

图像识别技术在农业病虫害监测中的实践与应用

蒋博文, 王建富

甘肃农业大学信息网络中心, 甘肃 兰州

收稿日期: 2025年9月1日; 录用日期: 2025年11月14日; 发布日期: 2025年11月24日

摘要

随着农业现代化进程的加快, 病虫害监测作为保障农作物产量与质量的关键环节, 正逐步向智能化、精准化方向转型。图像识别技术凭借其非接触式、高效性和实时性优势, 在农业病虫害监测领域展现出广阔应用前景。本文系统梳理该技术的核心原理与发展脉络, 聚焦小麦条锈病无人机监测、番茄晚疫病温室监测两大代表性场景, 深度剖析各场景下的图像采集方案、预处理方法、模型架构、性能评估标准及实际部署成效, 通过横向对比传统图像处理、浅层机器学习与深度学习在处理效率、识别精度、成本投入及环境适应性等维度的差异, 提炼不同技术路线的适用边界与优劣特征。针对当前技术应用中图像质量不稳定、背景干扰显著、模型泛化能力弱及应用成本高等问题, 从技术优化、数据建设、成本控制与应用模式创新四个层面提出解决路径, 并构建基于场景需求与资源条件的技术选型框架, 为推动图像识别技术在农业病虫害监测中的深度落地提供理论参考与实践借鉴, 助力农业绿色可持续发展。

关键词

图像识别技术, 农业病虫害, 监测, 实践应用, 智能化

Practice and Application of Image Recognition Technology in Agricultural Pest and Disease Monitoring

Bowen Jiang, Jianfu Wang

Information Network Center of Gansu Agricultural University, Lanzhou Gansu

Received: September 1, 2025; accepted: November 14, 2025; published: November 24, 2025

Abstract

With the acceleration of agricultural modernization, pest and disease monitoring, as a key link to

文章引用: 蒋博文, 王建富. 图像识别技术在农业病虫害监测中的实践与应用[J]. 人工智能与机器人研究, 2025, 14(6): 1551-1560. DOI: 10.12677/airr.2025.146145

ensure crop yield and quality, is gradually transforming towards intelligence and precision. Image recognition technology has shown broad application prospects in the field of agricultural pest and disease monitoring due to its advantages of non-contact, high efficiency and real-time performance. This paper systematically sorts out the core principles and development context of the technology, focuses on two representative scenarios: UAV monitoring of wheat stripe rust and greenhouse monitoring of tomato late blight, and deeply analyzes the image acquisition scheme, preprocessing method, model architecture, performance evaluation standard and actual deployment effect in each scenario. By horizontally comparing the differences between traditional image processing, shallow machine learning and deep learning in terms of processing efficiency, recognition accuracy, cost input and environmental adaptability, the applicable boundaries, advantages and disadvantages of different technical routes are summarized. Aiming at the current problems in technology application such as unstable image quality, significant background interference, weak model generalization ability and high application cost, solutions are proposed from four aspects: technical optimization, data construction, cost control and application mode innovation. A technical selection framework based on scenario needs and resource conditions is constructed to provide theoretical reference and practical reference for promoting the in-depth application of image recognition technology in agricultural pest and disease monitoring, and help the green and sustainable development of agriculture.

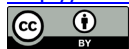
Keywords

Image Recognition Technology, Agricultural Pests and Diseases, Monitoring, Practical Application, Intelligence

Copyright © 2025 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

农业作为国民经济的基础产业,其稳定发展直接关系到国家粮食安全与社会稳定。病虫害作为制约农业生产的核心因素,每年给全球农业造成超千亿美元经济损失,我国因病虫害导致的农作物减产率常年维持在10%~15% [1]。传统病虫害监测依赖人工巡检,不仅耗时耗力、效率低下,且受监测人员经验水平制约,难以实现病虫害的早期预警与精准防控,往往错过最佳防治窗口期[2]。

随着计算机视觉、机器学习等人工智能技术的飞速发展,图像识别技术为农业病虫害监测提供了全新解决方案。该技术通过对农作物病虫害图像的采集、处理与分析,可自动识别病虫害种类、危害等级及空间分布,为防治决策提供科学数据支撑。近年来,国内外学者在该领域开展大量研究,技术已从早期基于手工特征的传统处理方法,逐步演进至基于深度学习的高精度识别阶段,识别准确率普遍突破90%,应用场景也从实验室延伸至田间、温室、果园等实际农业场景[3]。

然而,农业生产环境的复杂性与多样性给技术落地带来诸多挑战:自然光照、天气变化导致图像采集质量波动,土壤、杂草等复杂背景干扰病虫害特征提取,不同地区作物品种与病虫害形态差异降低模型泛化能力,且高端设备与技术维护的高成本限制了小规模种植户的应用。因此,聚焦典型农业场景开展技术与案例的深度融合分析,通过多维度对比明确不同技术路线的适用条件,最终构建科学的技术选型框架,对推动农业病虫害监测智能化转型具有重要现实意义。

2. 图像识别技术在农业病虫害监测中的技术原理

(一) 核心技术原理

图像识别技术在农业病虫害监测中的应用, 本质是通过计算机模拟人类视觉系统, 实现对农作物病虫害特征的自动提取与模式匹配, 其技术流程包含图像采集、图像预处理、特征提取与分类识别四个紧密衔接的环节[4]。

1) 图像采集环节

图像采集是技术应用的基础, 需根据监测场景与作物类型选择适配设备。针对大面积田间作物监测, 多采用搭载高清相机与多光谱传感器的无人机, 可实现快速、大范围的图像获取, 单次飞行覆盖面积可达 500 亩以上, 图像分辨率最高可达 0.08 m/像素, 能清晰捕捉小麦条锈病初期的黄色病斑; 温室大棚场景则以固定安装的高清相机为主, 通过定时拍摄(通常 5~10 分钟/张)实现对作物生长状态的持续监测, 部分设备还可同步采集温湿度、光照等环境数据, 为病虫害发生风险评估提供多维度信息; 果园场景因作物为木本植物、生长周期长, 常采用移动机器人搭载微距相机, 可实现果实与叶片的近距离拍摄, 解决高大果树树冠上层病虫害监测难的问题[5]。

2) 图像预处理环节

图像预处理旨在消除干扰因素、提升图像质量, 为后续特征提取奠定基础[6]。针对农业场景的特殊性, 常用预处理方法包括: 灰度化处理, 将彩色图像转换为灰度图像, 减少数据处理量的同时保留病虫害核心特征; 平滑滤波, 去除图像中的高频噪声, 避免无人机抖动或相机感光元件干扰对特征提取的影响; 图像增强(如自适应直方图均衡化、Gamma 校正), 通过调整图像对比度与亮度, 突出病虫害与健康组织的差异, 尤其适用于光照不均场景下的图像优化。

3) 特征提取与分类识别环节

特征提取是图像识别的核心环节, 其效果直接决定识别精度。传统方法依赖手工设计特征, 通过颜色直方图描述病虫害区域的颜色特征, 利用边缘检测算法提取病虫害的形状特征, 借助灰度共生矩阵分析叶片纹理变化, 但这类方法对复杂背景与形态变异的适应性差, 难以满足实际监测需求[7]。随着深度学习技术的兴起, 基于卷积神经网络(CNN)的特征提取方法成为主流, 该方法通过多层卷积与池化操作, 可自动学习图像中的深层语义特征, 无需人工干预, 显著提升了对复杂场景的适应能力, 例如通过 ResNet、YOLO 等经典网络模型, 可有效捕捉不同形态病虫害的细微特征差异。

分类识别是技术流程的最终环节, 即根据提取的特征参数判断病虫害的种类与危害等级。传统方法多采用支持向量机(SVM)、决策树等浅层机器学习算法, 虽计算成本低, 但对高维特征的处理能力有限; 深度学习框架下, 分类识别与特征提取往往融合为端到端的网络模型, 通过 Softmax 等激活函数直接输出识别结果, 不仅简化了技术流程, 还进一步提升了识别效率与精度, 例如 YOLO 系列模型的单张图像处理时间可控制在 0.2 秒以内, 满足实时监测需求[8]。

(二) 技术发展阶段

图像识别技术在农业病虫害监测中的应用历程, 可划分为三个特征鲜明的阶段, 各阶段在技术方法、识别性能与适用场景上存在显著差异。

1) 传统图像处理与模式识别阶段(2010 年以前)

该阶段核心技术是手工特征设计与简单分类算法的结合, 主要通过人工定义颜色、形状、纹理等特征参数, 搭配 SVM、K 近邻等分类算法实现识别。技术门槛低但识别精度有限, 普遍在 65%~75%之间, 且对环境干扰敏感, 仅适用于背景单一、病虫害特征显著的实验室场景, 难以应对实际农业环境的复杂性。例如对叶片重叠严重的田间作物病虫害, 识别准确率会下降至 50%以下, 无法满足大规模监测需求[9]。

2) 浅层机器学习阶段(2010~2016 年)

随着 PCA 降维、随机森林等算法的引入, 技术性能得到一定提升。该阶段通过主成分分析(PCA)对高维手工特征进行降维, 减少冗余信息干扰, 再利用随机森林等集成学习算法提升分类稳定性, 识别精度可达 78%~85%, 处理效率也从传统方法的 5~10 张/秒提升至 10~20 张/秒[10]。但该阶段技术仍依赖人工特征设计, 对复杂背景下的病虫害识别能力不足, 例如在杂草与作物幼苗混杂的田间场景, 易将杂草误识别为病虫害, 假阳性率高达 15%~20%, 仅适用于温室等环境可控场景。

3) 深度学习阶段(2016 年至今)

以 CNN 为代表的深度学习模型推动技术实现突破性发展。该阶段无需人工设计特征, 模型可通过大规模数据训练自动学习病虫害的深层特征, 识别精度普遍突破 90%, 部分针对特定病虫害的优化模型精度甚至可达 98%; 处理效率在 GPU 加速支持下提升至 20~50 张/秒, 满足实时监测需求; 且通过数据增强技术与迁移学习, 模型对环境变化的适应能力显著增强[11]。目前, 该阶段技术已成为农业病虫害监测的主流, 典型模型如 YOLO 系列(侧重实时性)、ResNet 系列(侧重精度)、EfficientDet 系列(兼顾精度与效率), 分别适用于不同农业场景的监测需求。

3. 图像识别技术在农业病虫害监测中的典型场景实践

(一) 小麦条锈病的无人机图像识别监测

小麦是我国主要粮食作物, 条锈病是导致小麦减产的重大病害, 具有传播速度快、危害范围广的特点, 早期精准监测对防控至关重要。基于无人机的图像识别技术, 可实现大面积麦田条锈病的快速普查与动态监测, 已在甘肃、河南等小麦主产区得到广泛应用。

1) 图像采集方案设计

需兼顾覆盖范围与识别精度, 通常选择多光谱无人机, 飞行高度控制在 30~50 m, 航线重叠率设置为 80%, 确保图像拼接的完整性; 拍摄时间避开正午强光与早晚弱光时段, 选择 9:00~11:00 或 15:00~17:00 的平缓光照期, 减少反光与阴影对图像质量的影响[12]。以甘肃会宁县 1000 亩小麦示范田为例, 无人机单次巡检耗时约 25 分钟, 可采集包含 RGB、红边、近红外波段的多光谱图像, 同步记录每张图像的 GPS 坐标, 便于后续生成病虫害分布热力图[13]。

2) 图像预处理方法

针对多光谱图像的特性优化流程: 首先通过辐射定标将原始图像转换为反射率数据, 消除不同时段光照差异对图像灰度值的影响; 其次计算归一化植被指数(NDVI), 利用健康小麦与感病小麦的 NDVI 值差异(健康小麦 $NDVI > 0.6$, 感病小麦 $NDVI < 0.3$)实现初步筛选; 最后采用双边滤波算法去除无人机抖动产生的噪声, 同时保留条锈病病斑的边缘特征, 为后续特征提取提供清晰图像数据[14]。

3) 模型架构与性能评估

模型架构选择侧重实时性与小目标识别能力, 实际应用中以改进型 YOLOv8s 为主, 在网络 backbone 部分加入注意力机制(CBAM), 增强对小面积病斑(占叶片面积 5%以下)的特征捕捉能力; 训练数据集涵盖甘肃会宁、河南新乡、陕西宝鸡等 6 个小麦主产区的 2.3 万张条锈病图像, 包含轻度(病斑占比 $< 10\%$)、中度($10\% \sim 30\%$)、重度($> 30\%$)三个危害等级, 通过 Mosaic 数据增强技术将样本量扩充至 10 万张, 提升模型对不同地区条锈病形态差异的适应能力[15]。

如表 1 所示, 性能评估从准确率、召回率、处理效率三个核心指标展开, 在 5000 张独立测试集上的结果如表 1 所示。由表 1 可知, 模型识别准确率达 96.2%, 召回率 94.8%, 单张图像处理时间 0.2 秒, 满足实时监测需求; 对轻度病斑的识别率达 89.3%, 较传统人工巡检(72%)提升 17.3 个百分点, 体现出显著的技术优势[16]。

Table 1. Performance evaluation results of the drone-based monitoring model for wheat stripe rust
表 1. 小麦条锈病无人机监测模型性能评估结果

评估指标	数值	对比基准(人工巡检)	提升幅度
识别准确率	96.2%	72.0%	+24.2%
召回率	94.8%	68.5%	+26.3%
轻度病斑识别率	89.3%	72.0%	+17.3%
单张处理时间	0.2 秒	30 秒	提升 99.3%

4) 实际部署效果

甘肃会宁县示范田通过每周 1 次的无人机巡检, 结合云端平台生成的病虫害分布热力图, 种植户可实现精准施药。数据显示, 该技术应用后农药用量减少 35%, 防治效率提升 40%, 每亩小麦减少经济损失约 120 元; 同时, 通过动态监测病虫害扩散趋势, 提前 3~5 天发出预警, 有效遏制了条锈病的大面积传播, 示范田整体减产率从往年的 15%降至 5%以下, 显著提升了小麦产量与品质。

(二) 番茄晚疫病的温室图像识别监测

温室大棚作为集约化农业生产模式, 具有环境封闭、温湿度可控的优势, 但也易导致病虫害滋生与快速传播, 番茄晚疫病作为温室番茄的高发病害, 一旦发生可在 3~5 天内蔓延至整个棚室, 传统人工监测难以实现及时预警[17]。基于固定相机与物联网的图像识别技术, 可实现对番茄晚疫病的实时监测与智能预警, 已在山东寿光、甘肃兰州等温室主产区试点应用。

1) 图像采集方案设计

适配温室封闭环境的特殊性, 通常在温室顶部每隔 10~15 m 安装 1 台高清相机(如海康威视 DS-2CD3T86FWDV2-I5S), 镜头加装偏振镜减少棚膜反光干扰, 拍摄分辨率设置为 1920 × 1080 像素, 可清晰捕捉番茄叶片背面的晚疫病霉层; 拍摄频率根据番茄生长阶段调整, 苗期与结果期分别设置为 10 分钟/张与 5 分钟/张, 同时通过传感器同步采集温室内温度(15℃~30℃)与湿度(60%~90%)数据, 为病虫害发生风险评估提供环境参数支撑。

2) 图像预处理方法

重点解决温室光照不均与水滴噪声问题: 首先采用自适应阈值分割算法, 根据叶片与背景(土壤、支架)的灰度值差异实现前景提取, 去除无关背景干扰; 其次通过形态学开运算(先腐蚀后膨胀)消除叶片表面的水滴噪声, 避免误识别; 最后采用 Gamma 校正($\gamma = 1.2$)调整图像亮度, 使晚疫病的褐色病斑与健康叶片的绿色形成鲜明对比, 病斑区域的灰度值差异提升 20%以上, 显著增强了病虫害特征的可识别性。

3) 模型架构与性能评估

模型架构设计注重精度与环境参数的融合, 选择 ResNet50 作为基础模型, 并改造为双分支网络结构: 一支通过卷积层提取番茄叶片的纹理与颜色特征, 识别晚疫病的形态特征; 另一支引入温湿度数据, 利用全连接层实现“图像特征 + 环境参数”的联合判断——当温湿度处于晚疫病高发区间(温度 20℃~25℃、湿度 > 85%)时, 模型会自动提升病害识别灵敏度。训练数据集包含甘肃兰州、山东寿光等地温室的 1.8 万张番茄晚疫病图像, 标注信息涵盖病斑位置、危害等级及对应温湿度条件, 通过 MixUp 数据增强技术提升模型对不同病斑形态的适应能力[18]。

性能评估结果如表 2 所示, 模型在 1000 张独立测试集上的识别准确率达 97.5%, 假阳性率仅 2.1% (误将叶片污渍识别为病斑的比例), 单张图像处理时间 0.3 秒; 当温湿度触发高发条件时, 模型预警响应时间 < 1 分钟, 较人工巡检(每日 1 次, 响应滞后 4~6 小时)大幅提升, 为病虫害早期防控争取了关键时间[19]。

Table 2. Performance evaluation results of the greenhouse monitoring model for tomato late blight
表 2. 番茄晚疫病温室监测模型性能评估结果

评估指标	数值	对比基准(人工巡检)	提升幅度
识别准确率	97.5%	85.0%	+12.5%
假阳性率	2.1%	10.5%	-8.4%
预警响应时间	<1 分钟	4~6 小时	提升 99.2%
单张处理时间	0.3 秒	10 秒	提升 97.0%

4) 实际部署效果

甘肃农业大学温室示范基地(5000 m²)通过该技术实现番茄晚疫病的早期预警,当监测到发病率达 5% 时,系统自动开启通风设备降低湿度(从 85%降至 65%),并通过手机 APP 向种植户推送预警信息。2024 年试点期内,番茄晚疫病发病面积减少 60%,产量损失从 15%降至 5%,同时减少 25%的农药使用量;此外,系统与温室环境调控设备的联动,使温室内晚疫病适宜发生的环境时长缩短 40%,从源头降低了病虫害滋生风险,为温室番茄的优质高产提供了有力保障。

4. 不同技术路线的多维度对比与技术选型框架

(一) 不同技术路线的多维度对比

为明确传统图像处理、浅层机器学习与深度学习在农业病虫害监测中的适用条件,从识别性能、处理效率、成本投入、环境适应性四个核心维度展开横向对比,结果如表 3 所示。

Table 3. Multi-dimensional comparison of different technical routes
表 3. 不同技术路线多维度对比表

技术路线	识别准确率	处理效率 (张/秒)	硬件成本 (单设备)	环境适应性	适用场景	典型缺陷
传统图像处理	65%~75%	5~10	0.5~1 万元	差,受光照、背景干扰大	实验室、单一背景场景	抗干扰弱,泛化能力差
浅层机器学习	78%~85%	10~20	1~3 万元	一般,复杂背景识别精度低	温室可控环境	复杂场景适配性不足
深度学习	90%~98%	20~50 (GPU 加速)	5~30 万元	好,抗干扰能力强	田间、果园复杂场景	成本高,需专业技术维护

从识别性能来看,深度学习路线的准确率显著优于其他两种技术,尤其对复杂背景下的病虫害识别优势明显,例如在杂草覆盖率 30%的麦田场景,深度学习模型的识别准确率仍能维持在 92%以上,而传统方法与浅层机器学习的准确率分别降至 60%与 75%以下。处理效率方面,深度学习在 GPU 加速支持下可达 20~50 张/秒,满足大规模图像的实时处理需求,传统方法虽硬件要求低,但处理效率仅为深度学习的 1/4~1/2,难以应对无人机批量采集的图像数据。

成本投入是影响技术普及的关键因素,传统图像处理仅需普通电脑与高清相机,单设备成本可控制在 1 万元以内,适合经济条件有限的小规模种植户;深度学习则需购置无人机、GPU 服务器等高端设备,单设备成本最高可达 30 万元,且模型训练与维护需专业技术人员,每年维护成本约 1~2 万元,更适用于规模化农业企业与合作社。环境适应性上,深度学习通过数据增强与迁移学习,对光照变化、背景干扰的抗干扰能力最强,可在雨天、雾天等复杂天气下保持 85%以上的识别准确率,而传统方法与浅层机器

学习的准确率会下降至 60%以下[20]。

综合来看, 三种技术路线各有优劣: 传统图像处理适合低成本、简单场景的初步监测; 浅层机器学习可作为温室等可控环境的过渡方案; 深度学习则是田间、果园等复杂场景的最优选择, 也是未来技术发展的主流方向。

(二) 技术选型框架构建

基于不同农业场景的需求差异与资源条件, 构建“场景特征 - 核心需求 - 技术推荐 - 预期效果”的四级技术选型框架, 为不同类型种植主体提供科学决策依据。

1) 大规模田间作物场景选型(面积 > 100 亩)

该场景核心需求是快速普查与实时预警, 若种植主体具备无人机与 GPU 服务器等硬件资源, 推荐采用“多光谱无人机 + 改进型 YOLO 系列模型”的技术路线。该路线通过无人机实现大面积图像采集, 搭配改进型 YOLO 模型保障实时识别, 可实现 95%以上的识别准确率, 单亩年应用成本约 120 元, 农药用量减少 30%~40%, 适用于小麦、玉米等规模化种植作物。

若资源有限, 可选择“地面相机 + 轻量化深度学习模型(如 MobileNet)”的简化方案。地面相机按 50 亩/次的范围进行分区采集, 轻量化模型通过裁剪网络层数降低硬件需求, 虽覆盖范围缩小, 但单亩年成本可降至 60 元, 识别准确率仍能维持在 90%左右, 满足中小规模种植户的监测需求。

2) 温室大棚场景选型(面积 < 10 亩)

场景核心需求是精准监测与环境联动, 推荐采用“固定偏振相机 + ResNet 系列双分支模型”技术路线。固定偏振相机减少棚膜反光干扰, 双分支模型融合温湿度数据提升识别精度, 准确率可达 97%以上, 预警响应时间 < 1 分钟, 单棚年应用成本约 800 元, 病虫害传播率降低 60%, 适用于番茄、黄瓜等温室高附加值作物。

小规模种植户可选择“普通高清相机 + 浅层机器学习(SVM)”方案, 普通高清相机按 10 分钟/张的频率拍摄, SVM 模型通过手工特征实现基础识别, 单棚成本降至 300 元以下, 虽预警响应滞后至 30 分钟, 但能满足病虫害基础监测需求, 平衡成本与实用性。

3) 中小果园场景选型(面积 10~50 亩)

场景核心需求是精细化识别与成本可控, 推荐采用“移动机器人(简化版) + EfficientDet 模型”技术路线。移动机器人搭载简化版机械臂, 实现果树不同高度的图像采集, EfficientDet 模型兼顾小目标识别与效率, 对果树病虫害识别覆盖率达 95%, 优质果率提升 10%~15%, 单亩年成本约 150 元, 适用于柑橘、苹果等果园作物。

若果园地形复杂(坡度 > 15°), 可改用“手持相机 + 迁移学习模型”方案。种植户通过人工手持相机拍摄果树关键部位(果实、叶片), 模型基于预训练参数微调, 仅需 500 张本地样本即可实现 92%的识别准确率, 单亩年成本降至 80 元, 解决复杂地形下设备适配难题。

4) 欠发达地区小规模种植场景选型(面积 < 10 亩)

场景核心需求是低成本与易操作, 推荐采用“智能手机 + 开源轻量化模型”技术路线。种植户通过手机拍摄病虫害图像, 上传至云端开源平台(如 Tensor Flow Lite)获取识别结果, 平台提供免费模型调用服务, 单亩年成本 < 30 元, 识别准确率约 88%, 虽功能简化, 但能满足病虫害种类的基础识别需求, 为后续防治提供参考, 适用于欠发达地区的零散种植地块。

5. 图像识别技术在农业病虫害监测中的优化路径

(一) 优化图像采集与预处理技术, 提升数据质量稳定性

针对自然环境导致的图像质量波动问题, 需从设备研发与算法优化两方面发力。在图像采集设备方

面,研发具备自动调光、防抖、抗恶劣天气功能的多光谱相机,通过内置光感传感器实时调整曝光参数,在强光、弱光环境下均能保持稳定的图像亮度,同时采用防水防尘设计,确保雨天、沙尘天气的正常工作;针对作物叶片重叠与遮挡问题,开发“无人机+地面相机”的混合采集模式,无人机实现大范围普查,地面相机对重点区域进行近距离补拍,减少图像信息缺失。

在图像预处理算法方面,结合农业场景特征开发自适应处理模型:针对光照不均问题,提出基于深度学习的图像增强算法,通过 U-Net 网络对图像亮度进行分区调整,避免传统全局增强导致的局部过曝或欠曝;针对复杂背景干扰,研发基于语义分割的背景去除算法(如 MaskR-CNN),自动识别并剔除土壤、杂草等无关背景,仅保留作物与病虫害区域;针对不同作物品种的图像差异,设计场景自适应预处理流程,通过图像特征自动判断作物类型,匹配最优预处理参数,提升数据质量的一致性。

(二) 加强数据建设与模型优化,提升模型泛化能力

模型泛化能力不足的核心原因是训练数据集的规模与多样性不足,需从数据集构建与模型设计两方面突破。在数据集建设上,联合科研机构、农业企业与地方政府,构建全国性农业病虫害图像共享库,重点收集不同地区、不同作物品种、不同生长阶段的病虫害图像,目标规模达 50 万张以上,涵盖小麦、水稻、玉米、番茄、柑橘等 20 种主要农作物,以及 100 种常见病虫害;同时建立数据标注标准,明确病虫害种类、危害等级、拍摄环境等元数据信息,确保数据质量。

在模型设计上,采用迁移学习与多任务学习提升泛化能力。迁移学习通过将在大规模通用图像数据集(如 Image Net)上训练的模型参数,迁移至农业病虫害识别任务中,减少模型对特定数据集的依赖,例如基于预训练 ResNet-18 模型,仅需 500 张本地病虫害图像微调,即可使识别准确率达 92%以上;多任务学习通过同时训练病虫害种类识别、危害等级判断、位置定位等多个任务,让模型全面学习病虫害特征,增强对不同形态变异的适应能力,例如在 YOLO 模型中加入危害等级分类分支,使模型同时输出病虫害种类与危害程度,识别精度提升 5%~8%。

(三) 推动设备研发与模式创新,降低技术应用成本

高成本是制约技术普及的关键瓶颈,需通过硬件国产化、软件开源化与应用模式创新降低门槛。在硬件设备方面,研发基于国产芯片(如华为昇腾 310、瑞芯微 RK3588)的嵌入式图像识别终端,成本控制在 2000 元以内,性能可满足轻量化深度学习模型的实时推理需求,替代高价 GPU 服务器;推动无人机、移动机器人等设备的国产化替代,通过规模化生产降低硬件价格,例如国产多光谱无人机的价格已从早期的 30 万元降至 15 万元以下,且性能与进口设备相当。

在软件系统方面,鼓励科研机构与企业开放图像识别模型与平台,例如中国农业科学院研发的“农业病虫害智能识别平台”已开源 50 余个预训练模型,支持小麦、水稻等主要作物的病虫害识别,用户无需专业技术即可直接调用;同时基于云计算技术构建“云端一体”服务模式,将模型部署在云端服务器,种植户通过手机、平板等终端即可访问识别服务,无需购置高性能硬件,单用户年使用成本可控制在 100 元以内。

在应用模式上,推广“政府补贴+合作社牵头+农户参与”的集约化应用模式。地方政府对购买图像识别设备的合作社给予 30%~50%的补贴,合作社统一采购设备并为周边农户提供监测服务,按亩收取少量服务费用(通常 5~10 元/亩/年),既降低农户单独应用的成本,又提高设备利用效率,该模式已在甘肃会宁、河南新乡等地试点成功,带动周边 500 余户小规模种植户应用图像识别技术。

(四) 构建产学研用协同机制,拓展技术应用场景

推动图像识别技术与农业生产的深度融合,需建立多元化协同创新机制与应用场景。在协同机制上,构建“科研机构+企业+农业合作社”的产学研用联盟:科研机构负责技术研发与模型优化,企业承担设备生产与系统集成,农业合作社负责技术推广应用与农民培训,形成技术研发、成果转化、应用推

广的完整链条。例如甘肃农业大学与本地农业科技企业合作, 针对小麦条锈病开发的专用识别模型, 已在省内 10 个县(区)推广应用, 覆盖麦田面积超 10 万亩。

在应用场景拓展上, 将图像识别技术与农业保险、农产品溯源等产业服务相结合。与保险公司合作, 利用病虫害监测数据实现定损理赔的自动化与精准化, 减少人工定损的主观误差, 例如某农业保险公司基于无人机监测数据, 将小麦条锈病的定损时间从 7 天缩短至 1 天, 理赔准确率提升 20%; 与农产品溯源体系对接, 通过记录作物生长过程中的病虫害监测数据, 为农产品质量安全提供可追溯依据, 增强消费者信任, 例如甘肃文县的柑橘种植基地, 通过将溃疡病监测记录纳入溯源系统, 优质果收购价提升 15%~20%。

6. 结论

图像识别技术为农业病虫害监测的智能化、精准化转型提供了核心技术支撑, 通过在小麦条锈病无人机监测、番茄晚疫病温室监测等典型场景的深度应用, 已验证其在提升监测效率、减少农药使用、降低经济损失方面的显著成效。从技术发展趋势来看, 未来图像识别技术将向“更高精度、更低成本、更广适配”方向演进: 多光谱成像、高光谱分析等技术的融合将进一步提升病虫害早期识别能力, 轻量化模型与国产硬件的发展将持续降低应用门槛, 而联邦学习、边缘计算等技术的引入将解决数据隐私与偏远地区网络覆盖问题。

然而, 技术落地仍需突破诸多挑战: 复杂农业环境下的图像质量控制、跨区域模型泛化能力提升、小规模种植户的成本可及性, 这些问题的解决不仅需要技术层面的持续创新, 还需政策支持、资金投入与人才培养的协同发力。通过构建科学的技术选型框架, 引导不同资源条件的种植主体选择适配技术路线, 最终推动图像识别技术在农业病虫害监测中的规模化应用, 为保障国家粮食安全、推动农业绿色可持续发展提供有力支撑。

参考文献

- [1] 许柏涛, 陈翔. 基于 STM32 的农业物联网病虫害图像识别算法研究[J]. 物联网学报, 2023, 7(4): 132-141.
- [2] 崔梦银, 邓茵, 崔盼盼. 基于深度学习的农作物病虫害图像识别方法[J]. 沧州师范学院学报, 2024, 40(1): 15-21.
- [3] 蒋清健, 褚家锋. 基于深度学习的农作物病虫害图像识别方法[J]. 信息与电脑(理论版), 2023, 35(18): 120-123.
- [4] 管嘉诚, 钟锦杰, 黄志芳, 等. 基于云平台集 AI 图像识别的水果病虫害巡逻车[J]. 物联网技术, 2024, 14(1): 77-80+84.
- [5] 王丽妍. 基于迁移学习的智慧农业病虫害图像识别方法[J]. 农业工程技术, 2024, 44(2): 120-121.
- [6] 李冰, 李纪云, 贾猛. 基于深度学习特征融合技术的小麦病虫害图像识别准确性研究[J]. 信息技术与信息化, 2024(8): 83-87.
- [7] 姚松林. 基于卷积神经网络的荔枝病虫害图像识别技术研究[J]. 电脑编程技巧与维护, 2023(12): 133-135+163.
- [8] 周吉, 赵富琦, 唐瑞欣, 等. 大田病虫害图像识别算法的联系与应用[J]. 工业控制计算机, 2023, 36(4): 99-100+103.
- [9] 张昕莹, 王力彬, 李磊. 基于深度学习的中药材病虫害图像识别系统设计[J]. 自动化与仪器仪表, 2023(6): 143-147.
- [10] 杨吉花. 基于深度学习的小麦病虫害图像识别算法研究[J]. 软件, 2025, 46(5): 57-59.
- [11] 王伯元, 管志浩, 杨杨, 等. 2023 年南京农业病虫害图像识别数据集[J]. 农业大数据学报, 2023, 5(2): 91-96.
- [12] 于萍. 面向边缘设备的智慧农业病虫害图像识别关键技术研究[D]: [博士学位论文]. 长春: 吉林大学, 2025.
- [13] 郭丹丹. 基于深度学习的玉米病虫害图像识别研究[D]: [硕士学位论文]. 合肥: 安徽大学, 2024.
- [14] 周自力. 基于深度学习的葡萄病虫害图像识别方法研究[D]: [硕士学位论文]. 舟山: 浙江海洋大学, 2024.
- [15] 陈金保. 基于图像识别的辣椒病虫害图像识别研究[D]: [硕士学位论文]. 成都: 西南财经大学, 2023.

- [16] 辛明远. 基于深度卷积网络与迁移学习的农作物病虫害图像识别研究[Z]. 黑龙江省, 黑河学院, 2023-06-07.
- [17] 杨佳丽. 基于无人机遥感影像的农业种植病虫害图像识别数智研究[J]. 自动化与仪器仪表, 2025(7): 160-163+173.
- [18] 甘露, 胡顺军, 王文瑛. 基于图像识别技术的桉树病虫害识别研究[J]. 南方农业, 2025, 19(2): 162-165.
- [19] 肖宇, 吴杰, 马驰. 用于植物病虫害图像识别的数据增强方法[J]. 计算机技术与发展, 2025, 35(3): 210-214.
- [20] 杨骞云, 沈艳. 基于改进 YOLOv8s 模型的玉米病虫害图像识别[J]. 江苏农业科学, 2025, 53(5): 231-243.