

# 基于卷积神经网络的农作物叶片病害检测研究进展

朱锐<sup>1</sup>, 张家瑜<sup>2</sup>, 黄继超<sup>1</sup>, 康睿<sup>1</sup>, 陈坤杰<sup>1\*</sup>

(1. 南京农业大学工学院/人工智能学院, 南京 211800; 2. 徐州工程学院电气与控制工程学院, 徐州 221018)

**摘要:** 农作物叶片病害检测对保障农业生产安全至关重要。传统病害检测方法存在效率低、成本高和主观性强等缺陷, 难以满足现代化农业发展的需求。近年来, 基于卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)的检测技术成为该领域的研究热点。该文通过对国内外文献的系统分析, 从图像分类和目标检测两个维度, 梳理了CNN在农作物叶片病害检测领域的研究进展。在图像分类方面, 分别从病害类型、病害等级及类型-等级综合识别三个方向进行了概述, 发现研究趋势呈现检测精度提升、模型轻量化与抗干扰能力增强的特点。在目标检测方面, 重点围绕双阶段目标检测算法和单阶段目标检测算法展开论述, 其中YOLO系列算法逐渐成为该领域的主流模型。虽然基于CNN的农作物叶片检测技术在识别精度与效率上取得了显著进展, 但该领域仍面临诸多挑战, 包括病斑特征相似导致的混淆、复杂多变的场景以及有限数据集对模型泛化能力的限制等。未来研究需聚焦于轻量化高精度模型研发、跨地域数据集构建、多模态数据融合分析、多种病害的同步识别和大田场景下的病害检测技术等方面。

**关键词:** 计算机视觉; 卷积神经网络; 叶片病害检测; 病害类型; 病害等级; 目标检测

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202502117

中图分类号: S126

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2025)-17-0015-14

朱锐, 张家瑜, 黄继超, 等. 基于卷积神经网络的农作物叶片病害检测研究进展[J]. 农业工程学报, 2025, 41(17): 15-28. doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202502117 <http://www.tcsae.org>

ZHU Rui, ZHANG Jiayu, HUANG Jichao, et al. Research progress of crop leaf disease detection based on convolutional neural network[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2025, 41(17): 15-28. (in Chinese with English abstract) doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202502117 <http://www.tcsae.org>

## 0 引言

农作物病害是指植物在生长过程中因生物因素(如真菌、细菌、病毒)或环境因素引发的生理机能紊乱与形态异常, 从而导致其生长受阻、品质下降等现象<sup>[1]</sup>。作为重大生物灾害, 其不仅会增加防治成本, 还会影响农业经济的整体效益<sup>[2]</sup>。据联合国粮农组织报道, 每年因农作物病害导致的损失约占全球粮食产量的10%<sup>[3]</sup>。基于全国农业技术推广服务中心的分析, 预计2025年的农作物病虫害形势将更为严峻, 发生面积将达16786.5万hm<sup>2</sup>, 这将对国家粮食安全构成重大挑战<sup>[4]</sup>。

大多病害源于对农作物早期病变现象的忽视和延误治疗, 导致产量和品质下降, 造成严重的经济损失<sup>[5]</sup>。农作物病害的精准判别和早期预警有助于及时的诊断和治疗, 降低经济损失的风险。农产品无损检测及相关智能化装备是智慧农业领域的重要研究方向, 属于国家发展战略的重要组成部分。因此, 迫切需要加强农作物病害的智能化检测技术, 以确保病害信息的及时准确传递, 从而保障中国农产品生产的安全与稳定。

传统的农作物叶片病害检测主要依赖于人工目视与化学分析法等。人工检测虽然直观, 但耗时费力, 易受主观因素影响, 且在大规模场景下难以适用; 化学分析

法虽然精确度高, 但成本昂贵, 流程复杂, 不利于快速响应。这些传统方法的弊端凸显了农作物病害检测技术在提升精度、效率以及自动化水平上的迫切需求。此外, 传统机器学习模型需要依靠人工预设的算法提取图像病害特征, 这导致识别性能的局限性。

随着农业现代化进程的加速, 农作物病害的高效精准识别成为保障粮食安全的关键。基于深度学习的计算机视觉技术, 凭借其非接触、高效率 and 客观性的优势, 成为农作物病害检测领域的重要突破<sup>[6-7]</sup>。其中, 卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)能自动检测病害类型、病害等级和病害区域, 有效弥补了传统检测方法缺陷。该技术的广泛应用不仅提升了病害识别的准确率与效率, 还促进了病害防控的智能化转型, 对保障农作物健康生长和提高农产品质量具有重要意义。

基于此, 本文以CNN为核心, 从图像分类和目标检测两个维度, 系统梳理了其在农作物叶片病害检测领域的前沿进展, 突破了传统综述单一分类论述的局限。在图像分类方面, 本文将识别任务细分为病害类型、病害等级及类型-等级综合识别进行概述, 并针对病害类型识别中图像背景的复杂度开展进一步讨论; 在目标检测中, 主要聚焦于单阶段与双阶段两类算法, 特别重点分析了基于YOLO系列算法的病害检测方法, 从多角度重点讨论了其研究进展。

## 1 基本原理

### 1.1 基于深度学习的病害检测基本原理

与传统机器学习方法不同, 基于深度学习的病害检测技术通常采用端到端的学习模式, 无需依赖复杂的特征工程<sup>[8]</sup>。深度学习以多层深度神经网络模型为基础,

收稿日期: 2025-02-22 修订日期: 2025-07-01

基金项目: 江苏省农业科技自主创新资金项目(CX(20)3172)

作者简介: 朱锐, 博士生, 研究方向为农业信息检测与控制工程。

Email: zhurui\_199817@163.com

\*通信作者: 陈坤杰, 教授, 博士生导师, 研究方向为农产品加工、无损检测及其智能化装备。Email: kunjiechen@njau.edu.cn

能够自动学习并挖掘样本数据的表现形式与内在特征,从而使模型具备识别图片类别或目标定位等能力。具体而言,基于深度学习的农作物叶片病害检测过程主要分为数据准备、模型设计、模型训练、模型评估和病害检测五个阶段,如表 1 所示<sup>[9-10]</sup>。

表 1 基于深度学习的农作物叶片病害检测主要步骤

Table 1 Main steps of crop leaves disease detection based on deep learning

主要步骤 Primary steps	具体操作或方法 Specific operations or methods
数据准备 Data preparation	构建农作物病害数据集: 图片清洗 (数据筛选、数据增强和去除噪声等); 数据标注 (病害的类别、位置、轮廓等信息); 数据集划分 (通常将数据集划分为训练集、测试集和验证集, 常见比例为 8:1:1 或 7:2:1)
模型设计 Model design	设计合适的深度学习框架和网络结构, 以适应农作物叶片病害检测任务的要求
模型训练 Model training	利用病害图像数据集训练模型, 以调整网络参数
模型评估 Model evaluation	选用合适的评估指标或方法验证模型性能, 如准确率、精确率、召回率、F1 值、混淆矩阵和交叉验证等
病害检测 Disease detection	将新的病害图像输入到训练好的模型中进行预测, 并可视化展示预测结果等

作为深度学习的核心模型之一, CNN 在图像识别领域取得了显著成果<sup>[11-12]</sup>, 并已成为农作物叶片病害检测的主流模型<sup>[13-15]</sup>, 成功应用于玉米<sup>[16-17]</sup>、红薯<sup>[18]</sup>和小麦<sup>[19]</sup>等多种作物的病害识别研究中。CNN 借鉴生物视觉系统的层次化结构, 利用卷积层自动捕捉图像中的局部特征, 并通过多层次的非线性处理逐步提取图像的高级语义表征, 从而有效完成图像处理任务。典型的 CNN 结构主要由卷积层、池化层、全连接层和激活函数构成<sup>[20]</sup>。

## 2 农作物叶片病害图像数据集

数据集的样本数量和图像质量是评价数据集优劣的关键要素, 对模型识别效果至关重要<sup>[21]</sup>。一般情况下, 随着数据样本数量的增加, 模型的检测精度会逐步提高<sup>[22]</sup>。理想的数据集应具备大规模、多样化和均衡性的特性。此外, 样本图像的质量不仅要求较高的清晰度, 还依赖于标注的准确性。

在农作物病害检测研究中, 早期诊断对病害防控具有关键意义。农作物早期病害通常会在叶片的纹理、颜色、形态等方面表现出明显病理特征, 这为早期检测提供了明确的生物学依据。同时, 农作物叶片呈二维平面结构, 易于拍摄图片, 且大多病害特征在叶片上有明显差异, 也更易被模型捕捉。因此, 相较于根系、茎部及花果等器官, 叶片常作为检测的理想对象。

目前, 数据集的来源主要分为自建和公共两类, 而研究对象为单一作物与多作物数据集。图像的拍摄工具包括相机、手机和无人机等。

农作物病害公共数据集是针对农作物病害检测研究而收集整理的图像集合, 包含病害图像、病症标注以及相关文本描述等, 并公开于平台, 供学术界广泛研究利用。常见的农作物病害公共数据集有:

1) PlantVillage 数据集。该数据集涵盖了甜椒、土豆和番茄等多种作物不同病害类型的五万余张图片, 并处于持续更新状态, 是农业领域广泛使用的病害识别数据集。该数据集的拍摄环境是实验室, 呈现背景单一、无噪声和无遮挡的特点。

2) 农业病虫害研究图库 (image dataset for agricultural diseases and pests research, IDADP)。该数据集由中国科学院的多个科研机构共建, 集成了多种农作物病虫害的高质量图像与标注, 数据丰富且多样, 为农业病虫害智能化识别与防治技术的研发提供了有力的支持。

3) Plant Pathology 2020 - FGVC7 数据集。该数据集由 Kaggle 平台发布, 并作为 Plant Pathology 2020 - FGVC7 竞赛的一部分, 包括了健康叶片、苹果锈病、苹果疤病和多病害组合的四种分类的 3 642 张图片。

此外, PlantDoc、Plant Disease Recognition Dataset 和 AI Challenger 2018 等多个公共农作物病害图像数据集也为农作物病害检测的研究提供了支持。

## 3 基于图像分类算法的病害检测研究进展

精准快速识别农作物叶片病害类型及其严重程度, 是保障作物健康生长、提高产量的关键。基于图像分类算法的病害检测通常采用 CNN 模型, 通过提取和分析叶片的颜色、形状、纹理等特征, 实现对作物病害类型及严重程度的精准识别。本节将重点从病害类型、病害等级及类型-等级综合识别三个方面, 对相关研究进行系统性梳理。

### 3.1 农作物叶片病害类型识别

农作物叶片病害类型是指因特定病原或环境因素, 在某种作物叶片上表现出的具体病理形态的类别。准确鉴别病害类型有助于精准防治策略的制定, 例如针对性用药、改良土壤、调节水肥等田间管理操作, 以避免误诊, 保障农业生产安全。当前, 基于卷积神经网络的图像分类算法在作物叶片病害类型的检测中, 可以划分为单一背景与复杂背景两类应用场景。

#### 3.1.1 单一背景下的农作物叶片病害类型的识别

叶片病害图像的单一背景呈现相对简单的单色或低纹理特征, 与病害区域形成了较鲜明的对比。图 1 展示了 PlantVillage 数据集中单一背景农作物叶片病害图像的示例。

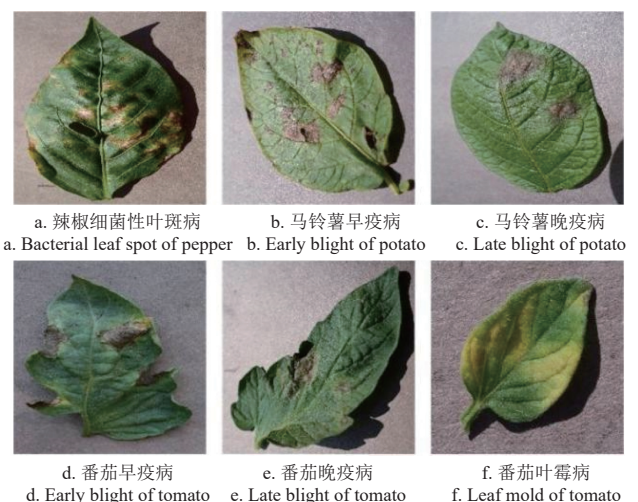


图 1 单一背景农作物叶片病害图像

Fig.1 Crop leaf disease images with simple background

单一背景下的检测有助于模型区分病害区域与背景, 减少噪声信息的干扰, 使得模型能够更准确地聚焦于病

害特征的关键信息。因此,在这种情况下,模型往往能够展现较高的识别性能。

近年来,以单一背景病害图像数据集为基础的相关研究如表 2 所示。

表 2 基于单一背景图像数据集的病害类型识别相关研究成果

Table 2 Relevant research works on disease type identification based on single background image datasets

年份 Year	参考文献 References	作物 Crop	病害类型 Disease types	模型 Model	准确率 Accuracy/%
2022	[23]	番茄	细菌性斑点病、晚疫病、早疫病、花叶病、斑枯病、黄化曲叶病、靶斑病、红蜘蛛、叶霉病	DCNN	98.40
		葡萄	黑腐病、黑麻疹、叶斑病		98.40
2022	[24]	番茄	花叶病、靶斑病、晚疫病、细菌性斑点病、斑枯病、红蜘蛛、叶霉病、早疫病、黄化曲叶病	VGG-16	95.71
2023	[25]	玉米	尾孢叶斑病、普通锈病、北方叶枯病	Customized CNN	96.76
2023	[26]	花生	褐斑病、灰斑病、网斑病、炭疽病	Improved X-ception	99.69
2023	[27]	苹果	黑星病、黑腐病、雪松锈病、灰斑病、白粉病	ResNet18-CBAM-RC1	98.25
2023	[28]	番茄	早疫病、晚疫病、叶霉病、细菌斑病、七星叶斑病	DM-Mobile NetV3	97.29
2024	[29]	番茄	细菌性斑点病、早疫病、晚疫病、叶霉病、白粉病、斑枯病、二斑叶螨病、轮斑病、花叶病、黄化曲叶病	MobileNet v2	96.44
2024	[30]	苹果	落叶病、褐斑病、灰斑病、花叶病、锈斑病	ShuffleNet V2	95.14
2025	[31]	番茄	细菌性斑点病、早疫病、晚疫病、叶霉病、白粉病、斑枯病、二斑叶螨病、轮斑病、花叶病、黄化曲叶病	CustomBottleneck-VGGNet	99.12

表 2 中的研究涵盖了不同的深度学习模型架构及相应的优化策略。ANANDHAKRISHNAN 等<sup>[23]</sup>提出的 DCNN 模型在 PlantVillage 数据集中 10 种番茄病害的分类准确率达到 98.4%，显著提升了早期病害识别性能。姜红花等<sup>[27]</sup>通过引入注意力机制和特征图随机裁剪分支等方法优化了 ResNet18 网络结构，有效提高了模型对单一背景下的 5 种苹果叶片病害的识别精度。ZARBOUBI 等<sup>[31]</sup>基于迁移学习技术，构建一种用于番茄叶片病害识别的高精度和高效率的 CustomBottleneck VGGNet 模型，保持计算效率的同时实现了 99.12% 的显著准确性。

除了表 2 列出的研究外，还有研究者针对多作物的多病害联合识别问题开展了研究。HONG 等<sup>[32]</sup>构建了一种基于 VGG-16 的双流混合卷积神经网络，在包含 7 种作物、20 类病害的 PlantVillage 数据集上实现了 98.89% 的识别准确率。针对现有模型多层级特征挖掘不足的问题，杜海顺等<sup>[33]</sup>以 ConvNeXt 为基础网络，提出了一种基于多层信息融合和显著性特征增强的模型，在 AI Challenger 2018（10 种作物）和 RCPP Crops（5 种作物）两个病害数据集上分别实现了 87.72% 和 95.31% 的识别准确率。MA 等<sup>[34]</sup>提出了 ERCP-Net 模型，用于单一背景下多种作物叶片的多种病害图像识别分类。该模型结合了通道扩展残差结构与自适应通道注意力机制，有效地提高了模型的特征提取和识别性能。上述多种作物的多病害综合识别研究，有效提升了模型泛化能力，其优势在于通用性强，但在特定场景下的识别精度可能低于针对单一作物病害识别任务优化的模型。

单一背景的病害识别研究丰富了农作物叶片病害类型识别的理论研究体系。然而，单一背景下的检测具有较强的局限性，导致模型的泛化能力大幅下降，难以适应实际农业生产中复杂多变的场景。此外，当病害区域与背景颜色相近时，单一背景下的识别效果可能会受到显著影响。

### 3.1.2 复杂背景下的农作物叶片病害类型的识别

图 2 为黄林生等<sup>[35]</sup>收集的田间复杂背景下的农作物病害数据集图像。在复杂背景下，病害图像的背景通常包含多种颜色、纹理和形状等元素，受拍照角度、分辨率和光照等外在条件的影响，导致模型提取病害特征的难度增加。因此，模型识别准确率可能会受到图像背景的影响而降低。复杂背景图像在实际农业生产环境中更为普遍，因此针对此类情况开展的农作物叶片病害检测研究具有更高的现实意义与应用潜力。

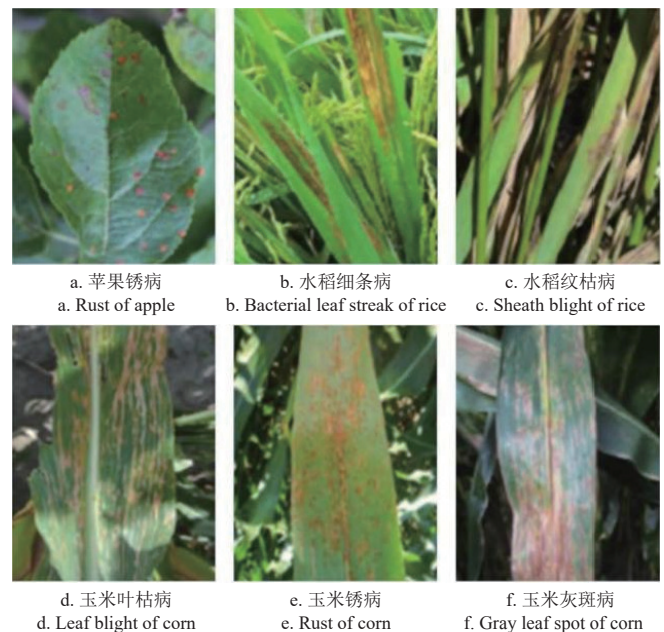


图 2 复杂背景农作物叶片病害图像

Fig.2 Crop leaf disease images with complex background

真实农业环境中的病害类型识别是目前研究的热点内容。为了提升模型的识别性能，更多的图像预处理技术和特征提取方法被引入模型中，以增强模型对病害区域与背景之间细微差异的敏感度，并进一步提升模型的准确性和鲁棒性<sup>[36]</sup>。基于复杂背景病害图像数据集开展的相关研究如表 3 所示。

表 3 基于复杂背景图像数据集的病害类型识别相关研究成果

Table 3 Relevant research works on disease type identification based on complex background image datasets

年份 Year	参考文献 References	作物 Crop	病害类型 Disease types	模型 Model	准确率 Accuracy /%
2022	[37]	玉米	霜霉病、叶枯病、锈病、玉米螟啃食病、蝗虫啃食病	SKPSNet-50	92.90
2023	[38]	苹果	交链孢霉、褐斑病、灰斑病、花叶病、锈病	SDINet	91.16
2023	[39]	苹果	锈病、黑星病、白粉病、灰斑病	改进 EfficientNet	99.13
2023	[40]	茶叶	云纹叶枯病、茶赤叶斑病、茶圆赤星病、茶饼病、茶炭疽病	CBAM-TealeafNet	98.70
2024	[41]	大豆	叶斑病、锈病	CBAM-ConvNeXt	85.42
2024	[42]	玉米	大斑病、螟虫蛀叶损伤、普通锈病	LSANNet	94.35
2024	[43]	玉米	普通锈病、小斑病、褐斑病、弯孢霉叶斑病、大斑病、纹枯病	MC-ShuffleNetV2	99.86
2024	[44]	芒果	炭疽病、瘿瘤病、黑斑病、煤污病、叶焦病	MSMP-CNN	98.5
2024	[45]	苹果	黑腐病、锈病、疮痂病	MA-ConvNext	99.38
2024	[46]	油茶	黄化病、炭疽病、软腐病、藻斑病、煤污病	COLDR-Net	97.19
2025	[47]	茶叶	藻斑病、白斑病、黑腐病、锈病、潜叶虫病、红叶螨病、菟丝子寄生病	LTDDN	98.03

ZHANG 等<sup>[38]</sup> 在不同地点的自然场景下采集了 1 000 张健康苹果叶片图像以及 1 000 张患病叶片图像, 并为此设计了 SDINet 模型, 旨在以较少训练样本实现高准确率的苹果叶片病害识别。试验表明, 当训练样本和测试样本的数量比例为 1:9 时, 模型的识别准确率达到 91.16%。王瑞鹏等<sup>[39]</sup> 提出了一种改进的 EfficientNet 模型, 旨在识别自然场景下的苹果叶片病害类型。该模型融合了 EfficientNet-B0 和 DenseNet121 的特征提取优势, 并引入了焦点损失函数, 以增强对复杂样本的识别能力。针对芒果叶片病害检测中环境干扰和数据收集困难的问题, CHEN 等<sup>[44]</sup> 提出多尺度多池化卷积神经网络 (multi-scale and multipooling convolutional neural network, MSMP-CNN), 并结合迁移学习方法, 在自然环境下实现了对芒果病害类型 98.5% 的识别准确率。上述研究大多以 CNN 为主要框架开展, 并结合了注意力机制、正则化和迁移学习等多种技术手段, 实现了自然环境下的较高识别精度。

值得注意的是, 部分研究在提升识别准确率的同时, 还聚焦于模型的轻量化设计, 以满足实际田间部署的需求。例如, 黄铝文等<sup>[40]</sup> 提出了一种结合二维离散小波变换与 MobileNetV3 模型的轻量化模型, 有效实现了真实场景下的茶叶病害识别。ZHU 等<sup>[43]</sup> 通过集成卷积块注意力模块、扩大深度可分离卷积核、引入 Mish 激活函数及剪枝压缩等技术, 提出了轻量化 MC-ShuffleNetV2 模型。试验结果表明, 在自然环境下玉米病害识别任务中, 该模型识别准确率达 99.86%, 且在识别精度和计算效率之间取得良好平衡, 更有利于农业移动终端部署。刘欢等<sup>[45]</sup> 提出了 MA-ConvNeXt 模型, 结合注意力和多尺度特征融合技术, 有效提升了田间背景下苹果叶片病害识别精度, 并采用分阶段关系知识蒸馏方法保持了较小的模型参数量。聂刚刚等<sup>[46]</sup> 在 ShuffleNet V2 的基础上, 通过构建多尺度特征提取单元, 并引入焦点损失函数和 Mish 激活函数, 提出了轻量化的油茶病害识别模型 COLDR-Net。该模型在保持轻量化的同时取得了 97.19% 的识别准确率, 并成功部署在了移动端平台上。当前, 轻量化病害识别是研究的热点方向, 相关研究多采用 MobileNet 和 ShuffleNet 等轻量级卷积神经网络为基础架构, 结合知识蒸馏、剪枝与深度可分离卷积等技术实现模型压缩, 同时需要依靠注意力机制等策略补偿模型的识别准确率。

此外, 也有部分研究综合利用单一背景图像与复杂

背景图像进行病害类型的识别研究。例如, 采用迁移学习的方法, 先利用在单一背景的农作物叶片病害数据集上训练好的模型参数作为源领域知识, 再通过模型的微调和优化, 进一步提高模型在自然场景下的识别准确率。袁培森等<sup>[48]</sup> 采用 MobileNetV3Small 作为基础网络, 并结合 ECA 注意力机制, 构建了一个轻量级的水稻病害识别模型。该模型首先在 PlantVillage 数据集进行预训练, 随后将预训练模型的参数迁移到自然场景下的水稻叶片病害识别任务中, 识别准确率提高至 99.92%。同时, 还有研究专门对比了模型在单一背景数据集和复杂背景数据集集中的表现。王春山等<sup>[49]</sup> 提出了改进 Multi-scale ResNet 模型, 有效地提高了模型在蔬菜叶部病害识别任务的性能。该模型在单一背景和真实环境病害图像的数据集中分别达到了 95.95% 和 93.05% 的准确率。QUAN 等<sup>[50]</sup> 提出一种针对玉米、棉花、葡萄和西红柿四种作物病害识别的轻量化卷积神经网络模型, 在 PlantVillage 数据集和田间拍摄自建数据集上的准确率分别为 99.04% 和 92.82%。同时, 他们设计了 Android 智能手机应用程序, 通过将模型部署于移动平台, 实现了多种作物病害的田间动态实时检测。另外, 将单一背景图像与复杂背景图像混合训练, 也可能在一定程度上使模型更好地适应不同环境下的病害识别任务, 提高模型的泛化能力<sup>[51-52]</sup>。

综上所述, 当前基于 CNN 的农作物叶片病害类型识别研究已经取得了显著的进展。当前该领域的研究热点与未来发展方向呈现以下特征:

1) 精准性提升: 进一步提升模型的识别精度, 通过引入更巧妙的网络结构、更精细的数据增强技术, 以及更高效的优化算法等, 来捕捉不同农作物叶片病害图像之间的细微特征差异, 以实现不同病害类型的更精确识别。

2) 模型轻量化: 致力于开发轻量级的深度学习模型, 包括设计紧凑的网络架构、利用深度卷积的方式, 以及采用量化与剪枝技术减少模型参数与计算量等方案, 确保模型在保持高性能的同时, 能够高效运行。

3) 抗干扰性增强: 针对田间环境下采集的病害图片常出现的背景复杂、光照变化、遮挡物等干扰因素, 通过迁移学习和注意力机制等方法, 提升模型的抗干扰能力与泛化性能。

### 3.2 农作物叶片病害等级识别

在准确识别病害类型的基础上, 基于计算机视觉的病害等级检测技术成为现代农业管理中不可或缺的一环。

其核心挑战在于将已识别病害类型进一步量化为严重程度的指标。病害等级主要依据病斑面积、数量和分布密度等指标进行量化分级, 及时掌握农作物病害的严重程度能有效预防或控制病害扩散。通过对病害的精准分级, 农业生产者能够更科学地配置资源。例如, 根据病害的严重程度, 采取有针对性的农药施用策略, 既能有效控制病害, 又能避免农药的过度使用, 从而保护生态环境, 促进农业的可持续发展。

基于 CNN 的农作物叶片病害等级检测技术, 不仅显著提升了病害等级检测的准确性和效率, 还为农业生产的智能化和精准化管理提供了强有力的支持<sup>[53]</sup>。不少学者以 CNN 为基础架构开展了病害等级检测的相关研究, 提出了识别高精度、高效率 and 强抗干扰能力的网络模型。何东健等<sup>[54]</sup>以 ResNet50 模型为基础, 通过在模型残差体的 Base Block 中加入池化层、替换卷积层和设计新全连接层等改进措施, 显著提升了模型对葡萄叶片的霜霉病前期、中期、后期及健康叶片的特征提取能力和识别准确率。JAIN 等<sup>[55]</sup>结合 CNN 和决策树算法, 提出了一种用于识别 6 种不同严重程度的香蕉叶片病害的模型, 其识别分类的准确率高达 96.04%。尉国帅等<sup>[56]</sup>按照行业标准, 将小麦条锈病病害分为 5 个等级, 并为此通过引入 SE 注意力模块和 Inception 模块, 设计了 S-ResNet34 模型。该模型对病害等级的识别准确率远高于常见主流模型。郭伟等<sup>[57]</sup>也针对小麦条锈病的病害等级识别开展研究, 先通过对 GrabCut 算法进行改进, 将小麦的叶片

与图像复杂背景进行分割, 再利用改进的 ResNet50 模型 (B-ResNet50) 进行识别, 检测的平均准确率达到 97.3%。ZHAO 等<sup>[58]</sup>设计了一种改进的通道和空间注意力模块, 并将其嵌入到 ResNet 的残差块中, 以增强模型对细微特征变化的提取能力, 最终对单个番茄病害严重程度的分类准确率达到 95.37%。ZHANG 等<sup>[59]</sup>针对自然环境下芒果叶片炭疽病的感染等级, 提出了一种轻量级的双分支逆残差注意力网络模型, 实现了炭疽病的感染等级的高精度识别。上述研究成果展现了 CNN 在农作物叶片病害等级识别中的广泛应用前景。然而, 尽管模型的病害等级识别准确率不断提高, 但在复杂多变的自然环境条件下, 模型的计算效率和稳定性仍需进一步加强。

### 3.3 病害类型与病害等级综合识别

随着农作物叶片病害等级检测研究的不断深入, 病害类型与病害等级综合识别已成为当前农作物病害检测领域的研究热点。由于计算机技术的持续发展和算力的显著提升, 部分研究者不再局限于对单一病害种类的等级划分, 而是致力于开发能够同时识别多种病害类型及其相应病害等级的算法模型。在这种情况下, 多种病害通常被划分为 2~3 个不同的病害严重程度。这要求模型能够更精准地捕捉叶片上细微的病害特征, 并具备强大的泛化能力, 以适应不同生长阶段和环境条件下的病害表现差异。表 4 列出了近年来跨病害类型与等级综合识别领域的相关研究成果。

表 4 农作物叶片的病害类型与病害等级综合识别相关研究成果

Table 4 Relevant research works on combined identification of disease types and severity levels of crop leaves

年份 Year	参考文献 References	作物 Crop	病害类型 Disease types	病害程度划分 Classification of disease severity	模型 Model	准确率 Accuracy /%
2022	[60]	葡萄 苹果 马铃薯	黑腐病、黑麻疹、叶枯病、黑腐病 黑腐病、褐斑病、黑星病 早疫病、晚疫病	一般、严重	改进 RegNet	94.50
2022	[61]	苹果	黑星病、锈病	早期、晚期	Inception-ResNetV2	90.82
2022	[62]	马铃薯	早疫病、晚疫病	一般、严重	MobOca_Net	97.73
2024	[63]	番茄	细菌性斑点病、早疫病、晚疫病、叶霉病、斑枯病、 靶斑病、红蜘蛛、花叶病、黄化曲叶病	低级、中级、高级	TomSevNet	96.91
2024	[64]	水稻	枯萎病、稻瘟病、褐斑病、东格鲁病	轻度、重度	custom VGG-16	99.94
2024	[65]	苹果	斑点落叶病、锈病、灰斑病、褐斑病	级别 1、级别 2	RepDI	95.62
2024	[66]	甜瓜	白粉病、病毒病、灰霉病、叶枯病 (无等级)	一般、严重	ResNet50	98.72
2024	[67]	辣椒	细菌性斑点病、白粉病、病毒病	0 级、I 级、II 级、III 级	SE-MultiResNet50	92.08

杜甜甜等<sup>[60]</sup>通过集成在线数据增强、通道注意力机制和多尺度特征融合等技术, 对 RegNet 进行了优化, 并结合深度迁移学习, 构建了一个多农作物病害类型与等级识别的模型。SHRUTHI 等<sup>[63]</sup>提出了 TomSevNet 混合卷积神经网络模型, 通过在包含 30 个不同类别的数据集上进行训练, 有效实现了番茄病害类型及其严重程度的精细化识别。上述跨病害类型与等级综合识别研究有助于实现更精细化的病害监测, 为精准农业管理和病害防控策略的制定提供强有力的科学依据。但是, 该类研究仍然存在许多挑战和问题有待解决, 未来的研究可以进一步探索更加高效和准确的算法模型, 并提高模型的泛化能力。

## 4 基于目标检测算法的病害检测研究进展

前文所述的病害类型与病害等级识别本质上属于图像级分类任务, 其输出为整张图像的病害类型或等级的标签。然而, 在现代化的精准农业管理病害诊断场景中, 需要借助目标检测算法以进一步实现病害区域的定位与病发范围的判断。传统目标检测方法主要依赖于人工特征与滑动窗口, 难以适应复杂场景的应用。本节讨论的基于 CNN 的目标检测, 指的是通过端到端模型架构, 自动提取图像中作物叶片的病害特征, 并结合目标框, 得到具体区域位置坐标与类别标签的检测结果。

当前, 基于 CNN 的目标检测算法对农作物叶片病害进行识别与定位已成为研究热点。目标检测算法的发展

历程如图 3 所示<sup>[68-69]</sup>。根据网络架构的不同, 基于深度学习的目标检测算法分为双阶段算法与单阶段算法, 如表 5 所示。该表格对比了两类算法的实现方式、优缺点及代表算法, 双阶段算法通过区域生成网络 (region

proposal network, RPN) 生成候选框, 以提高检测精度和鲁棒性, 但检测速度较慢; 而单阶段算法直接进行检测, 在减少参数量的同时显著提升了检测速度, 但存在精度相对较低且易漏检的问题。

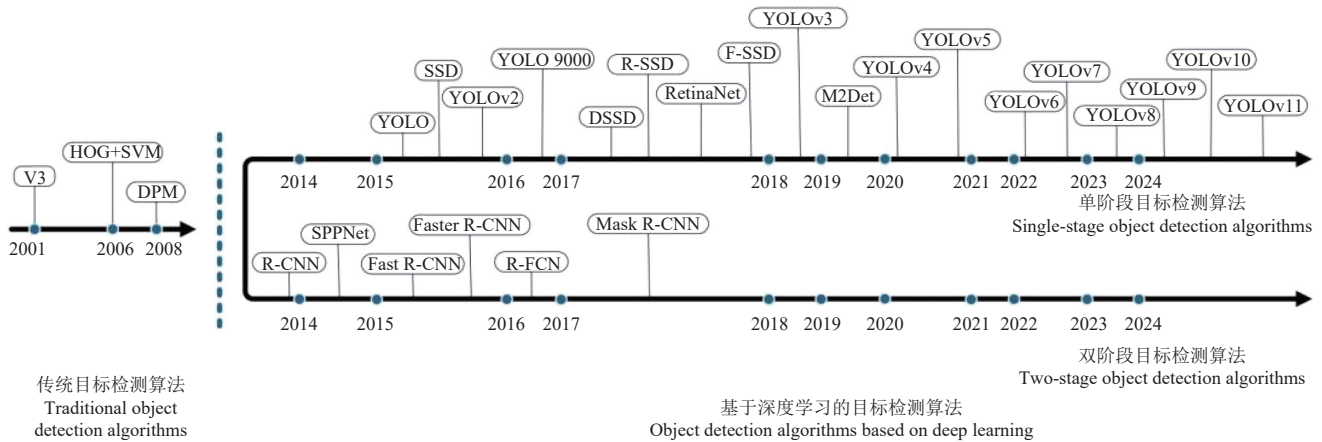


图 3 目标检测算法的发展历程

Fig.3 The development history of object detection algorithms

表 5 双阶段与单阶段目标检测算法的对比

Table 5 Comparison of two-stage and single-stage object detection algorithms

对比维度 Comparison dimension	双阶段目标检测算法 Two-stage object detection algorithms	单阶段目标检测算法 Single-stage object detection algorithms
实现方式 Implementation	先利用 RPN 生成候选框, 再进行分类与回归	无需依靠候选框, 直接检测物体的类别和位置
优点 Advantages	1) 检测精度相对高 2) 在复杂环境中的检测鲁棒性相对强	1) 检测的速率快, 能满足实时检测的速度要求 2) 模型的参数量少, 易进行边缘设备的部署
缺点 Disadvantages	1) 参数量大, 对计算资源的需求高 2) 检测的速率慢, 实时性差	1) 检测精度相对低 2) 对于小目标或多目标的检测, 易出现漏检等问题
代表算法 Representative algorithms	Faster R-CNN、Mask R-CNN	SSD、YOLO

#### 4.1 基于双阶段目标检测算法的农作物病害检测

双阶段目标检测算法分为两个步骤: 首先利用生成的检测框选取候选区域, 然后提取这些区域的特征, 以确定图像候选区域中的类别与位置。当前, 双阶段农作物叶片病害的目标检测研究, 主要围绕 Faster R-CNN 和 Mask R-CNN 展开。

##### 4.1.1 基于 Faster R-CNN 算法的农作物叶片病害检测

Faster R-CNN 是在 R-CNN<sup>[70]</sup> 和 Fast R-CNN<sup>[71]</sup> 的基础上提出的一种目标检测算法。该方法引入了 RPN, 能够高效地生成高质量候选区域, 并与 Fast R-CNN 共享卷积特征, 避免了重复的特征提取, 减少计算冗余<sup>[72]</sup>。

有报道表明, 基于 Faster R-CNN 的模型在农作物叶片病害的目标检测任务中展现出了良好的性能。例如, ZHANG 等<sup>[73]</sup> 针对复杂田间场景中的大豆叶片病害检测问题, 提出一种多特征融合的 Faster R-CNN 模型。姜晟等<sup>[74]</sup> 也在 Faster R-CNN 中引入了 FPN, 以增强模型的多尺度特征检测能力, 并且采用 Rank & Sort Loss 函数代替原模型损失函数, 解决了样本分布不均的问题。该方法显著提升了茶叶多种病害的检测的准确性和效率。李就好等<sup>[75]</sup> 通过引入特征金字塔网络 (feature pyramid networks, FPN), 提出改进的 Faster R-CNN 模型用于检测田间环境中苦瓜叶部病害, 其平均精度均值达到了

86.39%。HE 等<sup>[76]</sup> 提出了一种基于 VGG16 特征提取的 MFaster R-CNN 模型, 实现了不同天气条件下的玉米病害检测。毛锐等<sup>[77]</sup> 通过优化深度残差网络和 ROI (region of interest) 池化层, 提出了用于小麦病害高精度检测的改进 Faster-RCNN 模型。BARI 等<sup>[78]</sup> 在 Faster R-CNN 算法中引入了 RPN 架构, 实现了对水稻叶片三种疾病的精确识别与定位。

但是, Faster R-CNN 模型自身存在部分缺陷<sup>[79]</sup>, 导致其难以成为近年来农作物病害目标检测领域的最主流模型。Faster R-CNN 设置的候选框尺度存在局限性, 对叶片上小目标病害的关键特征检测效果不佳。同时, ROI 池化层重复计算高度重叠的区域, 不仅消耗了不必要的计算资源, 且显著降低了检测速度, 不利于农业病害检测场景下的实时性。此外, RPN 生成的候选区域往往包括图像背景中的类似目标部分, 在处理体积大或形状特殊的病害特征时, 难以达到理想的检测效果, 进而限制了其在实际复杂田间场景下的应用。未来的研究应针对以上问题开展相关研究, 以满足现代化农业中的病害检测要求。

##### 4.1.2 基于 Mask R-CNN 算法的农作物叶片病害检测

此外, 也有部分学者开展了基于 Mask R-CNN 的农作物病害检测研究。Mask R-CNN 是在 Faster R-CNN 基

础上改进的目标检测算法<sup>[80]</sup>, 其通过增加预测对象掩码的分支, 实现了目标检测、图像分类和实例分割的并行处理。同时, 该算法通过 RoIAlign 代替 RoI 池层, 解决了特征不对齐问题, 从而进一步提高了模型的精度。杨宁等<sup>[81]</sup>提出了一种基于 FPGA 加速的 Mask R-CNN 模型, 用于稻瘟病的识别与定位。该模型将特征提取网络替换为 MobileNetV2, 并引入 FPN 模块和全卷积网络, 显著提高了检测精度和效率。REHMAN 等<sup>[82]</sup>提出了一种基于 Mask R-CNN 和迁移学习的模型, 实现了苹果叶片病害类型和目标区域的并行检测, 并在 Plant Village 数据集上的分类准确率为 96.6%。BONDRE 等<sup>[83]</sup>提出了一种名为 IFMR-CNN 的模型, 该模型利用 Mask R-CNN 的实例分割技术, 实现了对马铃薯、番茄、苹果等多种农作物叶片病害的精准定位和分类。虽然 Mask R-CNN 实现了像素级的农作物病害检测, 但是运行速度相对较慢, 且对计算硬件性能的要求高<sup>[84]</sup>。因此, Mask R-CNN 也未能在农作物病害目标检测研究中得到广泛应用。

综上所述, 双阶段目标检测算法在农作物叶片病害检测研究中虽然取得了一定的进展, 但其计算复杂度较高<sup>[85]</sup>。这类算法需要生成大量的候选区域, 并对每个候选区域进行精细的分类和位置调整。此外, 该类算法还对数据集的质量和规模要求较高, 因此在研究和实际应用中, 难以成为农作物叶片病害检测的主流目标检测模型。

## 4.2 基于单阶段目标检测算法的农作物叶片病害检测

单阶段目标检测算法以其高效、简洁的特点, 在目标检测任务中展现了显著优势。与双阶段算法相比, 单阶段算法省去了区域建议步骤, 直接对图像中的目标进行识别与定位。SSD 和 YOLO 系列作为单阶段算法的典型代表, 因其结构简单、检测速度快, 同时能保持较高的检测精度, 在农作物叶片病害检测领域具有重要价值。

### 4.2.1 基于 SSD 算法的农作物叶片病害检测

SSD 算法<sup>[86]</sup>提出一种默认框匹配策略, 建立了真实标签和默认框之间的对应关系。同时, 该算法利用不同尺度的特征图来检测目标类别与位置, 并结合端到端训练方式, 有效平衡了检测的速度与精度。李大华等<sup>[87]</sup>提出了一种基于 SSD 框架改进的柑橘叶片病害检测模型。该模型选取 MobileNetV2 作为网络的主干部分, 并结合了感受野模块和 CA 注意力机制, 显著提升了柑橘叶片病害检测的速度与准确性。WANG 等<sup>[88]</sup>提出了用于多种植物叶片病害检测的 DBA\_SSD 模型。该模型在 SSD 的基础上引入了  $1 \times 1$  卷积、残差网络和注意机制, 准确率达到 92.20%, 并具有较高的鲁棒性和检测速度。胡凯等<sup>[89]</sup>在 SSD 算法基础上, 通过替换主干网络为 ResNet50, 并集成轻量级高效特征融合模块, 构建了 SSD-Res50-3C 模型。该模型在田间复杂环境中的广佛手叶片病虫害检测中平均精度均值为 92.86%, 优于原始 SSD 及其他主流的目标检测算法。SUN 等<sup>[90]</sup>构建了一个名为 AppleDisease5 的苹果叶病害数据集, 并提出了一个轻量级检测模型——MEAN-SSD。通过将 Inception 模块中的  $3 \times 3$  卷积替换为 MEAN (mobile end applenet) 块,

该模型的检测速度和精度显著提升, 且成功部署于移动设备。李辉等<sup>[91]</sup>结合轻量级特征融合模块、通道注意力机制和 Focal Loss 损失函数, 提出了改进的 SSD 模型, 实现了苹果叶片病害的精准检测。同样地, JIANG 等<sup>[92]</sup>提出了一种基于改进 CNN 的 INAR-SSD 模型, 用于苹果叶片病害的检测。该模型在 5 种常见苹果叶片病害检测结果中, 平均精度均值达到了 78.80%, 检测速度为 23.13 帧/s。

相较于双阶段目标检测算法, SSD 算法的检测速度有了较大的提升, 在实际农业环境中具有较高的应用价值。但是, SSD 算法在检测过程中可能会产生大量的重复边界框, 造成计算资源的浪费, 且对小目标病害的检测效果欠佳。此外, 虽然 SSD 算法采用了多尺度特征图进行检测, 但不同尺度特征图之间的融合方式相对简单, 缺乏足够的上下文信息, 易导致病害检测的精度不足。未来的研究可以围绕上述问题进行改进, 进一步发掘 SSD 算法在农作物病害检测的价值。

### 4.2.2 基于 YOLO 算法的农作物叶片病害检测

YOLO 目标检测算法的核心是将目标检测问题转化为回归问题, 通过单一神经网络实现端到端的性能优化<sup>[93]</sup>。该算法将图像划分为网格, 每个网格负责预测多个边界框, 同时输出这些边界框的位置和类别概率, 从而避免复杂的候选区域生成步骤, 显著提升了模型的检测速度和精度。自 YOLOv1 以来, YOLO 系列算法的各个版本都进行了不同程度的优化和改进, 在检测速度、精度和泛化能力等方面均取得了显著突破。同时, YOLO 算法的多个版本在农作物叶片病害的目标检测方面得到了广泛的研究。

表 6 列出了近年来基于 YOLO 系列算法的农作物叶片病害检测研究成果。为了应对现代农业对病害检测的实际需求, 众多研究者采用 YOLO 系列算法, 专门针对真实自然环境下的农作物病害检测开展了研究。为了解决自然环境下的苹果叶片病害图像中患病区域与背景相似性导致的识别困难, YAN 等<sup>[94]</sup>利用设计的 FSM-YOLO 模型, 有效提升了苹果叶病特征的提取能力, 并成功实现了在复杂背景下的高精度检测。ZHANG 等<sup>[95]</sup>采集并构建了一个自然环境中的水稻叶片病害数据集, 通过对 YOLOv5s 网络架构的改进, 实现了水稻叶片病害的高效精准检测。廖娟等<sup>[96]</sup>采集了真实田间环境下的水稻病害图像, 并设计了 leRDN-YOLO 模型, 该模型能进行棉叶病害的高精度定位和识别。

部分研究注重 YOLO 模型的轻量化设计, 以便于在智能手机、平板电脑以及便携式农业监测仪等手持式终端等设备上应用。杨佳昊等<sup>[97]</sup>先选用 MobileNetv2 作为 YOLO 模型的特征提取网络, 再结合模型剪枝和知识蒸馏技术对模型进行进一步的轻量化处理, 在确保番茄叶片病害检测精度的同时, 极大提高了模型的检测效率。OMER 等<sup>[98]</sup>通过改进 YOLOv5 模型, 保证了模型对多种黄瓜叶片病虫害的有效检测率, 且模型的权重仅占用 13.6 MB 的内存。

表 6 基于 YOLO 系列算法的农作物叶片病害检测相关研究成果  
Table 6 Relevant research works on crop leaf disease detection based on the YOLO series algorithms

年份 Year	参考文献 References	作物 Crop	基础模型 Base model	改进方法 Improvement method	精确率 Precision/%	平均精度均值 Mean average precision/%
2024	[94]	苹果	YOLOv8s	1) 自适应特征增强模块 2) 空间上下文感知注意力 3) 多核混合卷积	88.70	88.60
2024	[95]	水稻	YOLOv5s	1) 卷积通道注意力模块 2) 空间金字塔池跨阶段部分通道模块 3) Ghost 模块	90.20	90.20
2024	[96]	水稻	YOLOv5	1) 跨阶段部分网络融合模块 2) 颈部网络引入空间深度转换卷积 (SPDCConv) 结构 3) 轻量级 GsConv 替换部分颈部网络标准卷积	94.20	93.50
2023	[97]	番茄	YOLOv5s	1) 采用轻量级 LCNN 作为骨干网络 2) 结合稀疏化训练和批归一化, 进行通道筛选 3) 微调和知识蒸馏	91.30	92.70
2024	[98]	黄瓜	YOLOv5l	1) Bottleneck CSP 模块替换 C3 模块 2) CBAM 注意力机制	73.8	80.10
2023	[99]	番茄	YOLO v5	1) 采用双向特征金字塔网络 (BiFPN) 改进颈部结构 2) CBAM 注意力机制 3) 改变检测层的输入通道	96.40	99.10
2023	[100]	苹果	YOLOv5s	1) ConvNeXtBlock 模块替换 CSP 模块 2) 在骨干网络引入 ACmix 注意力机制 3) 在颈部网络引入 CBAM 和 SK 注意力机制	92.60	94.03
2023	[101]	黄瓜	YOLOv5	1) 设计 meta-ACON 替换 Leaky ReLU, 以优化激活函数 2) ECA 注意力机制	81.71	79.96
2024	[102]	茶叶	YOLOv7	1) 采用 MobileNeXt 作为骨干网络 2) 双层路由注意力机制 3) SiLU 损失函数	93.50	92.10
2024	[103]	水稻	YOLOv5s	1) CBAM 注意力机制 2) 改进 CSP 结构中的 BottleNeck Block 模块 3) 优化损失函数 4) 改进 SPPF 模块为 S-SPPF 模块	92.20	89.20
2024	[104]	花生	YOLOv8n	1) 集成 FasterNeXt 骨干网络与深度可分离卷积模块 2) 广义交并比损失函数	89.80	91.10
2024	[105]	苹果	YOLOv5s	1) Wise IoU 损失函数 2) RepVGG 模块	90.70	94.80
2024	[106]	水稻	YOLOv8	1) 三重注意力机制 2) 引入 BiFPN 3) 采用可变形卷积改进 C2f 模块结构 4) Wise IOU 损失函数	82.30	86.00
2024	[107]	苹果	YOLOv5	1) 引入 TPH-YOLOV5 的 Transformer 预测头结构 2) SimAM 注意力模块 3) 采用 MobileNetV3 作为骨干网络 4) 删除微小对象的预测头	91.41	94.26
2024	[108]	小麦	YOLOv8s	1) 全维动态卷积 ODConv 替换主干网络中的标准卷积 2) 改进 Efficient RepGFPN 特征融合网络 3) EIoU 损失函数	95.00	98.30
2025	[109]	花生	YOLOv11	1) EMA 注意力模块 2) 利用 Slim-neck 模块重构颈部网络 3) MPDIoU 损失函数	94.30	96.90

轻量化模型的引入能够显著提升设备运行效率, 降低能耗, 同时实现病害检测的模型部署和即时性。基于此, 有研究者专门开发了相应的检测系统。LIN 等<sup>[104]</sup>针对花生叶片病害, 开发了一套自动化叶片病害检测系统。该系统基于增强的轻量级 YOLOv8n 检测算法, 结合了 5G 通信设备和花生叶病专用管理软件等, 满足了田间花生叶片病害实时检测的需求。

此外, 还有基于 YOLO 算法的病害等级检测研究。董雁凯等<sup>[101]</sup>采集并构建了黄瓜霜霉病数据集, 并根据病斑面积将病害严重程度分为 6 个等级。同时, 利用 Leaky ReLU 激活函数和注意力机制改进了 YOLO v5 模型, 极大提高了黄瓜霜霉病的分级准确率。时雷等<sup>[108]</sup>将小麦小穗赤霉病的病害等级分为 0~4 级, 利用构建的 OCE-YOLO v8s 模型, 通过预测小麦患病小穗数量, 实现病害等级的分级。

目前, YOLO 系列算法是农作物叶片病害检测领域

的主流算法, 具有显著的实际应用价值。然而, YOLO 算法仍存在局限性, 包括小目标定位精度差, 正负样本不均衡影响模型训练效果, 以及需要大量数据来确保泛化能力等<sup>[110]</sup>。未来, 农作物叶片检测的研究可以结合深度学习领域的最新进展, 将其融入 YOLO 算法中, 以进一步实现模型检测精度、检测效率以及泛化能力的同时提升。

## 5 总结与展望

本文从图像分类和目标检测两个维度, 总结了 CNN 在农作物叶片病害检测领域的研究现状。当前, 在农作物病害类型与病害等级识别的任务中, 相关研究主要聚焦于提升模型精度、实现轻量化设计以及增强对复杂背景的抗干扰能力。对于基于 CNN 的病害目标检测研究, 主要分为双阶段算法与单阶段算法两类, 其核心区别在于是否利用候选框集来选取病害图片的前景部分。其中,

YOLO 系列算法在农作物病害叶片检测中的应用研究较为广泛。

尽管 CNN 在农作物叶片病害检测中广泛应用, 但其基础框架仍在不断发展, 需深化深度学习算法在该领域的理论研究。此外, 在实际应用中, 除了农作物生长时域对模型泛化能力的影响外, 还面临叶片病斑特征相似、背景复杂、光照多变及拍摄角度多样等挑战。而且, 现有的数据集难以完全具备大规模性, 多样性和平衡性的特性, 这限制了深度学习模型在新环境下的泛化能力。未来研究工作可以从以下几个方面开展:

1) 持续进行深度学习网络模型的开发与优化, 研究更轻量化的高精度模型, 保持识别准确率稳定增长的同时, 提高模型的效率, 以应对在农业场景下算力资源不足的问题。

2) 针对不同作物、生长阶段、地域环境以及时间的病害检测任务, 不仅要加强模型本身的泛化性能与自适应能力, 还要完善高质量的跨时空数据集 (包括有效的图片和准确的标注信息等), 以充分发挥模型的性能, 降低环境变化导致的性能下降。

3) 结合文本、传感器和热成像等多模态数据, 利用深度学习模型的多通道提取和数据融合能力, 提取并整合不同数据源的互补信息, 提高病害识别的鲁棒性和准确性。

4) 实际场景中, 同一叶片上出现多种病害共存也是常见现象。为此, 未来的研究可以结合多标签分类技术构建识别模型, 以实现单个叶片样本上多种病害的同步识别。

5) 为实现生态可持续发展, 应聚焦大田场景下的病害检测技术研发与应用, 旨在通过对病害的精准防控减少化学农药使用, 从而降低环境污染与生态破坏。

#### [参 考 文 献]

- [1] SINDHUJA S, ASHISH M, REZA E, et al. A review of advanced techniques for detecting plant diseases[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2010, 72(1): 1-13.
- [2] 王翔宇, 温皓杰, 李鑫星, 等. 农业主要病害检测与预警技术研究进展分析[J]. *农业机械学报*, 2016, 47(9): 266-277.  
WANG Xiangyu, WEN Haojie, LI Xinxing, et al. Research progress analysis of mainly agricultural diseases detection and early warning technologies[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2016, 47(9): 266-277. (in Chinese with English abstract)
- [3] 冯占山, 高世杰. 农业可持续发展与农作物病害的持续控制[J]. *现代化农业*, 2013(3): 5-6.
- [4] 刘杰, 卞悦, 张熠琦, 等. 2025 年全国主要农作物重大病虫害发生趋势及其原因分析[J]. *中国植保导刊*, 2025, 45(2): 26-29, 44.
- [5] 徐衍向, 张敬智, 兰玉彬, 等. 基于红外热成像和机器学习的作物早期病害识别研究进展[J]. *中国农机化学报*, 2023, 44(5): 188-197.  
XU Yanxiang, ZHANG Jingzhi, LAN Yubin, et al. Research progress of early crop disease identification based on infrared thermal imaging and machine learning[J]. *Journal of Chinese Agricultural Mechanization*, 2023, 44(5): 188-197. (in Chinese with English abstract)
- [6] CHOUHAN S S, SINGH U P, JAIN S. Applications of computer vision in plant pathology: A survey[J]. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 2019, 27: 611-632.
- [7] RAVAL H, CHAKI J. Ensemble transfer learning meets explainable AI: A deep learning approach for leaf disease detection[J]. *Ecological Informatics*, 2024, 84: 102925.
- [8] 麻剑钧, 刘晓慈, 金龙新, 等. 基于机器视觉的农作物病害识别研究进展[J]. *湖南农业科学*, 2023 (9): 97-100.  
MA Jianjun, LIU Xiaoci, JIN Longxin, et al. Research progress of crop disease recognition based on machine vision[J]. *Hunan Agricultural Sciences*, 2023 (9): 97-100. (in Chinese with English abstract)
- [9] 周长建, 宋佳, 向文胜. 基于人工智能的作物病害识别研究进展[J]. *植物保护学报*, 2022, 49(1): 316-324.  
ZHOU Changjian, SONG Jia, XIANG Wensheng. Research progresses in artificial intelligence-based crop disease identification[J]. *Journal of Plant Protection*, 2022, 49(1): 316-324. (in Chinese with English abstract)
- [10] 郭文娟, 冯全, 李相周. 基于农作物病害检测与识别的卷积神经网络模型研究进展[J]. *中国农机化学报*, 2022, 43(10): 157-166.  
GUO Wenjuan, FENG Quan, LI Xiangzhou. Research progress of convolutional neural network model based on crop disease detection and recognition[J]. *Journal of Chinese Agricultural Mechanization*, 2022, 43(10): 157-166. (in Chinese with English abstract)
- [11] 郭宏杰, 马睿, 王佳, 等. 基于卷积神经网络的苹果叶部病害图像识别研究[J]. *中国农机化学报*, 2024, 45(5): 239-245.  
GUO Hongjie, MA Rui, WANG Jia, et al. Research on apple leaf disease image recognition based on convolutional neural network[J]. *Journal of Chinese Agricultural Mechanization*, 2024, 45(5): 239-245. (in Chinese with English abstract)
- [12] SUN X, MU S, XU Y, et al. Image recognition of tea leaf diseases based on convolutional neural network[C]// 2018 International Conference on Security, Pattern Analysis, and Cybernetics (SPAC). Jinan: IEEE, 2018: 304-309.
- [13] 周罕觅, 陈佳庚, 代智光, 等. 基于知识蒸馏和轻量级卷积神经网络的植物叶病识别研究[J]. *南京农业大学学报*, 2024, 47(6): 1189-1201.  
ZHOU Hanmi, CHEN Jiageng, DAI Zhiguang, et al. Plant disease recognition method based on knowledge distillation and lightweight convolutional neural network[J]. *Journal of Nanjing Agricultural University*, 2024, 47(6): 1189-1201. (in Chinese with English abstract)
- [14] 郑超杰, 李少波, 蒲春强, 等. 基于轻量化卷积神经网络的番茄叶片病害识别[J]. *江苏农业科学*, 2024, 52(11): 225-231.
- [15] LIN J, CHEN Y, PAN R, et al. CAMFFNet: A novel convolutional neural network model for tobacco disease image recognition[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2022, 202: 107390.
- [16] PANIGRAHI K P, SAHOO A K, DAS H. A CNN approach for corn leaves disease detection to support digital agricultural system[C]// 2020 4th International Conference on Trends in Electronics and Informatics (ICOEI)(48184). Tirunelveli: IEEE, 2020: 678-683.
- [17] MISHRA S, SACHAN R, RAJPAL D. Deep convolutional neural network based detection system for real-time corn plant disease recognition[J]. *Procedia Computer Science*, 2020,

- 167: 2003-2010.
- [18] WANG M, FU B, FAN J, et al. Sweet potato leaf detection in a natural scene based on faster R-CNN with a visual attention mechanism and DIoU-NMS[J]. *Ecological Informatics*, 2023, 73: 101931.
- [19] SU W H, ZHANG J, YANG C, et al. Automatic evaluation of wheat resistance to fusarium head blight using dual Mask-RCNN deep learning frameworks in computer vision[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(1): 1-21.
- [20] LAWRENCE S, GILES C L, TSOI A C, et al. Face recognition: A convolutional neural-network approach[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1997, 8(1): 98-113.
- [21] SHRUTHI K S, NAVEEN B, SHIVASHANKARA S. Investigating the impact of dataset size on model complexity for leaf disease recognition using CNN[C]// 2023 International Conference on Recent Advances in Science and Engineering Technology (ICRASET). B G NAGARA: IEEE, 2023: 1-5.
- [22] ARNAL B J G. Impact of dataset size and variety on the effectiveness of deep learning and transfer learning for plant disease classification[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2018, 153: 46-53.
- [23] ANANDHAKRISHNAN T, JAISAKTHI S M. Deep convolutional neural networks for image based tomato leaf disease detection[J]. *Sustainable Chemistry and Pharmacy*, 2022, 30: 100793.
- [24] PAYMODE A S, MALODE V B. Transfer learning for multi-crop leaf disease image classification using convolutional neural network VGG[J]. *Artificial Intelligence in Agriculture*, 2022, 6: 23-33.
- [25] JASROTIA S, YADAV J, RAJPAL N, et al. Convolutional neural network based maize plant disease identification[J]. *Procedia Computer Science*, 2023, 218: 1712-1721.
- [26] XU L, CAO B, NING S, et al. Peanut leaf disease identification with deep learning algorithms[J]. *Molecular Breeding*, 2023, 43: 25.
- [27] 姜红花, 杨祥海, 丁睿柔, 等. 基于改进 ResNet18 的苹果叶部病害多分类算法研究[J]. *农业机械学报*, 2023, 54(4): 295-303.
- JIANG Honghua, YANG Xianghai, DING Ruirou, et al. Identification of apple leaf diseases based on improved ResNet18[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2023, 54(4): 295-303. (in Chinese with English abstract)
- [28] 马丽, 周巧黎, 赵丽亚, 等. 基于深度学习的番茄叶片病害分类识别研究[J]. *中国农机化学报*, 2023, 44(7): 187-193, 206.
- MA Li, ZHOU Qiaoli, ZHAO Liya, et al. Classification and recognition of tomato leaf diseases based on deep learning[J]. *Journal of Chinese Agricultural Mechanization*, 2023, 44(7): 187-193, 206. (in Chinese with English abstract)
- [29] 姜晟久, 钟国韵. 基于可分离扩张卷积和通道剪枝的番茄病害分类方法[J]. *江苏农业科学*, 2024, 52(2): 182-189.
- [30] 王浩宇, 崔艳荣. 基于改进 ShuffleNet v2 模型的苹果叶片病害识别方法[J]. *江苏农业科学*, 2024, 52(13): 214-222.
- [31] ZARBOUBI M, BELLOUT A, CHABAA S, et al. CustomBottleneck-VGGNet: Advanced tomato leaf disease identification for sustainable agriculture[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2025, 232: 110066.
- [32] HONG P, LUO X, BAO L. Crop disease diagnosis and prediction using two-stream hybrid convolutional neural networks[J]. *Crop Protection*, 2024, 184: 106867.
- [33] 杜海顺, 张春海, 安文昊, 等. 基于多层信息融合和显著性特征增强的农作物病害识别[J]. *农业机械学报*, 2023, 54(7): 214-222.
- DU Haishun, ZHANG Chunhai, AN Wenhao, et al. Crop disease recognition based on multi-layer information fusion and saliency feature enhancement[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2023, 54(7): 214-222. (in Chinese with English abstract)
- [34] MA X, CHEN W, XU Y. ERCP-Net: A channel extension residual structure and adaptive channel attention mechanism for plant leaf disease classification network[J]. *Scientific Reports*, 2024, 14: 1-14.
- [35] 黄林生, 罗耀武, 杨小冬, 等. 基于注意力机制和多尺度残差网络的农作物病害识别[J]. *农业机械学报*, 2021, 52(10): 264-271.
- HUANG Linseng, LUO Yaowu, YANG Xiaodong, et al. Crop disease recognition based on attention mechanism and multi-scale residual network[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2021, 52(10): 264-271. (in Chinese with English abstract)
- [36] 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.
- ZHENG Dashuai, YU Qiong, LI Dehao, et al. Peanut leaf disease identification algorithm based on transfer learning and attention mechanism[J]. *Journal of Chinese Agricultural Mechanization*, 2025, 46(7): 226-232, 246. (in Chinese with English abstract)
- [37] ZENG W, LI H, HU G. Identification of maize leaf diseases by using the SKPSNet-50 convolutional neural network model[J]. *Sustainable Computing: Informatics and Systems*, 2022, 35: 100695.
- [38] ZHANG S, WANG D, YU C. Apple leaf disease recognition method based on Siamese dilated Inception network with less training samples[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2023, 213: 108188.
- [39] 王瑞鹏, 陈锋军, 朱学岩, 等. 采用改进的 EfficientNet 识别苹果叶片病害[J]. *农业工程学报*, 2023, 39(18): 201-210.
- WANG Ruipeng, CHEN Fengjun, ZHU Xueyan, et al. Identifying apple leaf diseases using improved EfficientNet[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2023, 39(18): 201-210. (in Chinese with English abstract)
- [40] 黄铝文, 关非凡, 谦博, 等. 基于 2D DWT 与 MobileNetV3 融合的轻量级茶叶病害识别[J]. *农业工程学报*, 2023, 39(24): 207-214.
- HUANG Lyuwen, GUAN Feifan, QIAN Bo, et al. Recognizing tea diseases with fusion on 2D DWT and MobileNetV3[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2023, 39(24): 207-214. (in Chinese with English abstract)
- [41] WU Q, MA X, LIU H. A classification method for soybean leaf diseases based on an improved ConvNeXt model[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2024, 83: 48925-48947.
- [42] ZHANG F, BAO R, YAN B, et al. LSANNet: A lightweight convolutional neural network for maize leaf disease identification[J]. *Biosystems Engineering*, 2024, 248: 97-107.

- [43] ZHU S, GAO H. MC-ShuffleNetV2: A lightweight model for maize disease recognition[J]. *Egyptian Informatics Journal*, 2024, 27: 100503.
- [44] CHEN Y C, WANG J C, LEE M H, Enhanced detection of mango leaf diseases in field environments using MSMP-CNN and transfer learning[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2024, 227: 109636.
- [45] 刘欢, 李云红, 张蕾涛, 等. 基于 MA-ConvNext 网络和分步关系知识蒸馏的苹果叶片病害识别[J]. *浙江大学学报(工学版)*, 2024, 58(9): 1757-1767, 1780.  
LIU Huan, LI Yunhong, ZHANG Leitao, et al. Identification of apple leaf diseases based on MA-ConvNext network and stepwise relational knowledge distillation[J]. *Journal of Zhejiang University (Engineering Science)*, 2024, 58(9): 1757-1767, 1780. (in Chinese with English abstract)
- [46] 聂刚刚, 饶洪辉, 康丽春, 等. 基于轻量化卷积神经网络的油茶病害识别[J]. *江西农业大学学报*, 2024, 46(2): 502-515.  
NIE Ganggang, RAO Honghui, KANG Lichun, et al. Research on *Camellia oleifera* disease recognition based on lightweight convolutional neural network[J]. *Acta Agriculturae Universitatis Jiangxiensis*, 2024, 46(2): 502-515. (in Chinese with English abstract)
- [47] LIANG J, LIANG R, WANG D. A novel lightweight model for tea disease classification based on feature reuse and channel focus attention mechanism[J]. *Engineering Science and Technology, an International Journal*, 2025, 61: 101940.
- [48] 袁培森, 欧阳柳江, 翟肇裕, 等. 基于 MobileNetV3Small-ECA 的水稻病害轻量级识别研究[J]. *农业机械学报*, 2024, 55(1): 253-262.  
YUAN Peisen, OUYANG Liujiang, ZHAI Zhaoyu, et al. Lightweight identification of rice diseases based on improved ECA and MobileNetV3Small[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2024, 55(1): 253-262. (in Chinese with English abstract)
- [49] 王春山, 周冀, 吴华瑞, 等. 改进 Multi-scale ResNet 的蔬菜叶部病害识别[J]. *农业工程学报*, 2020, 36(20): 209-217.  
WANG Chunshan, ZHOU Ji, WU Huarui, et al. Identification of vegetable leaf diseases based on improved multi-scale ResNet[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2020, 36(20): 209-217. (in Chinese with English abstract)
- [50] QUAN S, WANG J, JIA Z, et al. Real-time field disease identification based on a lightweight model[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2024, 226: 109467.
- [51] 刘小玲, 崔艳荣. 基于改进轻量化网络 MobileNeXt 的苹果叶片病害识别方法[J]. *江苏农业科学*, 2023, 51(10): 185-193.
- [52] YANG L, YU X, ZHANG S, et al. GoogLeNet based on residual network and attention mechanism for identification of rice leaf diseases[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2023, 204: 107543.
- [53] 张帅杰, 陈思思, 戴丹, 等. 基于密集卷积网络的甘薯黑斑病害程度分类[J]. *中国农业大学学报*, 2025, 30(4): 51-66.  
ZHANG Shuaijie, CHEN Sisi, DAI Dan, et al. Classification of sweet potato black spot disease severity using dense convolutional networks[J]. *Journal of China Agricultural University*, 2025, 30(4): 51-66. (in Chinese with English abstract)
- [54] 何东健, 王鹏, 牛童, 等. 基于改进残差网络的田间葡萄霜霉病病害程度分级模型[J]. *农业机械学报*, 2022, 53(1): 235-243.  
HE Dongjian, WANG Peng, NIU Tong, et al. Classification model of grape downy mildew disease degree in field based on improved residual network[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2022, 53(1): 235-243. (in Chinese with English abstract)
- [55] JAIN R, KUKREJA V, CHATTOPADHYAY S, et al. Hierarchy in disease severity classification in banana leaves through the integration of convolutional neural network and decision tree models[C]// 2024 5th International Conference for Emerging Technology (INCET). Belgaum: IEEE, 2024: 1-5.
- [56] 尉国帅, 贺佳, 常宝方, 等. 基于改进 S-ResNet34 模型的小麦条锈病等级识别研究[J]. *南京农业大学学报*, 2025, 48(1): 230-239.  
YU Guoshuai, HE Jia, CHANG Baofang, et al. Classification of wheat stripe rust based on improved S-ResNet34 model[J]. *Journal of Nanjing Agricultural University*, 2025, 48(1): 230-239. (in Chinese with English abstract)
- [57] 郭伟, 党梦佳, 贾箫, 等. 基于深度学习的小麦条锈病病害等级识别[J]. *华南农业大学学报*, 2023, 44(4): 604-612.  
GUO Wei, DANG Mengjia, JIA Xiao, et al. Grade classification of wheat stripe rust disease based on deep learning[J]. *Journal of South China Agricultural University*, 2023, 44(4): 604-612. (in Chinese with English abstract)
- [58] ZHAO Y, CHEN J, XU X, et al. SEV-Net: Residual network embedded with attention mechanism for plant disease severity detection[J]. *Concurrency and Computation: Practice and Experience*, 2021, 33(10): e6161.1-e6161.18.
- [59] ZHANG B, WANG Z, YE C, et al. Classification of infection grade for anthracnose in mango leaves under complex background based on CBAM-DBIRNet[J]. *Expert Systems with Applications*, 2025, 260: 125343.
- [60] 杜甜甜, 南新元, 黄家兴, 等. 改进 RegNet 识别多种农作物病害受害程度[J]. *农业工程学报*, 2022, 38(15): 150-158.  
DU Tiantian, NAN Xinyuan, HUANG Jiaying, et al. Identifying the damage degree of various crop diseases using an improved RegNet[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2022, 38(15): 150-158. (in Chinese with English abstract)
- [61] 刘斌, 徐皓玮, 李承泽, 等. 基于快照集成卷积神经网络的苹果叶部病害程度识别[J]. *农业机械学报*, 2022, 53(6): 286-294.  
LIU Bin, XU Haowei, LI Chengze, et al. Apple leaf disease identification method based on snapshot ensemble CNN[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2022, 53(6): 286-294. (in Chinese with English abstract)
- [62] CHEN W, CHEN J, ZEB A, et al. Mobile convolution neural network for the recognition of potato leaf disease images[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2022, 81: 20797-20816.
- [63] SHRUTHI U, NAGAVENI V. TomSevNet: A hybrid CNN model for accurate tomato disease identification with severity level assessment[J]. *Neural Computing and Applications*, 2024, 36: 5165-5181.

- [64] RITHARSON P I, RAIMOND K, MARY X A, et al. DeepRice: A deep learning and deep feature-based classification of rice leaf disease subtypes[J]. *Artificial Intelligence in Agriculture*, 2024, 11: 34-49.
- [65] 郭惠萍, 曹亚州, 王晨思, 等. 基于迁移学习的苹果落叶病识别与应用[J]. *农业工程学报*, 2024, 40(3): 184-192.  
GUO Huiping, CAO Yazhou, WANG Chensi, et al. Recognition and application of apple defoliation disease based on transfer learning[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2024, 40(3): 184-192. (in Chinese with English abstract)
- [66] 黄英来, 姜忠良. 改进残差网络甜瓜叶片病害的识别研究[J]. *计算机工程与应用*, 2024, 60(15): 189-197.  
HUANG Yinglai, JIANG Zhongliang. Research on identification of melon leaf diseases with improved residual network[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2024, 60(15): 189-197. (in Chinese with English abstract)
- [67] 唐源, 鲁茂悦, 李丽平, 等. 基于 SE-MultiResNet50 算法的辣椒病害种类及程度分级检测[J]. *中国农机化学报*, 2024, 45(12): 259-266, 274  
TANG Yuan, LU Maoyue, LI Liping, et al. Grading detection of chili pepper diseases species and degree based on the SE-MultiResNet50 algorithm[J]. *Journal of Chinese Agricultural Mechanization*, 2024, 45(12): 259-266, 274. (in Chinese with English abstract)
- [68] 任青阳, 王彦丁, 施俭. 卷积神经网络目标检测算法研究进展[J]. *科学技术与工程*, 2024, 24(32): 13665-13677.  
REN Qingyang, WANG Yanding, SHI Jian. Advances in target detection algorithms for convolutional neural networks[J]. *Science Technology and Engineering*, 2024, 24(32): 13665-13677. (in Chinese with English abstract)
- [69] 杨锋, 丁之桐, 邢蒙蒙, 等. 深度学习的目标检测算法改进综述[J]. *计算机工程与应用*, 2023, 59(11): 1-15.  
YANG Feng, DING Zhitong, XING Mengmeng, et al. Review of object detection algorithm improvement in deep learning[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2023, 59(11): 1-15. (in Chinese with English abstract)
- [70] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation[C]// 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Columbus: IEEE, 2014: 580-587.
- [71] GIRSHICK R. Fast R-CNN[C]// 2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Santiago: IEEE, 2015: 1440-1448.
- [72] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [73] ZHANG K, WU Q, CHEN Y. Detecting soybean leaf disease from synthetic image using multi-feature fusion Faster R-CNN[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2021, 183: 106064.
- [74] 姜晟, 曹亚芃, 刘梓伊, 等. 基于改进 Faster RCNN 的茶叶叶部病害识别[J]. *华中农业大学学报*, 2024, 43(5): 41-50.  
JIANG Sheng, CAO Yapeng, LIU Ziyi, et al. Recognition of tea leaf disease based on improved Faster RCNN[J]. *Journal of Huazhong Agricultural University*, 2024, 43(5): 41-50. (in Chinese with English abstract)
- [75] 李就好, 林乐坚, 田凯, 等. 改进 Faster R-CNN 的田间苦瓜叶部病害检测[J]. *农业工程学报*, 2020, 36(12): 179-185.  
LI Jiu hao, LIN Lejian, TIAN Kai, et al. Detection of leaf diseases of balsam pear in the field based on improved Faster R-CNN[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2020, 36(12): 179-185. (in Chinese with English abstract)
- [76] HE J, LIU T, LI L, et al. MFaster R-CNN for maize leaf diseases detection based on machine vision[J]. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 2023, 48: 1437-1449.
- [77] 毛锐, 张宇晨, 王泽玺, 等. 利用改进 Faster-RCNN 识别小麦条锈病和黄矮病[J]. *农业工程学报*, 2022, 38(17): 176-185.  
MAO Rui, ZHANG Yuchen, WANG Zexi, et al. Recognizing stripe rust and yellow dwarf of wheat using improved Faster-RCNN[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2022, 38(17): 176-185. (in Chinese with English abstract)
- [78] BARI B S, ISLAM M N, RASHID M, A real-time approach of diagnosing rice leaf disease using deep learning-based faster R-CNN framework[J]. *PeerJ Computer Science*, 2021, 7: e432.
- [79] 许德刚, 王露, 李凡. 深度学习的典型目标检测算法研究综述[J]. *计算机工程与应用*, 2021, 57(8): 10-25.  
XU Degang, WANG Lu, LI Fan. Review of typical object detection algorithms for deep learning[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2021, 57(8): 10-25. (in Chinese with English abstract)
- [80] HE K, GKIOXARI G, PIOTR D, et al. Mask R-CNN[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2020, 42(2): 386-397.
- [81] 杨宁, 程巍, 张钊源, 等. 基于 FPGA 加速的 Mask R-CNN 稻瘟病高通量自适应识别模型研究[J]. *农业机械学报*, 2024, 55(7): 298-304, 314.  
YANG Ning, CHENG Wei, ZHANG Zhaoyuan, et al. Research on high-throughput adaptive recognition Mask R-CNN model for rice blast disease based on FPGA accelerated[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2024, 55(7): 298-304, 314. (in Chinese with English abstract)
- [82] REHMAN Z U, KHAN M A, AHMED F, et al. Recognizing apple leaf diseases using a novel parallel real-time processing framework based on MASK RCNN and transfer learning: An application for smart agriculture[J]. *IET Image Processing*, 2021, 15(10): 2157-2168.
- [83] BONDRE S, PATIL D D. Crop disease identification segmentation algorithm based on Mask - RCNN[J]. *Agronomy Journal*, 2024, 116: 1088-1098.
- [84] 张阳婷, 黄德启, 王东伟, 等. 基于深度学习的目标检测算法研究与应用综述[J]. *计算机工程与应用*, 2023, 59(18): 1-13.  
ZHANG Yangting, HUANG Deqi, WANG Dongwei, et al. Review on research and application of deep learning-based target detection algorithms[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2023, 59(18): 1-13. (in Chinese with English abstract)
- [85] 赵永强, 饶元, 董世鹏, 等. 深度学习目标检测方法综述[J]. *中国图象图形学报*, 2020, 25(4): 629-654.

- ZHAO Yongqiang, RAO Yuan, DONG Shipeng, et al. Survey on deep learning object detection methods[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2020, 25(4): 629-654. (in Chinese with English abstract)
- [86] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: Single shot multibox detector[C]// European conference on computer vision. Cham: Springer International Publishing, 2016: 21-37.
- [87] 李大华, 孔舒, 李栋, 等. 基于改进 SSD 模型的柑橘叶片病害轻量化检测模型[J]. *浙江农业学报*, 2024, 36(3): 662-670.  
LI Dahua, KONG Shu, LI Dong, et al. Lightweight detection model of citrus leaf disease based on improved SSD[J]. *Acta Agriculturae Zhejiangensis*, 2024, 36(3): 662-670. (in Chinese with English abstract)
- [88] WANG J, YANG J, YU L, et al. DBA\_SSD: A novel end-to-end object detection using deep attention module for helping smart device with vegetable and fruit leaf plant disease detection[J]. *Information*, 2021, 12: 1-19.
- [89] 胡凯, 骆润玫, 刘泽乾, 等. 基于改进 SSD 的广佛手病虫害检测方法[J]. *南京农业大学学报*, 2023, 46(4): 813-821.  
HU Kai, LUO Runmei, LIU Zeqian, et al. Detection of bergamot diseases and pests based on improved SSD[J]. *Journal of Nanjing Agricultural University*, 2023, 46(4): 813-821. (in Chinese with English abstract)
- [90] SUN H, XU H, LIU B, et al. MEAN-SSD: A novel real-time detector for apple leaf diseases using improved lightweight convolutional neural networks[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2021, 189: 106379.
- [91] 李辉, 严康华, 景浩, 等. 基于改进 SSD 的苹果叶部病理检测识别[J]. *传感器与微系统*, 2022, 41(10): 134-137.  
LI Hui, YAN Kanghua, JING Hao, et al. Apple leaf pathology detection and recognition based on improved SSD[J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2022, 41(10): 134-137. (in Chinese with English abstract)
- [92] JIANG P, CHEN Y, LIU B, et al. Real-time detection of apple leaf diseases using deep learning approach based on improved convolutional neural networks[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 59069-59080.
- [93] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]// 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas: IEEE, 2016: 779-788.
- [94] YAN C, YANG K, FSM-YOLO: Apple leaf disease detection network based on adaptive feature capture and spatial context awareness[J]. *Digital Signal Processing*, 2024, 155: 104770.
- [95] ZHANG R, LIU T, LIU W, et al. YOLO-CRD: A lightweight model for the detection of rice diseases in natural environments[J]. *Phyton-International Journal of Experimental Botany*, 2024, 93(6): 1275-1296.
- [96] 廖娟, 刘凯旋, 杨玉青, 等. 基于 RDN-YOLO 的自然环境下水稻病害识别模型研究[J]. *农业机械学报*, 2024, 55(8): 233-242.  
LIAO Juan, LIU Kaixuan, YANG Yuqing, et al. Rice disease recognition in natural environment based on RDN-YOLO[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2024, 55(8): 233-242. (in Chinese with English abstract)
- [97] 杨佳昊, 左昊轩, 黄祺成, 等. 基于 YOLO v5s 的作物叶片病害检测模型轻量化方法[J]. *农业机械学报*, 2023, 54: 222-229.  
YANG Jiahao, ZUO Haoxuan, HUANG Qicheng, et al. Lightweight method for crop leaf disease detection model based on YOLOv5s[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2023, 54: 222-229. (in Chinese with English abstract)
- [98] OMER S M, GHAFOR K Z, ASKAR S K. Lightweight improved Yolov5 model for cucumber leaf disease and pest detection based on deep learning[J]. *Signal, Image and Video Processing*, 2024, 18: 1329-1342.
- [99] JING J, LI S, QIAO C, A tomato disease identification method based on leaf image automatic labeling algorithm and improved YOLO[J]. *Journal of the Science of Food and Agriculture*, 2024, 103(14): 7070-7082.
- [100] 龙阳, 肖小玲. 基于多注意力机制的苹果叶部病害检测方法[J]. *江苏农业科学*, 2023, 51(23): 178-186.  
LONG Yang, XIAO Xiaoling. Apple leaf disease detection method based on multi-attention mechanism[J]. *Jiangsu Agricultural Sciences*, 2023, 51(23): 178-186. (in Chinese with English abstract)
- [101] 董雁凯, 王玉超, 李博栋, 等. 基于改进 YOLOv5 的黄瓜霜霉病分级方法[J]. *江苏农业科学*, 2023, 51(22): 213-220.  
DONG Yankai, WANG Yuchao, LI Bozhi, et al. Grading method for cucumber downy mildew based on improved YOLOv5[J]. *Jiangsu Agricultural Sciences*, 2023, 51(22): 213-220. (in Chinese with English abstract)
- [102] XIA Y, YUAN W, ZHANG S, et al. Classification and identification of tea diseases based on improved YOLOv7 model of MobileNeXt[J]. *Scientific Reports*, 2024, 14: 11799.
- [103] GAO W, ZONG C, WANG M, et al. Intelligent identification of rice leaf disease based on YOLOV5-EFFICIENT[J]. *Crop Protection*, 2024, 183: 106758.
- [104] LIN Y, WANG L, CHEN T, et al. Monitoring system for peanut leaf disease based on a lightweight deep learning model[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2024, 222: 109055.
- [105] LIU Z, LI X. An improved YOLOv5-based apple leaf disease detection method[J]. *Scientific Reports*, 2024, 14: 17508.
- [106] LU Y, YU J, ZHU X. YOLOv8-Rice: A rice leaf disease detection model based on YOLOv8[J]. *Paddy and Water Environment*, 2024, 22: 695-710.
- [107] LI F, ZHENG Y, LIU S, et al. A multi-objective apple leaf disease detection algorithm based on improved TPH-YOLOv5[J]. *Applied Fruit Science*, 2024, 66: 399-415.
- [108] 时雷, 杨程凯, 雷镜楷, 等. 基于改进 YOLOv8s 的小麦小穗赤霉病检测研究[J]. *农业机械学报*, 2024, 55(7): 280-289.  
SHI Lei, YANG Chengkai, LEI Jingkai, et al. Wheat spikelet detection of fusarium head blight based on improved YOLOv8s[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2024, 55(7): 280-289. (in Chinese with English abstract)
- [109] ZHANG Y, LIU J, LI S, et al. ESM-YOLOv11: A lightweight deep learning framework for real-time peanut leaf spot disease detection and precision severity quantification in field conditions[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2025, 238: 110801.

- [110] 徐彦威, 李军, 董元方, 等. YOLO 系列目标检测算法综述[J]. *计算机科学与探索*, 2024, 18(9): 2221-2238.  
XU Yanwei, LI Jun, DONG Yuanfang, et al. Survey of development of YOLO object detection algorithms[J]. *Journal of Frontiers of Computer Science and Technology*, 2024, 18(9): 2221-2238. (in Chinese with English abstract)

## Research progress of crop leaf disease detection based on convolutional neural network

ZHU Rui<sup>1</sup>, ZHANG Jiayu<sup>2</sup>, HUANG Jichao<sup>1</sup>, KANG Rui<sup>1</sup>, CHEN Kunjie<sup>1\*</sup>

(1. College of Engineering/College of Artificial Intelligence, Nanjing Agricultural University, Nanjing 211800, China; 2. School of Electrical and Control Engineering, Xuzhou University of Technology, Xuzhou 221018, China)

**Abstract:** Precise and rapid detection is crucial to early warning and timely control of the crop leaf diseases in agricultural production. However, the conventional disease detection has limited to the low efficiency, high cost, and strong subjectivity, difficult to meet the requirements of modern agriculture in recent years. Alternatively, deep learning technologies can be expected to effectively address these limitations, particularly the convolutional neural networks (CNN), due to their powerful feature extraction and automatic learning. The detection efficiency and accuracy can be significantly enhanced to emerge as a hot topics in this field. In datasets, the existing resources are primarily categorized into the institutionally constructed datasets and public repositories. Furthermore, the research scope can be classified into single- and multi-crop datasets. High-quality datasets can be characterized by three important indicators: the large-scale data volume, diversity of samples, and balanced class distribution. This study aims to systematically review the applications of CNN in crop leaf disease detection from two perspectives: image classification and object detection. In image classification, the disease identification tasks were categorized into disease type classification, severity level assessment, and combined type-severity identification. The CNN algorithms were often combined with the optimization strategies, like the attention mechanism and transfer learning, indicating the highly efficient and accurate performance. Disease type identification was categorized into the single and complex background. Single background research was typically achieved in the high recognition accuracy but with the limited generalization. In contrast, the complex background studies focused mainly on the natural field environments, which were closer to the practical applications. While the lightweight model was prioritized to facilitate the deployment on edge devices. And the promising trends were advanced towards the high accuracy, anti-interference and model lightweight. Disease severity grading was achieved in the quantitative classification, according to the lesion characteristics, such as the area and distribution patterns. Many models also demonstrated the high accuracy, computational efficiency, and robustness against interference. The precise assessment of the disease severity was offered the decision-making on the targeted pesticide application. Simultaneously, the integrated recognition over different disease types and severity levels was emerged as a hot research direction. In object detection, the current research was focused on the representative two-stage algorithms (represented by Faster R-CNN and Mask R-CNN) and single-stage algorithms (represented by the SSD series and YOLO series). While two-stage algorithms was typically achieved the higher accuracy and robustness, thereby suffering from the large model sizes and slow inference speeds for the numerous region proposals. Additionally, there was the high dependency on dataset quality and scale. Consequently, the mainstream object detection models were required for the crop leaf disease detection in practical applications. Conversely, the single-stage algorithms shared the small model sizes and high recognition efficiency. But the lower precision and higher miss rates were also observed in complex scenarios. The reason was attributed to the candidate box set, in order to select the foreground part of the disease image. Notably, the YOLO series algorithms can be expected to serve as the mainstream models after continuous iterative optimization. There was the better balance between accuracy and efficiency, indicating the high practical value. Nevertheless, numerous challenges included the confusion caused by the similar lesion features, complex and variable field conditions, and the constraints of the limited datasets on model generalization. Future research should focus on the lightweight, high-precision models to overcome computational constraints in agricultural settings; Model generalization to construct the cross-regional/seasonal disease datasets spanning diverse spatiotemporal conditions; the robustness through multimodal data fusion (e.g., text, sensors, and thermal imaging); simultaneous multi-disease detection within single samples via multi-label learning; and the precise, intelligent disease control technologies for the complex field environments in the large-scale farmland. The finding can also provide a strong reference to facilitate the targeted pesticide application for the ecologically sustainable agriculture.

**Keywords:** computer vision; convolutional neural network (CNN); leaf disease detection; disease type; disease severity level; object detection