

Research on Intelligent Recognition and Diagnosis System of Crop Diseases Based on Deep Learning

Haiyan Chen

Qingshan Township People's Government, Datong Hui and Tu Autonomous County, Datong, Qinghai, 810100, China

Abstract

Agricultural production heavily depends on pest and disease control capabilities. Traditional manual identification methods, constrained by experiential limitations, exhibit low efficiency and instability, failing to meet the demands of large-scale and precision agriculture. Deep learning demonstrates significant advantages in image feature extraction and classification recognition, providing reliable technical support for intelligent disease diagnosis. To address challenges such as complex crop disease characteristics, high environmental noise, and diverse disease types, an integrated recognition system combining convolutional neural networks, attention mechanisms, and multimodal data analysis can be developed. Through high-quality dataset construction, model optimization, lightweight deployment, and visual interface design, the system achieves rapid disease identification and diagnosis. Application results indicate that the system demonstrates high accuracy, strong adaptability, and excellent engineering usability, offering an effective technical pathway for smart agriculture development.

Keywords

deep learning; crop diseases; intelligent recognition; convolutional neural network; agricultural informatization

基于深度学习的农作物病害智能识别与诊断系统研究

陈海颜

青海大通回族土族自治县青山乡人民政府, 中国·青海 大通 810100

摘 要

农业生产高度依赖病虫害防控水平, 传统人工识别受经验限制、效率低且稳定性不足, 难以满足规模化和精准化农业需求。深度学习在图像特征提取与分类识别方面具有显著优势, 为病害智能诊断提供可靠技术支持。围绕农作物病害特征复杂、环境噪声大与类型多样等问题, 可构建融合卷积神经网络、注意力机制与多模态数据分析的识别系统。通过高质量数据集建设、模型优化、轻量化部署及可视化界面设计, 实现病害的快速识别与诊断。应用结果表明, 该系统具有高精度、强适应性和良好工程可用性, 为智慧农业发展提供有效技术路径。

关键词

深度学习; 农作物病害; 智能识别; 卷积神经网络; 农业信息化

1 引言

农作物病害识别与诊断一直是农业领域的重要难题。传统方法依赖农业技术人员的经验判断, 在大规模种植场景中难以实现快速、精准与标准化的监测。随着农业规模化、机械化、智能化的发展, 农作物病害呈现类型多样化、传播速度快与环境条件复杂等特点, 亟需构建高效智能化的诊断系统。深度学习凭借其在特征提取与图像分析领域的自适应能力, 已成为计算机视觉研究的重要方向。将深度学习模型与农业图像数据结合, 可实现自动化识别、远程诊断与实时预警, 为农业生产提供强有力的技术支撑。当前研究虽已取得一定进展, 但仍存在数据质量参差、环境干扰大、模型泛

化能力不足、边缘部署受限等问题。本研究在分析现有技术瓶颈的基础上, 构建更加系统化、智能化与工程化的深度学习病害识别与诊断系统, 从算法模型、数据构建、系统设计与性能优化等方面展开深入探讨, 以期推动农业病害诊断技术的实用化应用。

2 农作物病害智能识别的理论基础与技术需求

2.1 农作物病害特征及智能识别难点

农作物病害类型多样, 表现在叶片、茎秆、果实等不同器官, 其症状形式包括颜色异常、斑点扩散、纹理破损、组织坏死、卷曲畸变等, 具有高度复杂性与多样性。由于自然环境存在光照强弱变化、风雨影响、叶片遮挡、角度偏差等因素, 采集图像中常伴随噪声、阴影与背景干扰, 使病害特征呈现非规则性与不稳定性。同一种病害在不同作物生长阶段所表现的形态差异明显, 进一步增加识别难度。此外,

【作者简介】陈海颜(1977-), 男, 中国青海大通人, 本科, 农艺师, 从事农业研究。

不同病害之间可能具有相似色斑或近似纹理，容易造成误判。上述因素使传统基于人工提取特征的方法难以满足高精度识别需求，而深度学习凭借端到端学习能力能够自动捕捉高层语义特征，成为解决复杂农作物病害识别任务的重要工具。

2.2 深度学习在病害识别中的技术优势

深度学习能够通过多层神经网络实现对图像的深层特征提取，自动学习颜色梯度、空间纹理、局部形变及结构边界等多维特征，显著提升病害识别的准确性。卷积神经网络（CNN）具备局部感知与参数共享优势，适合处理病害斑点等局部区域特征；ResNet 利用残差连接强化深层学习能力，适合处理复杂病害纹理；DenseNet 通过特征复用增强对细节的表达能力。注意力机制如 SE 与 CBAM 可在特征中突出关键区域，有助于模型在背景复杂的田间环境下聚焦病斑本体。此外，深度学习可与语义分割模型（UNet、Mask R-CNN）结合，实现病害区域的像素级定位；与目标检测模型（YOLO、Faster R-CNN）结合可完成病害位置与类型的同时识别，为构建高性能智能诊断系统提供了多维技术支撑。

2.3 智能识别系统的构建需求

构建高性能智能病害识别系统需实现从数据采集到诊断输出的全流程功能，包括图像采集、预处理、模型训练、实时推理与可视化展示等环节。首先，需要构建覆盖不同作物品种、生长时期与环境条件的高质量数据集，以提升模型在真实田间环境中的适应性；通过增强技术扩展样本，使模型在光照变化、角度偏移与噪声背景下保持稳定。其次，系统需依托高性能模型，并采用蒸馏、剪枝等轻量化策略以满足移动端与边缘端设备的部署要求。同时，系统应具备实时诊断能力、远程异常反馈、病害趋势预测与多作物扩展功能，以适应多种农业应用场景。一个成熟的智能识别系统还应具备良好可扩展性和与农业管理平台的接口能力，实现病害监测、诊断与决策的协同应用。

3 病害识别数据集构建与预处理方法研究

3.1 农作物病害数据采集策略

构建高质量病害数据集是实现深度学习病害识别的前提。农作物病害受品种、生长阶段、气候条件与地理区域影响显著，因此数据采集需覆盖多地区、多时段及多种种植环境，确保数据具备代表性与多样性。采集方式应包括无人机航拍、高分辨率相机拍摄、固定监测设备抓拍与智能手机采集等，以获得不同视角、不同尺度和不同光照条件下的样本。无人机可实现大范围、高空俯视获取病害宏观分布；相机与手机则适合采集近距病斑特征。采集过程中需同步记录温湿度、光照、土壤信息以及病害等级等辅助数据，为模型提供多模态信息支持。此外，针对易混淆病害类型，应采集足量样本以平衡类别分布，避免训练过程中出现偏置，从而提升

模型的泛化能力与稳定性。

3.2 病害图像预处理与增强技术

农田环境复杂，图像易受光照变化、背景干扰、噪声污染等因素影响，因而图像预处理是提升模型性能的关键步骤。预处理内容包括噪声滤波、光照归一化、颜色空间转换与背景分离等，使图像的病害区域更加突出、信息更稳定。数据增强技术可通过旋转、裁剪、缩放、加噪、颜色扰动等方式扩充数据量，增强模型在不同拍摄条件下的鲁棒性。针对病斑区域形态不一、颜色变化明显的特点，可采用区域增强与病斑局部放大方法，强化模型对细节特征的学习能力。同时应用对比度增强或自适应阈值处理，使病害斑纹更加清晰，进一步提升模型的特征提取效果。完善的预处理策略可显著降低环境干扰，提高分类与识别训练的有效性。

3.3 病害区域分割与特征提取策略

为提升病害识别的准确性与精细化程度，需要对病害区域进行像素级定位。语义分割模型如 UNet、DeepLabv3+ 能够对病害斑块进行精准标注，使模型聚焦于病灶本身，减少背景因素干扰。通过分割结果可提取颜色梯度、纹理分布、病斑边缘形态等关键特征，为后续分类提供高质量输入。对于病害区域形状不规则、边界模糊或与背景颜色接近的情况，引入注意力机制可进一步增强模型对病斑特征的关注度，提高分割与识别性能。分割后的特征可用于构建深度特征描述向量，支持多维度分析，为综合诊断提供依据。结合分割与特征提取的策略，可有效提高模型在复杂条件下的鲁棒性，使智能诊断系统具备更强的适应能力与可扩展性。

4 基于深度学习的农作物病害识别模型设计

4.1 卷积神经网络的模型构建与优化策略

卷积神经网络（CNN）是农作物病害图像识别的核心模型，其层级结构能够自动提取颜色、纹理与形状等关键信息。模型构建时需结合病害图像复杂性设计更加稳健的网络结构。采用残差网络可缓解深层网络的梯度消失问题，使模型在高维特征学习中保持稳定；批归一化（BN）层能够提升训练速度并减少内部协变量偏移，使模型在不同批次数据下具备一致性；激活函数如 ReLU、Mish 等有助于增强非线性表达能力。针对农业场景中光照不均、噪声多、病灶尺寸变化大的特点，引入多尺度卷积结构可实现不同感受野下的特征捕捉。通过特征融合模块整合浅层纹理与深层语义信息，可提升病害识别的鲁棒性与准确度，使模型在复杂背景下保持稳定性能。

4.2 注意力机制在病害识别中的应用

注意力机制通过强调图像中的关键区域，使模型能够更加聚焦病灶本身，减少背景干扰带来的错误判别。SE 模块利用通道注意力重新分配特征权重，使网络倾向于学习与病害相关的高贡献通道；CBAM 模块在此基础上加入空间注意力，使模型能够检测病害区域在空间分布上的显著性，

实现对病灶斑点、形态边界等微观特征的精细识别。将注意力机制嵌入 CNN 结构,可在复杂田间环境中增强模型的识别稳定性,尤其是在病害症状轻微、病斑与背景相似度较高的情形下表现更加突出。注意力机制的加入不仅提升特征提取质量,还可减少模型对冗余背景的学习,提高分类效率和泛化能力。

4.3 轻量化模型与边缘端部署技术

农业应用场景广泛分布于田间地头,对计算资源、能源消耗和设备成本的要求更为严格,轻量化模型成为部署的关键选择。MobileNet、ShuffleNet 等网络采用深度可分离卷积,大幅减少参数量与计算量,使模型能够在移动终端与农机设备上实时运行。在此基础上利用模型剪枝技术删除冗余权重,通过量化方法将权重压缩为低位表示,再结合蒸馏技术以较小模型学习大模型的特征表达,可进一步提升模型推理速度。轻量化策略能够保证模型在智能手机、便携式诊断设备、无人机挂载终端等场景中高效运行,为大面积农田的实时监测提供保障,使病害识别系统具备更强的工程可实施性与现场适应能力。

5 农作物病害智能诊断系统的架构设计与实现

5.1 系统总体架构设计

农作物病害智能识别与诊断系统的总体架构由数据采集、图像预处理、模型推理、结果分析与可视化展示等模块构成,形成从数据输入到诊断输出的完整闭环。数据采集模块通过多类型传感设备获取农田现场图像,实现实时更新与多角度覆盖;预处理模块对图像进行增强、噪声抑制、光照校正与病害区域初步提取,确保输入数据质量;模型推理模块集成深度学习分类模型,对病害类型、病灶特征与区域分布进行识别与判别;结果分析模块结合识别概率、病害程度与历史数据进行综合评估,生成诊断结论;可视化界面以图像展示、风险提示、历史记录与远程互动等方式提供用户友好体验,使系统具备较强的工程应用价值。

5.2 系统功能模块设计

系统功能设计需围绕农业生产实际需求展开,实现多维度智能服务。实时诊断模块负责在不同终端上快速产出病害识别结果;趋势分析模块基于时间序列数据监测病害变化规律,为农户提供动态管理依据;多作物适配模块支持不同品种的病害模型调用,并可根据作物特性调整识别参数;远程专家咨询模块利用网络联通性支持图像上传与专家指导,

弥补基层农户专业能力不足的问题;模型更新模块实现新病害样本的持续学习与模型迭代,使系统保持长期有效性。系统内部依托知识库提供病害防治方案、关键指标判定依据与管理建议,实现识别、诊断与决策支持功能的集成化。

5.3 系统应用与性能测试

在多地作物种植区域对系统进行实地应用测试,评价其识别准确度、响应速度与环境适应能力。测试结果表明系统在多病害、多作物、多光照条件下均保持较高识别精度,模型对病害斑点形态等细节特征具有良好捕捉能力。系统在移动端、无人机平台及固定监测设备上的部署均表现出稳定推理速度,满足实时诊断需要;在光照不均、背景复杂、叶片遮挡等干扰情况下,预处理与注意力机制有效提升了识别鲁棒性。用户体验调查显示系统操作便捷、信息呈现直观,可显著降低人工诊断负担,提升病害监测效率。整体测试验证系统具备推广价值,可为智慧农业提供可靠技术支撑。

6 结语

基于深度学习的农作物病害智能识别与诊断系统是智慧农业与数字农业发展的重要技术支点,其核心价值在于突破传统人工识别模式的效率瓶颈,实现病害监测的自动化、标准化与精准化。本研究围绕农业环境复杂、病害类型多样及图像干扰因素显著等挑战,构建了覆盖多品种、多生长期、多光照条件的病害图像数据集,并设计了结合卷积神经网络、注意力机制与轻量化模型的识别体系,使系统在多场景下保持较高的检测精度与鲁棒性。通过工程化部署,本研究实现了从数据采集、模型推理到可视化输出的完整应用流程,验证了系统在实际农田环境中的可行性与适应性。

参考文献

- [1] 薛兴川.基于深度学习的农作物叶片病害诊断方法研究和系统开发[D].东北电力大学,2024.
- [2] 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.黑龙江省,黑河学院,2023-06-07.
- [3] 宁杰琼.基于深度学习的特定农作物病害识别研究[D].贵州大学,2021.
- [4] 吴晓伟.基于深度学习算法的人工智能病虫害识别系统.安徽省,安徽中科智能感知大数据产业技术研究院有限责任公司,2015-07-15.
- [5] 段育辰.基于智能优化深度学习的农作物病虫害识别研究[D].南京信息工程大学,2024.