

农田害虫图像识别算法发展综述

刘 铭

四川大学锦江学院电气与电子信息工程学院, 四川 眉山

收稿日期: 2026年6月8日; 录用日期: 2026年6月30日; 发布日期: 2026年7月13日

摘 要

我国是一个农业大国, 对于农田害虫的精准识别与国民经济的稳定发展息息相关, 也是确保智慧植保和精准给药的核心环节。传统人工识别和主要依赖机器学习的识别方法, 效率低, 精度低, 依赖人工特征提取严重, 受外界干扰因素多。基于深度学习的农田害虫识别技术, 凭借主干网络的强大特征提取能力, 已成为农田害虫识别的主流技术。数据集的分析与处理, 经典算法模型的选择与改进, 算法优化方向 and 不同维度场景下的应用实践推动着农田害虫图像识别算法的发展。也可以对比CNN、Transformer、轻量化模型的性能差异性, 剖析小样本、实际复杂背景、模型部署等待解决难题, 展现多模态与大模型适配发展的趋势, 为农田害虫图像识别算法的进一步发展提供参考。

关键词

害虫识别, 深度学习, 目标检测, 卷积神经网络

A Review of the Development of Image Identification Algorithms for Farmland Pests

Ming Liu

School of Electrical and Electronic Information Engineering, Sichuan University, Jinjiang College, Meishan
Sichuan

Received: June 8, 2026; accepted: June 30, 2026; published: July 13, 2026

Abstract

Our country is a major agricultural nation. The precise identification of pests in farmland is closely related to the stable development of the national economy and is also a core link in ensuring intelligent agricultural protection and precise drug administration. Traditional manual identification and the main machine learning-based identification methods have low efficiency and accuracy, heavily rely on manual feature extraction, and are subject to numerous external interference fac-

tors. The deep learning-based identification technology for farmland pests, leveraging the powerful feature extraction capability of the backbone network, has become the mainstream technology for farmland pest identification. The analysis and processing of data sets, the selection and improvement of classic algorithm models, the optimization direction of algorithms, and the application practice in different dimensions scenarios drive the development of farmland pest image recognition algorithms. Comparisons can also be made between the performance differences of CNN, Transformer, and lightweight models, analyzing the challenges such as small samples, actual complex backgrounds, and model deployment, and presenting the trend of multi-modal and large-model adaptation development, providing references for the further development of farmland pest image recognition algorithms.

Keywords

Pest Identification, Deep Learning, Object Detection, Convolutional Neural Network

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

农业稳定发展直接关系国民经济能否平稳运行,我国农作物病虫害年均发生面积超 70 亿亩次,害虫识别技术存在的滞后性易导致过量施药与产量损失[1]-[3]。传统识别依赖植保专家现场鉴定,效率低、主观性强、难以规模化,浪费人力物力[1]。早期机器学习依托 SIFT [4]、HOG 等人工特征与 SVM、随机森林分类器,在光照变化、实际复杂背景或背景杂乱,害虫目标数量不唯一的田间图像中鲁棒性[5]不足。

深度学习以卷积神经网络(CNN) [6]为核心,实现从像素到类别和位置的自动特征学习,在害虫分类、检测、计数任务中精度显著提升。近年来,YOLO [7]、ResNet、ViT 等模型不断迭代,结合图像数据增强技术、注意力机制、轻量化设计,边缘计算等技术推动害虫识别从实验室走向田间无人机、虫情测报灯、移动终端设备。本文聚焦实际复杂背景下的农田场景,全面综述深度学习在害虫图像识别中的技术演进、应用现状与未来方向。

2. 农田害虫图像数据集建设

数据集是决定模型最终训练和预测效果的基础,而农田害虫图像受物种多样、尺寸大小悬殊、遮挡重叠严重、背景复杂多变,目标数量不唯一等因素的影响,相关公开数据集的建设亟待完善。

数据集来源:

(1) IP102: 包含 82 类农田害虫、超 7.5 万张图像,覆盖水稻、玉米、蔬菜主要害虫,是目前最常用的基准数据集。

(2) Pest24、D0、Agricultural Pest Dataset: 聚焦区域性常见害虫,样本均衡性更好,适用于轻量级模型训练。

(3) 自建场景化数据集

自建数据集来源于 2022 年泰迪杯数据挖掘比赛 A 题,下文中统一用 TDA 数据集表示。通过虫情测报灯对害虫采取自动诱杀、分散、拍照的方式获得,害虫图像一共 3815 张,包含的害虫种类一共 28 种,每张图像尺寸大小均为 5472×3648 像素(见图 1),其中带标签有虫的图像 576 张,待预测图像 803 张,剩下 2436 张无用的带标签无虫图像。



Figure 1. Example of original pest images from the TDA dataset
图 1. TDA 数据集原始害虫图像示例

数据集预处理:

(1) 数据增强与扩充

一般数据集的常用处理方法包括旋转、翻转、高斯噪声、MixUp、CutMix、GAN 生成等策略，缓解小样本过拟合，提升模型泛化能力[8]。

(2) TDA 数据集，由于原始图像尺寸较大，直接送入模型训练会造成严重的特征信息丢失，因此针对 TDA 数据集的处理可采取将原始大图从顶点为起始点，按照一定规格大小依次进行裁剪(见图 2)，或在相邻两图像之间保留 20%到 30%的重叠区域，缓解目标信息被截断和丢失的问题，最终保留有效部分，剔除无效部分。

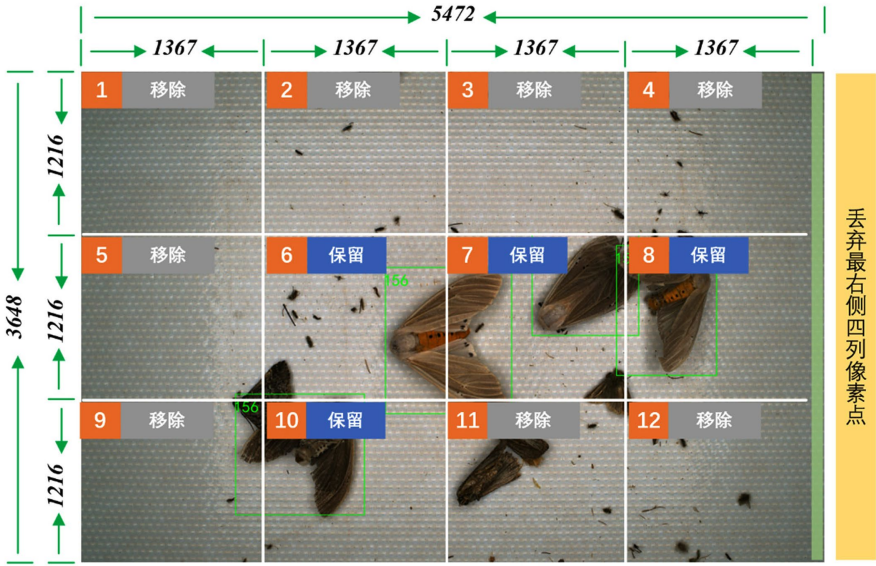


Figure 2. Schematic diagram of patch cropping from the original TDA dataset image
图 2. TDA 数据集原图分块裁剪示意图

3. 基于深度学习的害虫图像识别模型

3.1. 基于 CNN 的分类模型

CNN 卷积层可通过卷积层自动提取图像中害虫目标的纹理、轮廓、颜色特征等信息。

常见经典网络包括 AlexNet、VGG、GoogLeNet 等，ResNet [9]、DenseNet 网络中特有的残差结构模块解决深层网络梯度消失，模型退化等问题，使分类精度大幅提升。

针对上述经典网络模型的改进方向包括可以嵌入 SE [10]、CBAM、ECA 等注意力模块，强化害虫关键区域特征；EfficientNet [11] 实现精度与参数量最优平衡。

适用场景：固定背景下特定害虫种类的判别，在标准数据集上分类准确率普遍超过 95%。

3.2. 针对目标检测的定位识别模型

实际场景下的农田害虫识别还是需要实现定位、分类和计数的功能，因此目标检测算法模型成为主流。

常见的两阶段检测模型如 Faster R-CNN，其精度高、速度慢，适合实验室高精度分析。

单阶段检测器：YOLO 系列、SSD、RetinaNet 速度快、适配实时检测。

对于主流模型的改进方法包括可以加入 FPN (特征金字塔网络) 或 PANet (路径聚合网络) 多尺度融合提升小害虫检测能力，或替换骨干网络为 MobileNet、ShuffleNet [12] 等比较轻量化的网络，以实现轻量化的目的。

性能表现：改进 YOLOv5/v7/v8 在田间小目标害虫检测 mAP 可达 90% 以上，满足测报设备实时需求。

小目标与多尺度检测优化

在 YOLO 系列目标检测模型中，引入 FPN 特征金字塔结构与注意力机制，或采用不同的模型训练方式如多次迁移学习，可有效提升模型的识别精度。其中 FPN (特征金字塔) 通过自上而下的多尺度特征融合方式，结合横向连接将害虫图像的深层强语义特征与浅层细节特征相结合，弥补了单一尺度特征表达不足的缺陷，能够强化模型对不同尺寸目标的适配能力，显著改善小目标、多尺度目标漏检、目标信息截断等问题。

注意力机制可从通道与空间维度对特征信息进行自适应加权，重点强化目标关键特征、抑制复杂背景及无效噪声干扰，降低遮挡、密集场景下的误检与漏检现象。将注意力模块嵌入 FPN 融合支路，能够优化跨层特征融合质量，减少融合过程中的信息冗余，进一步增强模型特征提取与表征能力，在控制计算开销的同时，全面提升目标定位与分类精度。

上文所提到的 TDA 数据集，针对其中所包含的 9 号和 10 号两类小目标害虫，也可融合 RGB [13]、红外、多光谱图像，结合温湿度、虫龄时序信息，提升夜间与复杂天气下识别稳定性，并结合图像分割 (U-Net [14], Mask R-CNN) 分离害虫与植株和土壤，引入暗通道去雾、白平衡校正提升小目标害虫图像的质量，最后采用多次迁移学习 [15] 的思想，在自行构建的多个新的数据集上，进行多次迁移学习以后，再应用到原始数据集上，以实现小目标害虫识别精度的提升。

3.3. 基于 Transformer 的识别模型

也可利用 Vision Transformer (ViT)、Swin Transformer 依靠全局注意力捕捉长距离依赖，在复杂背景与姿态多变害虫识别中优势显著。

其优势包括对于遮挡、重叠、尺度变化的图像鲁棒性更强。

局限则是参数量大、训练成本高。

3.4. 轻量化与边缘模型部署

针对一些虫情测报灯、移动端、无人机嵌入平台等结构，可以采取更多轻量化的网络来进行。

如主干网络部分采用轻量级骨干 MobileNetV2/V3、ShuffleNetV2。

模型方面可通过剪枝、知识蒸馏等操作，保证检测精度损失小于 2%的基础上，参数量压缩 50%左右。

4. 实际应用场景

智能虫情测报系统：智慧农业是农田害虫识别算法发展的一个重要方向，包括可以构架测报灯自动拍摄和深度学习识别计数的虫情测报系统，实现害虫发生动态实时上传，替代人工测报，高效快捷。

无人机遥感监测：利用无人机实现大面积农田快速巡检，定位害虫高发区域，支撑分区精准施药。

移动端识别 APP [16]：农户现场拍照识别，也可以摄像头拍摄实时识别，提供防治建议，降低技术门槛。

温室智能监测：结合摄像头与边缘终端，实时预警虫害，联动植保设备自动化防控。

5. 挑战

田间复杂环境干扰：白天和夜晚光照突变、遮挡重叠、叶片遮挡可能都会导致检测精度下降，这是一个不可忽视的干扰因素。

小目标与相似物种难题：尺寸小的害虫漏检率高，近缘种易混淆，小目标检测仍然是目标检测的一个亟待解决的难题和热门研究方向。

数据集来源：样本不均衡、地域物种差异大，泛化性不足，针对一张图像中多个不同的害虫种类的目标，模型算法的精度和泛化能力，都存在差异。

边缘部署受限：嵌入式设备算力有限，高精度模型难以落地。

标准化缺失：识别算法、数据集来源渠道不同、评测指标不统一，难以横向对比。

6. 发展趋势与展望

近 5 年内，农田害虫识别算法围绕视觉基础模型、自监督学习、多模态融合三大方向实现突破性进展，有效解决了田间小目标害虫目标密集、背景干扰强、标注数据稀缺等核心痛点。

视觉基础模型方面，CNN-Transformer [17] 混合骨干(如 Pest-Conformer、IP-YOLO)与视觉大模型(CLIP, PestVL-Net)迁移微调成为主流，显著提升细粒度识别与全局建模能力；

自监督学习(MAE、对比学习)通过无标注数据预训练，大幅缓解标注稀缺问题，增强模型跨场景泛化性；

多模态融合[18](图像到文本、可见光到红外光谱)突破单模态局限，在复杂野外环境中精度显著提升，多模态大模型(PestGPT)更实现多维度信息一体化理解。

FPN 与注意力机制的组合应用成为标配，针对性优化小目标、遮挡害虫的识别效果。未来研究将向多模态统一模型、弱监督学习及轻量化部署方向推进，支撑农田害虫精准监测。

Grad-CAM、SHAP 等可解释性 AI 方法，可通过热力图可视化、特征归因与局部消融实验，定位模型决策关键区域。结合昆虫形态学特征分析，能够明确模型依据翅膀纹理、口器形状、体表斑纹等生物学结构实现害虫分类与细粒度识别。

7. 结论

深度学习已全面革新农田害虫图像识别技术，从分类到检测、从云端到边缘、从实验室到田间应用取得突破性进展。当前仍需突破复杂场景鲁棒性、小样本泛化能力不足、模型高效部署等关键问题。

未来发展方向，可以结合大模型、多模态、物联网与边缘计算[19]，将实现更精准、高效、普惠大众的害虫智能监测，为粮食安全与绿色农业提供核心技术支持。

基金项目

本研究由四川省科技计划资助，项目编号：2024NSFSC2049。

参考文献

- [1] 李若男, 张冲, 王旭. 基于机器视觉的大棚害虫检测方法[J]. 机电技术, 2024(3): 43-47.
- [2] 庞海通, 蔡卫明, 马龙华, 等. 基于深度学习的害虫识别技术综述[J]. 农业工程, 2020, 10(10): 19-24.
- [3] 赵小丹, 胡林, 刘婷婷. 大田作物主要病虫害图像数据集综述[J]. 农业大数据学报, 2026, 8(1): 113-127.
- [4] Zhang, Y. (2026) An Industrial Robot Positioning Model Based on the SIFT Algorithm. *Discover Artificial Intelligence*, 6, 243-243. <https://doi.org/10.1007/s44163-026-00963-4>
- [5] 黎世达, 项剑文. 一种提高图像识别模型鲁棒性的弱化强化方法[J]. 计算机与现代化, 2023(10): 70-76. https://kns.cnki.net/kcms2/article/abstract?v=1EB3pfwoRP7pLynZtqPFdEHrz2uFjPVlItfZ7cRV2oS-MCJCfDDp7WMdoHm7AFVvVa6TQ38qOsSmHsDvNz0YxGtWXv_lgemdHj-UsQB0-6DgBzyC_teGt0clqe20iCALIQvRIbP9VP7XDp3bT7iIXm8OLlawZXpvs82foq9G00IHkXrV-pmmwPg==&uniplat-form=NZKPT&language=CHS
- [6] 汪强, 李美琳, 马新明, 等. 机器学习改进卷积神经网络在作物病害识别中的研究进展[J]. 河南农业大学学报, 2025, 59(5): 767-775.
- [7] 罗小娟, 罗丁楠, 王兵冰, 等. 基于改进 YOLOv7 的番茄识别和检测算法[J]. 广西大学学报(自然科学版), 2025, 50(6): 1209-1218.
- [8] 梁松, 曹兵, 唐小康, 等. 基于两阶段深度学习分割框架的水稻白叶枯病斑精准识别方法研究[J]. 种子, 2025, 44(11): 241-252.
- [9] Begum, S., Naresh, E. and Srinidhi, N.N. (2026) A Hybrid Deep Learning Model for Robust and Efficient Plant Leaf Disease Detection Using ResNet50, PCA, and SVM. *Scientific Reports*, 16, Article No. 15805. <https://doi.org/10.1038/s41598-026-46085-w>
- [10] Zhang, Q.Q., Li, M., Xu, T., et al. (2025) A Single-Feature Financial Time Series Forecasting Model Based on CNN-LSTM with SE-Attention Mechanism and Grey Wolf Optimization Algorithm. *Computational Economics*, 1-27. Pre-publish <https://doi.org/10.1007/s10614-025-11223-5>
- [11] Mishra, U., Pandey, A., Logeswari, G. and Tamilarasi, K. (2025) Deep Learning-Based Disease Detection in Potato and Mango Leaves: A Comparative Study of CNN, AlexNet, ResNet, and EfficientNet. *Scientific Reports*, 16, Article No. 2788. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-32607-5>
- [12] 许浩天, 蔡文郁, 张美燕, 等. 基于 MobileNet-ShuffleNet 结合的轻量级卷积神经网络模型[J]. 杭州电子科技大学学报(自然科学版), 2025, 45(3): 50-62+72.
- [13] 史艳琼, 徐乙喆, 杨永辉, 等. 一种基于空间色散与彩色梯度的聚焦评价算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2026, 40(1): 256-268.
- [14] Marchal, I., Ali, Z., Ammi, H., et al. (2026) Comparing YOLO and U-Net Deep Learning Algorithms in Chronic Wound Image Segmentation. *BMC Medical Imaging*, 26, Article No. 27. <https://doi.org/10.1186/s12880-026-02266-7>
- [15] 郑大帅, 余琼, 李德豪, 等. 基于迁移学习与注意力机制的花生叶部病害识别算法[J]. 中国农机化学报, 2025, 46(7): 226-232+246.
- [16] 李心滢, 王乾坤, 肖志坚. 基于眼动追踪的移动端界面交互设计优化研究——以电商 APP 为例[J]. 绿色包装, 2026(1): 46-49.
- [17] 张剑飞, 王卫智. 基于多尺度注意力 CNN 与 Transformer 融合的遥感影像建筑物提取网络[J/OL]. 计算机工程与科学: 1-12. <https://link.cnki.net/urlid/43.1258.tp.20260409.1352.002>, 2026-07-02.
- [18] 梁巧, 杨德刚, 王杰. 非完备模态的分层知识蒸馏多模态目标检测方法[J/OL]. 计算机应用: 1-15. <https://link.cnki.net/urlid/51.1307.tp.20260413.1645.004>, 2026-07-02.
- [19] 程明玉. 物联网环境下农业机械作业数据实时采集与智能运维管理研究[J]. 南方农机, 2026, 57(7): 64-66.