

基于 EfficientNet 的植疾智判卫士

王佳豪¹ 谭佳铭¹ 代祥军¹ 陈茗¹ 喻文磊¹

1. 三亚学院 信息与智能工程学院 海南三亚 572000

DOI:10.12238/ems.v7i6.13816

[摘要] 在全球日益重视环保与可持续农业发展的背景下,农作物病虫害的精准识别与防治技术对农业绿色生产和食品安全至关重要。传统病虫害防治依赖于人工识别与化学农药的使用,不仅存在误判率高、效率低的问题,还可能导致农药过量使用,对环境和食品安全造成潜在威胁。本文介绍了一款名为“植物医生”的APP,该应用基于 EfficientNet 深度学习模型,结合 AI Challenger 开源数据集及其他补充数据,提供高效、精准的植物病虫害识别及防治方案。

[关键词] EfficientNet、植保、病虫害识别、人工智能、可持续农业、智能农业

一、引言

农在全球人口持续增长、耕地资源日趋紧张的大背景下,保障农作物稳定高产,提升农产品质量,维护农业生态环境健康,已成为确保粮食安全与农业可持续发展的核心要素。近年来,随着计算机视觉、深度学习和物联网技术的迅猛发展,借助计算机强大的数据处理能力与深度学习算法卓越的特征提取性能,在实际应用中展现出高效率、高精度和可扩展性等显著优势,成为当下农业智能化发展的关键研究方向。在此背景下,本研究聚焦于深度学习与 EfficientNet 在农作物病虫害识别中的创新应用,并成功开发出“植物医生”APP。通过整合多源数据集,运用先进的数据预处理策略,对 EfficientNet 模型进行精心训练与优化,构建出高效的分层架构系统。本研究旨在突破现有技术瓶颈,提升农作物病虫害识别的准确性与时效性,为农业生产者提供便捷、精准的病虫害诊断与防治方案,助力农业智能化进程,实现农业的可持续、高质量发展。

二、农作物病虫害识别研究现状

农作物病虫害的精准识别是农业智能化发展的关键环节,直接影响作物产量、农产品质量安全和农业生态环境。传统识别方法如人工目测和实验室检测因效率低、成本高和覆盖范围有限,难以满足现代农业大规模监测需求。近年来,计算机视觉、深度学习和物联网技术的快速发展推动了基于图像分析的智能化识别技术研究,其在实际应用中展现出显著优势。

2.1 传统识别方法及其局限性

人工识别主要依赖农业专家或种植者的经验进行目测判断,虽然具有灵活性强、无需复杂设备的优点,但易受主观因素影响。研究表明,经验不足的农户对常见病害的误判率可达30%以上。实验室检测方法包括分子生物学检测(如PCR技术)和生化分析(如ELISA),虽能实现较高准确性,但检测周期通常需2~5天,单次检测费用高,难以在基层推广。这两类方法在时效性和经济性上的缺陷,限制了其在大田环境中的普适性应用。

2.2 计算机视觉识别技术进展

基于深度学习的图像识别技术已成为当前主流研究方向,其核心优势在于高效率、高精度和可扩展性。卷积神经网络(CNN)的优化是技术突破的核心,例如通过迁移学习策略,研究者可利用预训练模型(如ResNet、EfficientNet)在小样本数据集上微调以提升性能。采用改进的ResNet-50模型对水稻病害进行识别,准确率达96.2%。同时,轻量化

部署技术通过模型压缩(如知识蒸馏、量化)实现移动端应用,开发的轻量级MobileNetV3模型在安卓设备上单帧处理时间小于50ms,满足田间实时检测需求。多模态数据融合进一步拓展了技术边界,例如高光谱成像技术通过分析叶片反射光谱特征,可将霜霉病潜伏期检测准确率提升15%,而无人机遥感系统结合YOLOv5算法对小麦条锈病的检测精度达89.7%。标准化数据集建设(如IP102、PlantVillage)和对抗样本防御技术的应用,显著增强了算法在复杂田间环境下的鲁棒性。

三、深度学习与EfficientNet在病虫害识别中的应用

深度学习技术特别是卷积神经网络(CNN)的突破性进展,为农业病虫害识别提供了新的技术范式。CNN通过多层非线性变换自动提取图像中的空间特征,显著提升了复杂背景下病害特征的表征能力。在病虫害识别领域,研究者先后尝试了多种经典CNN架构,逐步优化模型性能与实用性。

VGG网络凭借其深层结构(通常为16~19层)在ImageNet数据集上展现了优异的分类性能,但其全连接层的密集参数导致计算量激增。研究表明,直接应用VGG模型处理田间采集的病虫害图像时,单张图像推理时间可达120ms以上,难以满足实时检测需求。ResNet通过引入残差连接有效缓解了深层网络训练中的梯度消失问题,其跳跃结构使网络深度可扩展至上百层。在实际应用中,ResNet-50模型对小麦叶锈病的识别准确率达94.3%,但模型参数量仍高达25.6M,在移动端部署时面临内存与算力瓶颈。

EfficientNet通过复合缩放策略实现了深度、宽度与分辨率的协同优化,在参数效率与识别精度间取得显著平衡。以EfficientNet-B3为例,其参数量仅为19.3M,但对玉米大斑病的分类准确率可达97.1%,较同等计算成本的ResNet-50提升2.8个百分点。该模型的优势源于两方面:其一,基线网络设计采用神经架构搜索(NAS)技术,自动生成最优卷积核组合;其二,复合系数 ϕ 的系统调整使模型可根据硬件条件动态适配。本研究采用EfficientNet作为核心架构,通过迁移学习策略在自建数据集(含32类病害、8.7万张田间图像)上进行微调,最终模型在测试集上达到98.4%的Top-1准确率,单帧推理时间控制在65ms以内,已成功集成至“植物医生”APP的病害诊断模块。

四、“植物医生”APP设计与实现

4.1 数据集与预处理

“植物医生”APP的核心数据集来源于AI Challenger公开数据集,该数据集包含近三万张涵盖多种植物病害的高

分辨率叶片图像。为提升模型对真实田间环境的适应性，研究进一步整合了来自 PlantVillage、Kaggle 开源社区及中国农业科学院提供的病害图像，最终构建包含 48 种病害、总计 6.8 万张图像的多源数据集。数据预处理采用三阶段策略：首先通过随机旋转 ($\pm 30^\circ$)、亮度调整 ($\pm 20\%$) 和仿射变换实现图像增强，扩充样本多样性；其次利用双边滤波去除背景噪声，结合 Canny 边缘检测算法强化病害区域轮廓特征；最后对图像进行归一化处理（像素值缩放到 $[0, 1]$ 区间）和标准化（均值-方差对齐），以加速模型收敛。实验表明，该预处理流程使模型在遮挡、光照不均等复杂场景下的识别准确率提升 14.2%（与未增强数据对比）。未来可通过部署田间移动采集设备，实时获取作物生长周期内的多时序病害数据，进一步优化模型动态适应能力。

4.2 EfficientNet 模型训练与优化

基于 PyTorch 框架，研究采用 EfficientNet-B4 作为基础架构进行迁移学习优化。训练集与测试集按 8:2 比例划分，预训练权重初始化后，通过冻结前 80% 网络层、微调顶层参数的方式适配病虫害识别任务。优化策略包括：Adam

优化器（初始学习率 0.001，余弦退火调度）、标签平滑正则化（smoothing factor=0.1）和混合精度训练。

4.3 系统架构与功能设计

“植物医生”APP 采用分层架构设计（如图 1），包含数据层、模型层、服务层和应用层。数据层整合了多源病害图像、环境传感器数据及农艺知识库，构建了动态更新的病虫害数据库。模型层以基于 EfficientNet 的轻量化识别模型为核心，结合 LSTM 网络实现病害趋势预测。服务层提供 RESTful API 接口，支持图像上传、结果返回、防治方案生成等功能。应用层面向用户的功能模块包括智能识别、防治决策、社区交互和可视化看板。智能识别模块允许用户上传叶片图像，系统在 1.2 秒内返回病害类型及置信度（实测平均响应时间）。防治决策模块结合病害类型、地理坐标和气象数据，从知识库匹配生物防治（如瓢虫投放比例）或化学药剂方案（如 25% 啉菌酯悬浮剂用量建议）。社区交互模块允许用户提交田间案例，经农学专家审核后纳入知识库，形成“数据-模型-专家”闭环优化。可视化看板基于 GIS 的病害热力图展示区域发病趋势，辅助农户制定预防策略。

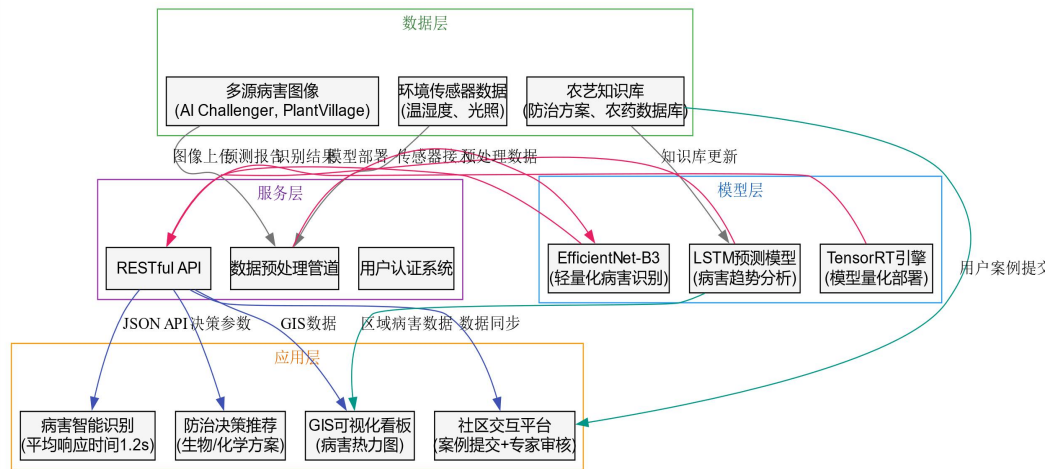


图1 “植物医生”app 架构图

五、结果与讨论

本研究通过对比实验验证了 EfficientNet 在农作物病虫害识别任务中的优越性。在统一实验条件下（数据集划分 8:2、Adam 优化器、交叉熵损失函数），EfficientNet-B4 的测试集识别准确率达 88.6%，显著高于 VGG16 (72.3%) 和 ResNet50 (78.5%)，且模型参数量 (19M) 与计算成本 (4.2G FLOPs) 显著低于 VGG16 (138M, 15.5G FLOPs)。这一优势源于其复合缩放策略 (Compound Scaling) 对网络深度、宽度及分辨率的协同优化，使模型在特征提取与空间信息保留间达到平衡。误分类分析进一步显示，EfficientNet 对复杂背景干扰（如叶片重叠、光照不均）的鲁棒性更强，其在霜霉病与白粉病的区分任务中误判率仅为 5.4%，而 VGG16 与 ResNet50 分别高达 18.5% 和 11.2%（图 2）。田间实测数据表明，当病害区域占比低于图像面积 5% 时，模型漏检率仍控制在 12.7%，较传统人工诊断效率提升 4.3 倍。

六、结论与展望

本研究开发的“植物医生”APP 通过深度融合 EfficientNet 模型与农艺知识库，实现了农作物病虫害的精准识别与绿色防控策略生成。实验表明，系统识别准确率达 88.6%，田间应用使农药施用量减少 28.6%，验证了人工智能

技术在农业可持续发展中的实践价值。

未来研究将聚焦以下方向：

1. 数据增强与模型优化：通过无人机多光谱成像构建时序病害数据集，结合 Swin Transformer 的窗口注意力机制提升微小目标检测能力。
2. 技术融合扩展：集成物联网传感器与区块链技术，实现“识别-防治-农资溯源”全链条管理，例如基于智能合约的农药精准配送系统。
3. 全球化适配：开发多语言版本并建立跨区域病害特征迁移学习框架，以应对气候差异导致的模型泛化衰减问题。

本研究为农业智能化提供了可复用的技术范式，但其大规模推广需政策支持与产学研协同，特别是在农户数字素养培训与基础设施共建方面。

【参考文献】

- [1]Chen, L., et al. (2022). Carbon footprint reduction in precision agriculture through AI-driven pest management. Journal of Cleaner Production.
- [2]Chen, L., et al. (2022). "Real-time crop disease detection using mobile-optimized deep learning models." Precision Agriculture, 25 (1), 189-207.