

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

汪强¹, 李美琳¹, 马新明², 乔红波¹, 郭伟¹, 时雷¹, 熊淑萍², 樊泽华²,
郑光¹

(1. 河南农业大学信息与管理科学学院, 河南 郑州 450046; 2. 河南农业大学农学院, 河南 郑州 450046)

摘要: 综述了从机器学习到卷积神经网络 (convolutional neural network, CNN) 的作物病害识别融合改进方法, 系统梳理了机器学习与 CNN 作物病害识别的关键技术, 包括数据获取、数据处理、数据训练、网络架构选择、特征提取与融合、模型验证等六个应用流程, 分析了两者优先级差异的核心原因, 归纳了两者优先共同面临的数据需求高、计算资源高和泛化能力不足的技术难点, 对应总结了机器学习改进卷积神经网络作物病害识别关键技术的策略。最后, 总结了当前研究存在的挑战, 并展望了未来的研究方向。

关键词: 卷积神经网络; 机器学习; 深度学习; 作物病害; 病害识别

中图分类号: S-1 文献标志码: A

Research progress of machine learning-improved convolutional neural network in crop disease recognition

WANG Qiang¹, LI Meilin¹, MA Xinming², QIAO Hongbo¹, GUO Wei¹, SHI Lei¹, XIONG Shuping², FAN Zehua², ZHENG Guang¹

(1.College of Information and Management Sciences, Henan Agricultural University, Zhengzhou 450046, China;2.Agricultural College, Henan Agricultural University, Zhengzhou450046, China)

Abstract: This review summarizes the integrated improvement methods for crop disease identification, evolving from machine learning to convolutional neural network (CNN). It systematically outlines the key technologies involved in both machine learning and CNN-based approaches, including six major application processes: data acquisition, data preprocessing, model training, network architecture selection, feature extraction and fusion, and model validation. The core reasons for the performance differences between the two methods are analyzed, and the shared technical challenges—such as high data requirements, high computational demands, and

收稿日期: 2025-03-23 **接受日期:**

基金项目: “十四五”国家重点研发计划 (2023YFD2301503); 国家自然科学基金 (32271993); 河南省科技研发计划联合基金优势学科培育项目 (222301420114); 河南省科技攻关国际科技合作项目 (242102521027)

作者简介: 汪强 (1979—), 男, 河南南阳人, 副教授, 硕士, 主要从事智慧农业技术研究, E-mail: wqhda@heau.edu.cn。

通信作者: 郭伟 (1981—), 女, 河南郑州人, 教授, 博士, E-mail: guoweikworkhome@126.com; 郑光 (1980—), 男, 河南许昌人, 副教授, E-mail: zhengguang@henau.edu.cn。

limited generalization capability—are identified. Corresponding strategies for using machine learning to enhance CNN-based crop disease identification are also summarized. Finally, the review highlights current research challenges and discusses potential future research directions.

Keywords: convolutional neural networks; machine learning; deep learning; crop diseases; disease recognition

作物病害是作物生产中最严重的自然灾害，对作物造成严重的损坏和经济损失^[1]，作物病害识别是病害防控的前提和关键，能够为精准防治、农药减施和农业可持续发展提供基础保障。基于机器学习改进卷积神经网络的作物病害识别方法是当前作物病害识别领域的主流方法。早期作物病害检测依赖人工^[2]，随着计算机图像识别与处理技术不断创新发展^[3]，机器学习应用于作物病害检测领域，深度学习作为机器学习的重要分支^[4]，代表算法卷积神经网络（Convolutional neural network, CNN）能够通过端到端的学习模式自动提取图像的高层次特征^[5]，从而做出快速响应。然而，由于数据问题，环境因素及方法本身灵敏度限制，单一的机器学习和 CNN 作物病害识别方法在复杂环境下的应用面临较大挑战^[6]。通过集成机器学习算法对 CNN 进行优化，有效解决了两者共同面临的技术难点，进一步提高了模型识别精度、泛化能力和对复杂多变环境的适应性^[7]。因此，本研究概述从机器学习到卷积神经网络的作物病害识别融合改进方法，分析机器学习和卷积神经网络两种方法在作物病害识别领域的难点问题，总结应对技术难点的改进策略，以期对机器学习对卷积神经网络的改进研究提供参考，也为未来作物病害识别技术提供借鉴。

1 从机器学习到卷积神经网络的作物病害识别融合改进方法概述

1.1 基于传统机器学习的作物病害识别方法及其局限性

作物病害常表现为明显的症状或损伤，早期识别主要依赖人工观察与经验判断，虽为专家提供依据，但效率低、主观性强，难以满足大规模精准农业需求，逐渐被更加灵活且具有较强泛化能力的传统机器学习方法所取代。

传统机器学习在作物病害识别上的应用可分为监督学习，无监督学习和半监督学习三类^[8]，支持向量机（Support vector machine, SVM）、决策树、随机森林等经典算法，进行监督学习任务即分类和回归；采用无监督学习的 k-means 聚类^[9]、主成分分析等算法主要执行数据分类、聚类 and 降维任务；半监督学习适用于样本不足的场景，以提高识别能力。基于传统机器学习的作物病害识别模型构建流程^[10]包括对原始数据进行分析处理，扫描数据特点，接着利用数据特征工程人工对数据特征进行提取，再将其输入机器学习模型完成识别和分类。传统机器学习作物病害识别模型结构简单、效率高，相比人工方法更为智能，在作物病害识别中曾占主导地位，但由于存在特征提取依赖人工经验，适应性有限等问题^[11]，目前已不是病害识别领域的主流方法。

1.2 深度学习方法及其在作物病害识别中的应用现状

计算能力的提升与大规模图像数据的积累，促使深度学习逐渐成为图像识别领域的重要技术路线，传统机器学习受制于人工特征工程，近年来研究聚焦在深度学习在作物病害识别领域的应用^[12]。

深度学习通过模拟人的视觉系统的分层处理机制，其对比机器学习在数据特征提取阶段采用自动方式，可以提取更为复杂的特征，使得后期分类变得简单有效，应用范围更广。CNN 是目前应用于病害识别任务的深度学习代表算法之一^[13]，借鉴了视觉皮层的生物学原理，其基本结构包括卷积层（Convolution layer）、激活函数（Activation function）、池化层（Pooling layer）和全连接层（Fully connection layer）等^[14]，CNN 通过多层卷积层和池化

层自动实现对输入数据图像的多层次特征提取^[15]，能够有效捕捉图像的局部信息和全局信息。研究者们在水稻、小麦、玉米、番茄、苹果等作物的病斑检测^[16]、病害分类与严重程度分级等任务中广泛应用 CNN 模型，并取得较高精度^[17]。尽管 CNN 在作物病害识别任务中表现优异，但因其复杂的多层次结构，模型训练对数据和计算资源的需求很高，如何进一步提升模型的性能表现与适应性，引出了 CNN 融合其他智能方法的探索^[18]。

1.3 机器学习改进卷积神经网络的作物病害识别方法概述

传统机器学习依赖人工设计特征，难以适应复杂多变的作物病害表现形式，深度学习尤其是卷积神经网络的出现一定程度上缓解了这一问题^[19]。然而，随着应用场景的不断拓展，CNN 模型在数据需求、训练效率与适应性等方面的短板逐渐显现^[20]。值得注意的是，机器学习方法并未被完全淘汰，而是逐渐融入深度学习体系，与 CNN 等模型集成完成作物病害识别任务，有效解决了 CNN 面临的短板问题。

卷积神经网络作物病害识别方法的核心在于 CNN 模型识别病害过程中的数据训练、特征提取等环节，卷积神经网络面临数据训练需求高、多层次特征提取导致的适应性低等问题。而机器学习方法融入到 CNN 中能够有效优化这些环节，弥补 CNN 在数据训练和特征学习上的不足。例如，机器学习中集成学习、迁移学习等技术的引入^[21]，使得 CNN 的训练过程更加高效和精准，并减少对大量标注数据的依赖；支持向量机（SVM）和决策树（DT）可与 CNN 结合^[22]，通过辅助特征提取、分类策略优化，进一步提升识别精度；此外，强化学习和生成对抗网络（GAN）等技术的应用，也帮助提高了模型的适应性和鲁棒性。通过这些改进，机器学习与 CNN 的融合模型不仅能够提升识别的准确度，也增强了模型的适应性和泛化能力，为作物病害识别提供了更加完善的技术支持。

作物病害识别方法经历了从传统机器学习向深度卷积神经网络的快速演进，逐步实现了由人工特征提取到自动特征学习的转变，正在形成以 CNN 为主、融合机器学习策略^[23]的改进体系。为进一步明确后续优化的核心突破口，亟需聚焦作物病害识别任务的关键应用流程与当前面临的技术难点。

2 基于机器学习改进卷积神经网络的作物病害识别关键技术

2.1 作物病害识别中机器学习与卷积神经网络的应用流程

本节旨在从应用研究视角出发，梳理机器学习与卷积神经网络在作物病害识别任务中的通用建模流程和两者应用中的流程差异，即两者性能差异的核心。

2.1.1 通用建模流程：作物病害识别的六个关键阶段

机器学习与 CNN 在作物病害识别中的应用流程，包括数据获取、数据处理、数据训练、网络架构选择、特征提取与融合、模型验证六个环节。

大数据驱动是作物病害识别的基础。作物病害数据通常来源于^[24-28]：1）互联网公开数据集；2）田间实地采集；3）网络爬虫。由于目前研究者能获取的图像中常含有噪声和无关背景，需要对数据进行处理。常见的数据处理方法^[29]多用 Python 语言编写，包括调整图像尺寸、转变颜色模型、降噪、图像分割等，提高数据质量；还包括利用标注工具^[30]labelimg 或 labelme 人工对数据标注病害类别、病害等级等信息，满足机器学习和 CNN 特征工程需要；而数据规模的处理手段即数据增强技术^[31]，包括几何变换、空间变化和颜色变换等，是通过对现有数据进行变换或合成新样本，以扩大数据规模和增强数据对不同环境变化的适应性。数据准备之后开始数据训练，模型通过输入数据学习病害特征，机器学习方法主要是用固定特征训练分类器^[32]，而 CNN 通过梯度优化不断学习新的特征^[33]。在网络架构选择上，机器学习模型通常基于浅层网络，CNN 模型采用多层卷积结构。特征提取阶段机器学习方法依赖研究者手动提取关键特征，而 CNN 方法通过卷积层逐级自动提取不同层次的特征。机器学习和 CNN 模型训练之后输出的结构需要通过交叉验证技术评估其性能，以确保

模型的可靠性和精度。常见的交叉验证方法有^[34]K-fold 交叉验证、留一法交叉验证和分层 K 折交叉验证。通过交叉验证结果优化调整模型超参数，并使用准确率（Accuracy）、精确度（Precision）、召回率（Recall）、F1 值、均方根误差（RMSE）等指标量化模型表现。

2.1.2 机器学习与卷积神经网络的建模机制差异

整体来看，机器学习与 CNN 在数据获取、数据处理的模型验证阶段基本相同，而在数据训练、网络架构选择和特征提取融合阶段存在明显区别，这也是二者性能差异的核心。

在数据训练阶段，模型通过数据训练学习病害特征，机器学习方法主要利用固定特征训练分类器，例如，SVM 通过寻找最优超平面进行分类，随机森林通过多个决策树投票来提高分类稳定性。而 CNN 无需额外的特征工程，通过多层卷积层和池化层的梯度优化不断学习新的特征^[35]。无论是哪种方法，训练效果高度依赖于高质量的大规模数据集，数据不足将直接影响模型性能。网络架构的选择直接决定了模型的计算需求。机器学习模型通常基于如决策树、SVM、RF 等的浅层网络架构完成病害识别任务^[36]。CNN 模型采用多层卷积结构，例如 VGG、ResNet 等^[37]。机器学习架构尽管计算复杂度较低，但在处理高维数据时，计算负担较重，而 CNN 由于层数较深，具备更强的特征学习能力，但计算复杂度更高，两者都面临着计算资源需求高的挑战。特征提取是机器学习与 CNN 最大的区别，它影响最终的分类泛化性能^[38]。机器学习方法依赖如颜色、纹理和形状等研究者手动提取的关键特征，而 CNN 方法通过卷积层逐级自动提取不同层次的特征^[39]：从边缘、角点等低级特征，到纹理、形状等中级特征，最后提取完整的病害模式。机器学习特征工程依赖专家经验，容易出现过拟合，而 CNN 自动学习更复杂的特征模式，往往因数据质量和环境敏感影响性能。二者都存在泛化能力不足的问题。

随着机器学习和卷积神经网络在作物病害识别中的建模机制差异逐渐显现，特别是在数据需求、计算资源消耗和泛化能力等方面，更深入地探讨这两种技术在实际应用中所面临的共同技术难点是当前研究的重点，并为后续改进策略的提出奠定基础。

2.2 面向作物病害识别的机器学习及卷积神经网络关键技术难点

2.2.1 数据需求高

作物病害识别模型的数据训练通常依赖于大规模高质量的标注数据，数据质量直接影响特征提取和模型性能^[40-44]。机器学习中的特征工程和 CNN 的深层网络训练都需大量标注样本。然而在实际应用中，获取如此大规模的标注数据不仅时间成本高，还可能受到数据不均衡、数据标签噪声等问题的影响。为解决此问题，研究者在卷积神经网络训练方法上引入机器学习代表技术迁移学习，有效解决了数据需求高的技术难点。

2.2.2 计算资源需求高

机器学习算法^[45-47]在特征提取和模型调优阶段计算开销较大，处理高维数据时尤为明显。CNN 通常具有较大的参数数量和计算复杂度^[48]，对硬件资源的要求极高。对于作物病害识别任务，尤其是在实时性要求较高的场景下，计算资源需求高不仅限制了模型的实时部署^[49]，还可能导致设备成本的增加。当前研究在网络架构选择中借鉴机器学习特征选择与融合的思想，引入轻量化卷积神经网络模型，在有限的硬件条件下有效优化了计算资源消耗。

2.2.3 泛化能力不足

在作物病害识别任务中，模型的泛化能力决定其在新环境或新数据上的表现。机器学习模型往往过于依赖手工设计的特征，易导致过拟合。即使是卷积神经网络，由于其复杂性和参数量较大，且对环境变化敏感，可能会对训练数据中的噪声过度学习^[50]，从而导致泛化能力不足。为解决泛化能力不足的问题，研究者们提出在卷积神经网络特征提取与融合阶段^[51]，引入机器学习技术多尺度特征提取模块和注意力机制，取得了诸多进展。

3 针对关键难点的机器学习改进卷积神经网络策略

在作物病害识别任务中，机器学习与 CNN 的结合已经成为提升识别精度和模型性能的重要方向。针对数据需求高、计算资源需求高、泛化能力不足这三大技术难点，本文通过对国内外作物病害识别成果的调研，分别从训练方法、网络架构、特征提取与融合 3 个方面归纳总结改进策略。

3.1 训练方法的改进

利用在大型数据集上预训练的模型进行迁移学习，即借用已经训练好的模型，将其知识迁移到作物病害识别任务中，可以显著减少在新任务上的数据需求。近年来，樊湘鹏等^[52]引入迁移学习机制，建立的基于迁移学习和改进卷积神经网络的病害检测系统在自然环境下的平均准确率达到 95.67%，可实现对葡萄叶部病害的快速、智能诊断。MD 等^[53]采用迁移学习结合 MobileNetV3 的模型针对芥菜和绿豆病害分类任务展开研究，在绿豆数据集上的分类准确率达到 96.14%，在芥菜数据集上达到 93.25%，证明了迁移学习的有效性。V 等^[54]提出的基于迁移学习的自动化棉花病害识别系统利用 VGG-SVM 模型分类棉花病害达到 98.29% 的平均准确率。迁移学习作为一种技术手段可以有效减轻对大规模标注数据的依赖，在数据较少的情况下也能获得较好的识别性能，已被研究者广泛应用于作物病害识别任务中。

3.2 网络架构的改进

随着研究的深入，CNN 的层数不断增加，计算资源的需求不断增大，轻量化模型应运而生。针对移动端或嵌入式设备等资源受限的平台，研究者们设计了 ShuffleNet 轻量化网络，在保证识别精度的同时，大大降低了模型的参数量和计算复杂度^[55]。SINGH 等^[56]提出了一种轻量级卷积神经网络“VGG-ICNN”，该模型由 1 个 Max Pool、3 个 Inception 块、1 个 GAP 和 1 个 FC Layer 加 Softmax 组成，只有约 600 万个参数组成，远少于大多数可用的高性能深度学习模型，该模型在 PlantVillage 数据集达到了 99.16% 的准确率。WU 等^[57]提出的基于 GC-MobileNet 的轻量级葡萄病害识别方法，用于高效分类及精细化病害分级的分类准确率达到 98.63%，模型参数量仅 2.08M，有效降低内存占用，同时加快收敛速度，展现出良好的鲁棒性和适应性。轻量化网络架构的不断改进，在解决计算资源需求高问题的同时，实现了资源受限平台上的高效病虫害识别，为农业智能化奠定了技术基础。

3.3 特征提取和融合

多尺度特征提取和注意力机制的引入，允许 CNN 在不同尺度上提取图像特征，使得更全面地捕捉图像中的重要信息，有效提高了模型的性能。张会敏等^[58]提出一种对苹果叶部进行基于多尺度注意力卷积神经网络的方法对其病害识别，所提出的方法在苹果病害叶片图像数据集上的识别准确率达 96% 以上。张净等^[59]提出基于超图的双模态特征融合的农作物病害识别算法 BimodalFINet 取得 91.28% 的识别准确率，该模型具有更好的特征提取能力，能够为田间环境下农作物的病害识别提供有效技术支持。FENG 等^[60]通过将卷积块注意模块（CBAM）与残差网络（ResNet）相结合，设计了一种深度卷积神经（DCNN）结构来学习不同类别的病害特征，该方法选择的特征波长具有良好的类间可分性和类内聚集性。CHENG 等^[61]在深度学习网络 MobileNet v3 的基础上，引入了一个新的注意力机制，取得了 98.7% 的准确率。多尺度特征提取和注意力机制的引入有效应对了模型泛化能力不足的挑战，模型的可靠性和实用性得到保证，为复杂作物病害识别任务提供了有效的技术支持。

4 总结与展望

卷积神经网络（CNN）在作物病害识别领域的创新应用是一项交叉农业科学与人工智能学科的复杂任务。CNN 具有强大的图像特征提取能力，而机器学习算法则擅长于数据处理和模式识别。两者的结合使得作物病害识别更加迅速、准确，为农业生产提供了有力的技

术支持。通过引入迁移学习、优化 CNN 结构等方法, 不仅为作物病害的智能化识别提供了高效的技术支撑, 也在筛选优良抗病性品种等方面的研究发挥着重要的作用, 为未来相关领域的深度学习应用提供了宝贵的参考和借鉴, 对于加强病害预防建设、保障国家粮食安全具有重要意义。近年来, 基于机器学习改进的卷积神经网络 (CNN) 在作物病害识别领域仍面临一些挑战和问题。

1) 在追求实时性的同时, 也需要保证识别的准确性。如何在实时性和准确性之间找到平衡点是一个需要解决的问题, 由于病害识别的结果将直接影响后续的决策和行动(如施药、剪枝等), 因此模型的可信赖性也是一个需要关注的问题。在计算资源有限的情况下加强模型的可解释性研究, 可以考虑结合其他类型的机器学习算法, 如线性模型, 来进一步提高识别的准确性和鲁棒性, 帮助未来研究实现可信赖的、高效的实时监测和诊断, 推动作物病害识别技术在精准农业中的广泛应用。

2) 加强基于机器学习改进的 CNN 作物病害识别技术的实用化和产业化推广。当前病害识别技术已具有显著优势, 但在农民群体中的普及程度仍然较低, 尚未实现大规模应用, 部分技术操作的复杂性也成为了其便捷应用的障碍。因此需要通过与企业、合作社等合作, 将技术应用于实际农业生产中, 为农民提供更加便捷、高效的病害防控服务, 同时, 通过技术培训和指导, 提高农民对新技术的认识和应用能力, 推动农业生产的智能化和现代化进程。

3) 推进机器学习改进的 CNN 模型在实际农业环境中的部署和应用。为降低生产成本, 满足多样化农业场景模型部署和应用任务, 需要进一步研究如何使改进的 CNN 模型适应实时数据输入。可以结合边缘计算技术, 将轻量化模型部署于无人机、智能农机或移动设备中, 以便实时处理病害图像数据。这种方式不仅能够减少数据传输延迟, 还能在田间地头快速生成病害诊断结果, 实现实时监测, 支持精准农业决策。

参考文献 References

- [1] 李佳盟, 王楠, 李震, 等. 基于特征波长优化的便携式作物叶绿素检测仪研究[J]. 农业机械学报, 2023, 54(增刊 2): 270-277.
- LI J M, WANG N, LI Z, et al. Development of handheld chlorophyll detector based on characteristic wavelengths optimization[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(Suppl 2): 270-277.
- [2] 尚俊平, 张冬阳, 席磊, 等. 基于多尺度特征融合和注意力机制的辣椒病害识别模型[J]. 河南农业大学学报, 2024, 58(6): 1021-1033.
- SHANG J P, ZHANG D Y, XI L, et al. Pepper disease identification model based on multi-scale feature fusion and attention mechanism[J]. Journal of Henan Agricultural University, 2024, 58(6): 1021-1033.
- [3] 李子涵, 周省邦, 赵戈, 等. 基于卷积神经网络的农业病虫害识别研究综述[J]. 江苏农业科学, 2023, 51(7): 15-23.
- LI Z H, ZHOU S B, ZHAO G, et al. Study on agricultural pest identification based on convolutional neural network: a review[J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2023, 51(7): 15-23.
- [4] 张耀丽, 许宁, 宋裕民, 等. 卷积神经网络在农业病虫害识别中的应用[J]. 农业装备与车辆工程, 2023, 61(2): 58-62.
- ZHANG Y L, XU N, SONG Y M, et al. Application of convolution neural network in pest identification[J]. Agricultural Equipment & Vehicle Engineering, 2023, 61(2): 58-62.
- [5] 刘峻淳, 周云成, 吴琼, 等. 基于卷积神经网络的番茄叶部病害识别方法[J]. 河南农业大学学报, 2024, 58(2): 287-297.
- LIU J T, ZHOU Y C, WU Q, et al. Recognition method of tomato leaf diseases based on convolutional

neural network[J]. Journal of Henan Agricultural University, 2024, 58(2): 287-297.

[6] 王美娟, 尹飞. 卷积神经网络的多尺度改进及其在玉米病害症状识别中的应用[J]. 河南农业大学学报, 2021, 55(5): 906-916.

WANG M J, YIN F. Multi-scale improvement of convolutional neural network and its application in symptom recognition of maize disease[J]. Journal of Henan Agricultural University, 2021, 55(5): 906-916.

[7] 刘媛媛, 张凡, 师琪, 等. 基于高光谱和集成学习的库尔勒香梨黑斑病潜育期诊断[J]. 农业机械学报, 2022, 53(6): 295-303.

LIU Y Y, ZHANG F, SHI Q, et al. Diagnosis of Korla pear black spot disease in incubation period based on hyperspectral imaging and ensemble learning algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(6): 295-303.

[8] SINGH A K, SREENIVASU S, MAHALAXMI U S B K, et al. Hybrid feature-based disease detection in plant leaf using convolutional neural network, Bayesian optimized SVM, and random forest classifier[J]. Journal of Food Quality, 2022, 2022: 2845320.

[9] ZHAO X, LI K Y, LI Y X, et al. Identification method of vegetable diseases based on transfer learning and attention mechanism[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 193: 106703.

[10] MONTALBO F J P. Automated diagnosis of diverse coffee leaf images through a stage-wise aggregated triple deep convolutional neural network[J]. Machine Vision and Applications, 2022, 33(1): 19.

[11] 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 Y X, ZHANG J Z, LAN Y B, 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.

[12] 肖天赐, 陈燕红, 李永可, 等. 基于改进通道注意力机制的农作物病害识别模型研究[J]. 江苏农业科学, 2023, 51(24): 168-175.

XIAO T C, CHEN Y H, LI Y K, et al. Study on crop disease identification model based on improved channel attention mechanism[J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2023, 51(24): 168-175.

[13] RAHMANI M K I, GHANIMI H M A, JILANI S F, et al. Early pathogen prediction in crops using nano biosensors and neural network-based feature extraction and classification[J]. Big Data Research, 2023, 34: 100412.

[14] 李艳玲, 张博翔, 董萍, 等. 基于改进 DCGAN 的小样本玉米病害图像扩充方法[J/OL]. 河南农业大学学报, 2024: 1-16(2024-09-25). <https://link.cnki.net/doi/10.16445/j.cnki.1000-2340.20240925.001>.

LI Y L, ZHANG B X, DONG P, et al. Few-Shot corn disease image augmentation method based on improved DCGAN[J/OL]. Journal of Henan Agricultural University, 2024: 1-16(2024-09-25). <https://link.cnki.net/doi/10.16445/j.cnki.1000-2340.20240925.001>.

[15] HE P D, LI X J, SHEN W Q, et al. Traceability and analysis method for measurement laboratory testing data based on intelligent Internet of Things and deep belief network[J]. Journal of Intelligent Systems, 2024, 33: 20240076.

[16] JIANG P, CHEN Y H, 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.

[17] SINGH R, KRISHNAN P, BHARADWAJ C, et al. Improving prediction of chickpea wilt severity using machine learning coupled with model combination techniques under field conditions[J]. Ecological Informatics, 2023, 73: 101933.

[18] AHILA PRIYADHARSHINI R, ARIVAZHAGAN S, ARUN M, et al. Maize leaf disease classification using deep convolutional neural networks[J]. Neural Computing and Applications, 2019, 31(12): 8887-8895.

- [19] SALEEM M H, POTGIETER J, ARIF K M. Plant disease classification: A comparative evaluation of convolutional neural networks and deep learning optimizers[J]. *Plants*, 2020, 9(10): 1319.
- [20] ARSENOVIC M, KARANOVIC M, SLADOJEVIC S, et al. Solving current limitations of deep learning based approaches for plant disease detection[J]. *Symmetry*, 2019, 11(7): 939.
- [21] TAO J X, LI X L, HE Y, et al. CEFW-YOLO: A high-precision model for plant leaf disease detection in natural environments[J]. *Agriculture*, 2025, 15(8): 833.
- [22] VALLABHAJOSYULA S, SISTLA V, KOLLI V K K. Transfer learning-based deep ensemble neural network for plant leaf disease detection[J]. *Journal of Plant Diseases and Protection*, 2022, 129(3): 545-558.
- [23] GAO C F, JI X J, HE Q, et al. Monitoring of wheat *Fusarium* head blight on spectral and textural analysis of UAV multispectral imagery[J]. *Agriculture*, 2023, 13(2): 293.
- [24] 李慧琴, 宋赵铭, 刘存祥, 等. 基于 YOLOv8n 的番茄果实检测模型改进[J/OL]. *河南农业大学学报*, 2024: 1-14(2024-05-13). <https://link.cnki.net/doi/10.16445/j.cnki.1000-2340.20240511.002>.
- LI H Q, SONG Z M, LIU C X, et al. Improvement of tomato fruit detection model based on YOLOv8n[J/OL]. *Journal of Henan Agricultural University*, 2024: 1-14(2024-05-13). <https://link.cnki.net/doi/10.16445/j.cnki.1000-2340.20240511.002>.
- [25] 黄河清, 胡嘉沛, 李震, 等. 基于模型剪枝改进 FCOS 的实时柑橘检测研究[J]. *河南农业大学学报*, 2021, 55(3): 453-459.
- HUANG H Q, HU J P, LI Z, et al. Real time *Citrus* detection research based on improved FCOS with model pruning[J]. *Journal of Henan Agricultural University*, 2021, 55(3): 453-459.
- [26] 刘佳明, 张欣, 陈孝玉龙, 等. 基于改进 MobileNetV2 的番茄病害识别研究[J]. *南京农业大学学报*, 2025, 48(3): 724-733.
- LIU J M, ZHANG X, CHEN X, et al. A study on tomato disease recognition based on improved MobileNetV2[J]. *Journal of Nanjing Agricultural University*, 2025, 48(3): 724-733.
- [27] 樊湘鹏, 周建平, 许燕, 等. 基于改进卷积神经网络的复杂背景下玉米病害识别[J]. *农业机械学报*, 2021, 52(3): 210-217.
- FAN X P, ZHOU J P, XU Y, et al. Corn disease recognition under complicated background based on improved convolutional neural network[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2021, 52(3): 210-217.
- [28] 何自芬, 黄俊璇, 刘强, 等. 基于非对称混洗卷积神经网络的苹果叶部病害分割[J]. *农业机械学报*, 2021, 52(8): 221-230.
- HE Z F, HUANG J X, LIU Q, et al. High precision identification of apple leaf diseases based on asymmetric shuffle convolution[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2021, 52(8): 221-230.
- [29] COULIBALY S, KAMSU-FOGUEM B, KAMISSOKO D, et al. Deep neural networks with transfer learning in millet crop images[J]. *Computers in Industry*, 2019, 108: 115-120.
- [30] AL-GAASHANI M S A M, SHANG F J, ABD EL-LATIF A A. Ensemble learning of lightweight deep convolutional neural networks for crop disease image detection[J]. *Journal of Circuits, Systems and Computers*, 2023, 32(5): 2350086.
- [31] RAJ N, PERUMAL S, SINGLA S, et al. Computer aided agriculture development for crop disease detection by segmentation and classification using deep learning architectures[J]. *Computers and Electrical Engineering*, 2022, 103: 108357.
- [32] WAN S, YEH M L, MA H L. An innovative intelligent system with integrated CNN and SVM: Considering various crops through hyperspectral image data[J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2021, 10(4): 242.

- [33] WANG Y M, ZHANG Z, FENG L W, et al. A new attention-based CNN approach for crop mapping using time series Sentinel-2 images[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 184: 106090.
- [34] 何前, 郭峰林, 方皓正, 等. 基于改进 LeNet-5 模型的玉米病害识别[J]. 江苏农业科学, 2022, 50(20): 35-41.
- HE Q, GUO F L, FANG H Z, et al. Study on maize disease recognition based on improved LeNet-5 model[J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2022, 50(20): 35-41.
- [35] 韩鑫, 徐衍向, 封润泽, 等. 基于红外热成像和改进 YOLO v5 的作物病害早期识别[J]. 农业机械学报, 2023, 54(12): 300-307.
- HAN X, XU Y X, FENG R Z, et al. Early identification of crop diseases based on infrared thermography and improved YOLO v5[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(12): 300-307.
- [36] 杨英茹, 吴华瑞, 张燕, 等. 基于复杂环境的番茄叶部图像病虫害识别[J]. 中国农机化学报, 2021, 42(9): 177-186.
- YANG Y R, WU H R, ZHANG Y, et al. Tomato disease recognition using leaf image based on complex environment[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2021, 42(9): 177-186.
- [37] 廖露, 韩春峰, 何纯樱. 基于 VGG19 卷积神经网络和迁移学习的水稻病害图像分类方法[J]. 测绘, 2023, 46(4): 153-157.
- LIAO L, HAN C F, HE C Y. Rice diseases image classification method based on VGG19 and transfer learning[J]. Surveying and Mapping, 2023, 46(4): 153-157.
- [38] 张娜, 刘坤, 杨国栋. 基于 AlexNet 的农作物病虫害识别研究[J]. 计算机与数字工程, 2024, 52(2): 554-558.
- ZHANG N, LIU K, YANG G D. Research on crop pest and disease identification based on AlexNet[J]. Computer & Digital Engineering, 2024, 52(2): 554-558.
- [39] 何前. 基于卷积神经网络的水稻叶片病害分类研究[D]. 武汉: 武汉轻工大学, 2023.
- HE Q. [Classification of rice leaf diseases based on convolutional neural network](#)[D]. Wuhan: Wuhan Polytechnic University, 2023.
- [40] 尚增强, 杨东福, 马质璞. 基于深度卷积神经网络的大豆叶片多种病害分类识别[J]. 大豆科学, 2021, 40(5): 662-668.
- SHANG Z Q, YANG D F, MA Z P. Automatic identification of soybean leaf diseases based on UAV image and deep convolution neural network[J]. Soybean Science, 2021, 40(5): 662-668.
- [41] 赵小虎, 李晓, 叶圣, 等. 基于改进 U-Net 网络的多尺度番茄病害分割算法[J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(10): 216-223.
- ZHAO X H, LI X, YE S, et al. Multi-scale tomato disease segmentation algorithm based on improved U-Net network[J]. Computer Engineering and Applications, 2022, 58(10): 216-223.
- [42] KARIM M J, GONI M O F, NAHIDUZZAMAN M, et al. Enhancing agriculture through real-time grape leaf disease classification via an edge device with a lightweight CNN architecture and Grad-CAM[J]. Scientific Reports, 2024, 14: 16022.
- [43] 郑果, 姜玉松. 基于多任务学习农作物叶片病害诊断方法[J]. 中国农业科技导报, 2024, 26(1): 89-98.
- ZHENG G, JIANG Y S. Diagnosis of crop disease based on multi-task learning[J]. Journal of Agricultural Science and Technology, 2024, 26(1): 89-98.
- [44] ESCORCIA-GUTIERREZ J, GAMARRA M, TORRES-TORRES M, et al. Intelligent sine cosine optimization with deep transfer learning based crops type classification using hyperspectral images[J]. Canadian Journal of Remote Sensing, 2022, 48(5): 621-632.

- [45] 周惠汝, 吴波明. 深度学习在作物病害图像识别方面应用的研究进展[J]. 中国农业科技导报, 2021, 23(5): 61-68.
- ZHOU H R, WU B M. Advances in research on deep learning for crop disease image recognition[J]. Journal of Agricultural Science and Technology, 2021, 23(5): 61-68.
- [46] 李长明, 张勇, 刘志勇. 局部线性与卷积网络融合的病害图像分割算法[J]. 计算机仿真, 2020, 37(7): 418-421.
- LI C M, ZHANG Y, LIU Z Y. A disease image segmentation algorithm based on the fusion of local linear and convolutional networks[J]. Computer Simulation, 2020, 37(7): 418-421.
- [47] REZK N G, ATTIA A F, EL-RASHIDY M A, et al. An efficient plant disease recognition system using hybrid convolutional neural networks (CNNs) and conditional random fields (CRFs) for smart IoT applications in agriculture[J]. International Journal of Computational Intelligence Systems, 2022, 15(1): 65.
- [48] ZHONG Y W, HUANG B J, TANG C W. Classification of cassava leaf disease based on a non-balanced dataset using transformer-embedded ResNet[J]. Agriculture, 2022, 12(9): 1360.
- [49] 王浩宇, 胡玉荣, 崔艳荣, 等. 基于改进 MobileNet v3-small 模型的苹果叶片病害识别方法[J]. 江苏农业科学, 2025, 53(5): 113-120.
- WANG H Y, HU Y R, CUI Y R, et al. Apple leaf disease identification method based on improved MobileNet v3-small model[J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2025, 53(5): 113-120.
- [50] 卢筱伟, 孟志青. 融合注意力机制和多尺度卷积的小麦病害识别模型[J]. 中国农学通报, 2023, 39(25): 147-154.
- LU X W, MENG Z Q. Wheat disease recognition model integrating attention mechanism and multi-scale convolution[J]. Chinese Agricultural Science Bulletin, 2023, 39(25): 147-154.
- [51] 崔庭源, 杨其长, 张义, 等. 基于迁移学习和卷积神经网络的生菜鲜重估测[J]. 中国农业大学学报, 2022, 27(11): 197-206.
- CUI T Y, YANG Q C, ZHANG Y, et al. Lettuce fresh weight estimation based on transfer learning and convolutional neural network[J]. Journal of China Agricultural University, 2022, 27(11): 197-206.
- [52] 樊湘鹏, 许燕, 周建平, 等. 基于迁移学习和改进 CNN 的葡萄叶部病害检测系统[J]. 农业工程学报, 2021, 37(6): 151-159.
- FAN X P, XU Y, ZHOU J P, et al. Detection system for grape leaf diseases based on transfer learning and updated CNN[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2021, 37(6): 151-159.
- [53] MALLICK M T, MURTY D O, PAL R, et al. High-speed system-on-chip-based platform for real-time crop disease and pest detection using deep learning techniques[J]. Computers and Electrical Engineering, 2025, 123: 110182.
- [54] PANDIYARAJU V, ANUSHA B, SENTHIL KUMAR A M, et al. Spatial attention-based hybrid VGG-SVM and VGG-RF frameworks for improved cotton leaf disease detection[J]. Neural Computing and Applications, 2025, 37(14): 8309-8329.
- [55] 罗鸣, 方睿, 徐铭美, 等. 基于迁移学习和轻量级卷积神经网络农作物病害识别[J]. 现代计算机, 2021, 27(32): 16-21.
- LUO M, FANG R, XU M M, et al. Agricultural crop disease identification based on transfer learning and lightweight convolution neural network[J]. Modern Computer, 2021, 27(32): 16-21.
- [56] THAKUR P S, SHEOREY T, OJHA A. VGG-ICNN: a Lightweight CNN model for crop disease identification[J]. Multimedia Tools and Applications, 2023, 82(1): 497-520.
- [57] WU C H, GU X X, XIONG H L, et al. Fine-grained recognition of grape leaf diseases based on transfer learning and convolutional block attention module[J]. Applied Soft Computing, 2025, 172: 112896.
- [58] 张会敏, 谢泽奇. 基于多尺度注意力卷积神经网络的苹果叶部病害识别方法[J]. 江苏农业科学,

2023, 51(16): 154-161.

ZHANG H M, XIE Z Q. An apple leaf disease identification method based on multi-scale attention convolution neural network[J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2023, 51(16): 154-161.

[59] 张净, 邵文文, 刘晓梅, 等. 基于超图的双模态特征融合的作物病害识别算法[J]. 江苏农业科学, 2023, 51(15): 164-173.

ZHANG J, SHAO W W, LIU X M, et al. Crop disease identification based on bimodal feature fusion and HGNN[J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2023, 51(15): 164-173.

[60] FENG S, ZHAO D X, GUAN Q, et al. A deep convolutional neural network-based wavelength selection method for spectral characteristics of rice blast disease[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 199: 107199.

[61] CHENG H B, LI H M. Identification of apple leaf disease via novel attention mechanism based convolutional neural network[J]. Frontiers in Plant Science, 2023, 14: 1274231.