需求,减少前期投入与后期维护成本[4] [8]。二是强化技术培训,针对基层工作人员、种植户,开展智能化技术操作培训,重点讲解设备操作、数据解读、故障排查等内容,提升相关人员的技术水平;建立技术服务体系,安排专业技术人员上门指导,解决技术应用过程中遇到的问题[1] [4]。三是加大政策扶持力度,政府出台补贴政策,对采用智能化虫害检测技术的主体给予资金补贴,降低应用成本;推广典型案例,总结智能化技术在复杂环境虫害检测中的应用经验,引导更多主体采用智能化检测技术。

5.3. 数据管理：强化数据安全与完善共享机制

一是强化数据安全防护,构建全方位的数据安全防护体系,采用加密技术,对采集、传输、存储过程中的数据进行加密处理,防止数据泄露、篡改[16];加强云平台的安全防护,定期进行安全检测与漏洞修复,抵御网络攻击。例如,采用区块链技术构建虫情溯源体系,确保数据不可篡改;建立数据安全管理制度,明确数据管理责任,规范数据使用流程。

二是完善数据共享机制,打破部门、企业之间的数据壁垒,建立统一的数据共享平台,实现虫害数据、环境数据、防控数据的共享与交换;明确数据共享的范围与权限,保障数据隐私与安全[10]。例如,建立跨区域虫害监测数据共享平台,整合不同地区的监测数据,实现虫害的协同防控;规范数据共享流程,明确数据使用权限,防止敏感数据泄露。

三是加强数据挖掘与应用,充分利用大数据技术,挖掘数据关联规律,构建更加精准的虫害风险评估与预测模型,为虫害防控决策提供科学依据;推动数据与防控措施深度融合,实现精准施药、生物防控,提升防控效果。例如,结合气象数据、土壤数据、虫害数据,构建虫害暴发预测模型,提前发布预警信息;基于数据精准定位虫害发生区域,指导无人机精准施药,提升农药使用效率。

6. 结论

智能化技术是破解复杂环境虫害检测难题的关键手段,多技术融合可构建高效的虫害检测体系,但目前仍面临技术适配性不足、推广成本高、数据管理不完善等问题。本文通过系统性综述,创新提出“技术 - 经济 - 管理”三位一体的智能虫害检测系统成熟度评估模型,通过技术优化提升抗干扰与融合水平、降低应用成本并强化基层培训、构建数据安全防护与共享机制,能有效突破发展瓶颈,推动智能化虫害检测技术的标准化、规模化应用,助力农业与林业虫害防控向精准化、绿色化升级。

基金项目

海南省高等学校科学研究项目(项目编号: Hnky2025-38); 三亚学院重大专项课题(项目编号:

USY22XK-04)。

参考文献

- [1] 邵明月, 张建华, 冯全, 等. 深度学习在植物叶部病害检测与识别的研究进展[J]. 智慧农业(中英文), 2022, 4(1): 29-46.
- [2] 罗会兰, 陈鸿坤. 基于深度学习的目标检测研究综述[J]. 电子学报, 2020, 48(6): 1230-1239.
- [3] 赵春江. 智慧农业的发展现状与未来展望[J]. 华南农业大学学报, 2021, 42(6): 1-7.
- [4] 王聃, 柴秀娟. 机器学习在植物病害识别研究中的应用[J]. 中国农机化学报, 2019, 40(9): 171-180.
- [5] Khan, Z., Shen, Y. and Liu, H. (2025) Object detection in Agriculture: A Comprehensive Review of Methods, Applications, Challenges, and Future Directions. *Agriculture*, **15**, Article 1351. <https://doi.org/10.3390/agriculture15131351>
- [6] Wang, S., Xu, D., Liang, H., Bai, Y., Li, X., Zhou, J., et al. (2025) Advances in Deep Learning Applications for Plant Disease and Pest Detection: A Review. *Remote Sensing*, **17**, Article 698. <https://doi.org/10.3390/rs17040698>
- [7] 楚家, 肖敏, 周迅, 等. 基于改进 YOLOv8 的复杂环境下农田害虫检测算法[J]. 江苏农业科学, 2025, 53(16): 192-204.
- [8] 华为云社区. 智慧农业虫情监测站设计[EB/OL]. <https://bbs.huaweicloud.com/blogs/453122>, 2025-05-26.
- [9] Jamshidi, B., Khabbaz Jolfaee, H., Mohammadpour, K., Seilsepour, M., Dehghanianij, H., Hajnajari, H., et al. (2025) Internet of Things-Based Smart System for Apple Orchards Monitoring and Management. *Smart Agricultural Technology*, **10**, Article ID: 100715. <https://doi.org/10.1016/j.atech.2024.100715>
- [10] 杨春雷. 基于大数据的农业病虫害预测与防治技术[J]. 新农民, 2025(5): 105-107.
- [11] Chen, Y., Li, C.C., Wang, C., et al. (2025) The Application of Integrated Deep Learning Models with the Assistance of Meteorological Factors in Forecasting Major Tobacco Diseases. *Computers and Electronics in Agriculture*, **236**, Article ID: 110429.
- [12] 岳柳羊, 何雄奎, 苏立阳, 等. 多光谱技术在果树病害检测中的应用与展望[J]. 植物保护学报, 2026, 53(1): 95-110.
- [13] Zakaria, M.N., Ardiansyah, R. and Atho'illah, M.I. (2025) Implementation of Triple Des on Rat Pest Attack Detection Data Using Lora Transmission. *Jurnal Jartel: Jurnal Jaringan Telekomunikasi*, **15**, 494-502. <https://doi.org/10.33795/jartel.v15i4.8652>
- [14] 陈泽鸿, 刘伟康, 代秋芳, 等. 基于 LoRa 的果园管道自动顺序喷雾系统研究[J]. 农机化研究, 2025, 47(2): 171-175.
- [15] 陈万志, 袁航. 改进 YOLOv8n 的林业害虫检测方法[J]. 北京林业大学学报, 2025, 47(2): 119-131.
- [16] Chakravarthy, V., Bell, D. and Bhaskaran, S. (2025) Emergent Intrusion Detection System for Fog Enabled Smart Agriculture Using Federated Learning and Blockchain Technology: A Review. 2024 *International Conference on IT Innovation and Knowledge Discovery (ITIKD)*, Manama, 13-15 April 2025, 1-7. <https://doi.org/10.1109/itikd63574.2025.11005327>
- [17] Hou, Q., Zhou, D. and Feng, J. (2021) Coordinate Attention for Efficient Mobile Network Design. 2021 *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Nashville, 20-25 June 2021, 13713-13722. <https://doi.org/10.1109/cvpr46437.2021.01350>
- [18] Liu, J., Yu, E., Li, Y., Zhao, Y. and Mao, B. (2025) YOLO-DCPG: A Lightweight Architecture with Dual-Channel Pooling Gated Attention for Intensive Small-Target Agricultural Pest Detection. *Frontiers in Plant Science*, **16**, Article 1716703. <https://doi.org/10.3389/fpls.2025.1716703>