

结合深度学习、优化算法与物联网传感器的植物病害检测综述

杨斯珈

兰州理工大学计算机与通信学院, 兰州 730050, 甘肃, 中国

摘要: 作物病害是农业部门面临的主要问题之一。采用自动化技术检测植物病害具有明显优势: 它能够及早发现问题, 并大幅减少大型农场的巡查工作量。众多研究者提出了多种元启发式优化方法与深度学习新技术来识别和分类植物病害。本文分析了大量基于物联网 (IoT) 的植物病害自动识别与检测方法。用于检测植物病害的自动模块把数据提供给系统所维护的汇聚节点, 从而支持基于物联网的监测。目前已存在众多基于植物病害与计算机视觉的方法, 本文共考察 33 篇论文。本研究还就如何提升物联网集成的植物病害检测与识别能力给出了全面的认识, 并指出了各类问题与研究空白以及可能的研究方向。

关键词: 深度学习; 检测; 叶片病害; 元启发式优化方法; 植物病害识别

Survey on Plant Disease Detection via Combination of Deep Learning and Optimization Algorithms with IoT Sensors

SiJia Yang

School of Computer and Communication, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, Gansu, China

Abstract: Crop diseases are one of the main problems facing the farming sector. Detecting plant diseases using some automatic techniques is advantageous because it recognizes problems early and eliminates a significant amount of monitoring effort on massive farms. Numerous investigators have created various metaheuristic optimizing and an innovative technique for deep learning to recognize and classify plant illnesses. This research analyzes many IoT-based methods for automated plant disease identification and detection. The automatic module for detecting plant diseases provides data to a sink node that the system maintains to facilitate IoT-based monitoring. Numerous methods based on plant disease and computer vision exist. Thirty-three papers in all are examined here. This research also offers a thorough understanding of how to enhance IoT-integrated plant disease detection and identification capabilities. In addition to this, various problems and research gaps are noted along with potential research.

Keywords: Deep learning; Detection; Leaf disease; Metaheuristic optimization approach; Plant disease identification

一、引言

农业一直是印度经济发展的主要推动力之一。偏远地区的农民往往难以区分可能危害其作物的多种病害 [1]。



病虫害损伤作物或植株部位, 导致粮食产量下降、粮食贫困加剧 [2]。植物病害会改变并破坏植株的原有特性, 从而改变并影响其自然功能 [3]。仅凭叶片上的症状用肉眼诊断植物病害正变得越来越困难 [4]。由于不同植物及近缘植物的叶片在大小、纹理、颜色与形态上差异极大, 用图像处理诊断植物病害也十分困难 [5]。这促使人们开发利用植物叶片形态特性来预测和识别病害的图像处理工具 [6]。第二步则由特定分类器把输入的叶片图像划分为健康与患病两类 [7]。物联网生态使农民能够灵活地与多种作物建立联系, 从而简化农事 [8]。作物病害是当前农业部门面临的重大问题之一, 植物病害自动识别系统具有多种优势, 如症状的早期检出以及大型农场巡查工作量的降低。众多研究者已基于深度学习与元启发式优化提出了大量检测与诊断植物病害的算法。本文考察了基于物联网的植物病害自动识别与检测的多种方法。基于物联网的监测通过在自动病害检测模块上连接汇聚节点来实现。区分健康叶片与患病叶片的过程依赖纹理、颜色、形态、图案等形态学特征。基于植物病害与计算机视觉技术的方法多种多样。本研究还介绍了如何提升基于物联网的植物病害诊断与检测性能, 并在提出可能研究方向之外指出了若干问题与研究空白。

许多研究者把植物病害诊断分为两类。第一类直接用叶片图像数据对病害归类。深度学习被定义为一种神经网络学习过程, 其特征之一是能够通过识别模式自动发现图像中的特征。称为卷积神经网络 (CNN) 的深度学习模型常用于图像处理, 以识别并提取植物数据。当前系统在诊断植物病害最常用的分类方法中采用 K 近邻 (KNN) 算法。由于植物叶片所呈现的症状多样而细微, 仅凭肉眼诊断植物病害日益困难。栽培作物的复杂性——包含大量具有独特特性的物种——使这一过程更加复杂; 此外, 需要监测的植株数量之巨也加剧了难度。即便是经验丰富的农业专家与植物病理学家, 也难以准确诊断特定病害, 因为其症状很容易与其他病症或环境因素相混淆, 这往往导致误诊以及随之而来的不当或无效处置, 可能造成重大农业损失并妨碍有效的病害管理。主要研究者发现, 把深度学习与元启发式优化相结合可显著提升基于物联网的植物病害检测系统的准确性与效率。本研究运用深度学习与优化技术, 弥补以往基于物联网的病害检测与识别研究的不足。

本篇植物病害检测与识别综述的主要目标是: (1) 梳理并探讨近期为植物病害检测所开发的新技术, 如先进成像系统、AI 驱动的分析与物联网传感器; (2) 就时间与准确率, 针对不同植物物种与病害对各类检测方法 (如传统方法与现代方法) 作出详细比较; (3) 审视并提出对现有病害检测模型的改进, 把机器学习、深度学习与数据分析的最新进展同物联网传感器结合起来。

由于栽培作物体量庞大且情况复杂, 即便对经验丰富的植物病理学家与农业专业人员而言, 精确识别其中的特定病害也往往颇具挑战。由于不同植物及近缘植物的叶片在大小、纹理、颜色与形态上差异极大, 用图像处理诊断植物病害十分困难。为克服这一困难, 本文就植物病害识别开展了全面综述: (1) 研究基于物联网、利用所采集图像实现植物病害自动识别与检测的多种技术; (2) 对植物病害识别与检测方面众多可信数据来源作深入评述; (3) 分析当前利用深度学习与元启发式优化方法、基于物联网的植物病害识别研究, 弥补现有病害检测综述文章的不足; (4) 提出一种未来模型, 以突破当前限制并构建有效的植物病害检测技术。

二、病害分析

通过图像分析可实现以下目标: 发现果实、茎秆与叶片上的病害; 找出问题区域的成因; 判定受损区域的类型。危害叶片的主要病原为病毒、细菌与真菌。

(一) 病毒性病害症状

由病毒感染引起的植物病害最难诊断, 缺乏可持续观察的指征, 常被误判为营养缺乏或机械损伤。病毒性病害的症状见图 1(a)。

（二）细菌性病害症状

蔬菜中的致病细菌可引发严重感染。由于细菌无法直接穿透植物组织，它们必须经由伤口或植株孔隙侵入。细菌性病害症状见图 1(b)。

（三）真菌性病害症状

真菌是晚疫病等植物叶部病害的病原。它首先出现在潮湿或呈灰绿色斑块的下部老叶上。图 1(c)给出真菌性病害的症状。

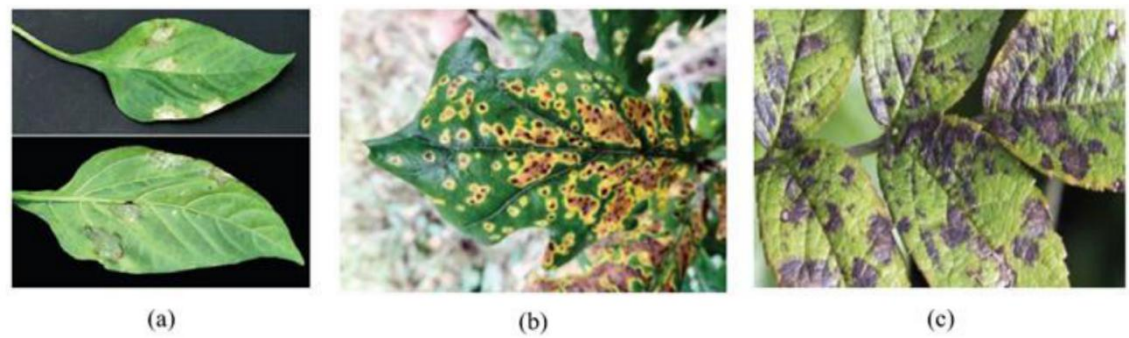


Figure 1 The symptoms of (a) viral disease, (b) bacterial disease and (c) fungal disease

图 1 (a)病毒性病害、(b)细菌性病害与(c)真菌性病害的症状

三、基于叶片图像的病害识别基本流程

要利用植物叶片准确检测植物病害，需要一系列处理流程，其首要步骤是数据采集与预处理；随后用不同的分类器对特征进行分类。

（一）数据采集

诊断植物病害的第一步是采集图像数据。在线图片资源为基于物联网的植物病害诊断方法提供了所需图像，例如 PlantVillage、Cassava（木薯）、Hops（啤酒花）、棉花病害与水稻病害等数据集。目前可用的标准植物病害数据集与环境图像见表 1。

Table 1 Specifics of the Datasets

表 1 数据集详情

数据集说明	链接
Plant Village 数据集: 来自 9 个物种的 70 000 幅高质量患病与健康植物叶片图像	https://www.kaggle.com/datasets/tushar5harma/plant-village-dataset-updated （2023 年 4 月 20 日访问）
Cassava（木薯）数据集	
Hops（啤酒花）病害数据集: 1102 幅啤酒花植株图像，其中健康 528 幅、霜霉病 166 幅、虫害 250 幅、营养问题 52 幅	https://www.kaggle.com/datasets/scruggzilla/hops-classification （2020 年访问）

（二）预处理

预处理是识别植物病害最关键的环节之一，它包含若干步骤，如分割病害区域、缩放图像以适配模型、去除噪声、调整颜色以及执行各类变换操作。

（三）特征提取

特征是深度学习的关键组成部分。为便于归类，特征被用于对病害数据作数学描述。病害识别会用到基于纹理的成分，如 Gabor 图特征、局部二值模式（LBP）与灰度游程矩阵（GLRLM）。用于植物病害分类的部分特征见图 2。

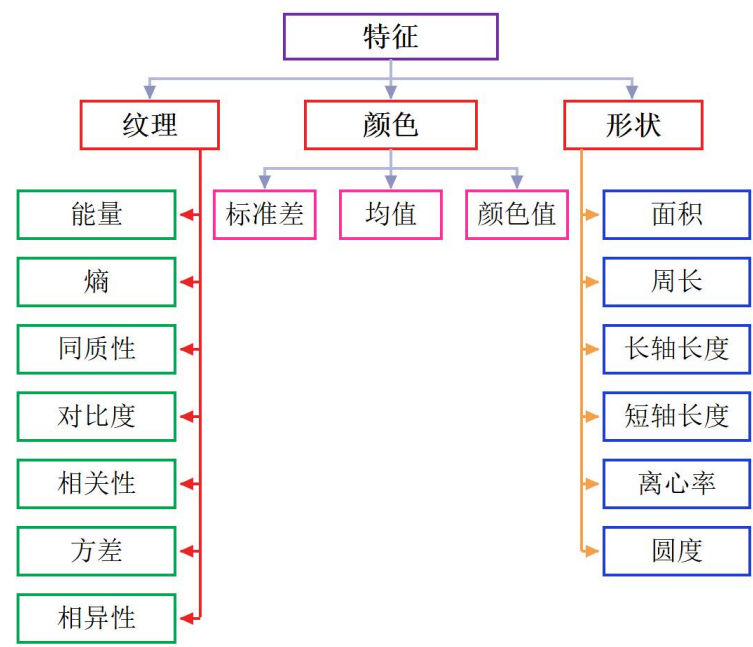


Figure 2 Several Characteristics Utilized in the Identification of Plant Diseases

图 2 植物病害识别中所用的若干特征

（四）分类

在对众多图像特征的分析中，分类是一种把叶片图像数据划分为多个病害类别的数值方法。

四、基于深度学习与物联网的病害识别与检测研究综述

近年来，深度学习（DL）在生物特征识别、目标识别、模式识别、分类及其他计算机视觉应用中日益流行。ImageNet 挑战赛等图像识别任务表明，深度学习模型具有强劲的性能。

WANI 等给出了影响番茄、水稻、马铃薯与苹果等四类作物的病害与感染数据，首先针对这四类作物探讨了多种潜在病害的成因及可能的早期预警指征；此外还有众多可用于诊断植物病害的网络数据库。

PANCHAL 等用深度学习结合图像分析检测植物病害。依据病害模式，受影响的作物叶片须按方案加以标注；在完成图像分割、特征提取以及依据患病叶片上所呈图案对病害图像分类之后，即可对作物病害加以处置。

PATIL 与 PATIL 提出了一种把深度学习与物联网平台相结合、用于农业管理与棉花植株病害检测的计算方法。图像经完整的训练、验证、增广与微调流程后被采集。

XIONG 等提出了一种识别植物病害的方法，利用大量数据把深度学习与自动图像分割相结合。与 GrabCut 方法相比，其图像分析所需的人工目标选择更少、速度更快。

LEE 等研究了用深度学习刻画植物病害，使农业界无需预训练模型即可构建更广泛、更多样的作物病害数据库。

ZHONG 与 ZHAO 开展了苹果叶片病害检测的深度学习研究，用苹果叶片图像数据集进行数据建模与流程评估。对所推荐的每种方法，测试集准确率分别为 93.51%、93.31%与 93.71%。

SHARMA 等记录了用深度学习与机器学习技术识别水稻病害的方法，讨论了稻瘟病、胡麻斑病与细菌性条斑病三种水稻病害。

ALBATTAH 等阐述了用深度学习进行植物病害检测与分类的方法，该流程分为三个阶段：首先作出标注以突出关注对象；在给出理想的骨干网络之后，建议用 DenseNet-77 提取深层关键点。

UPADHYAY 等依据叶片图像中病斑的尺寸、形态与颜色识别水稻病害。所提出的方法用所有受损水稻叶片的全连接样本与 4000 个健康水稻叶片样本训练 CNN，以识别三种水稻病害。

KHATTAK 等提出了采用集成方法的卷积神经网络模型，其目标是区分状态良好的果实与受黄龙病、疮痂病、溃疡病、黑星病及黑斑病等常见柑橘病害影响的叶片。用深度学习方法开展的植物病害综述研究结果见表 2。

Table 2 Overall Analysis of Survey in Plant Disease Using Deep Learning Approach
表 2 采用深度学习方法的植物病害研究综述总体分析

植物 / 病害	分类器	数据集	准确率
番茄、水稻、马铃薯 与苹果	K-NN 结合反向传播神经网络 (BPNN)	Kaggle 与 UCI 数据库	98.33%
作物病害	CNN (VGG16 模型)	Plant Village 数据集	93.5%
棉花植株病害	CNN 中的 CaffeNet 模型	Plant Village 数据集	98.0%
作物叶片病害	CNN 模型中的 MobileNet	Plant Village 数据集	84.83%
作物病害	深度学习中的 VGG16	Plant Village、IPM 与 Bing 测试数据集	97.2%
苹果叶片病害	DenseNet-121 深度 CNN	Plant-Disease-Recognition-AIChallenger	93.71%
水稻植株病害	SVM	Rice Diseases 数据集	90%
植物病害	CenterNet 结合 DenseNet-77	Plant Village Kaggle 数据库	99.9%
水稻植株病害	含隐藏层的 CNN	Rice leaf Kaggle 数据集	99.7%
柑橘叶片病害	CNN	Plant Village 数据集	94.55%

五、基于元启发式方法与物联网的病害识别与检测研究综述

为实施可提升作物品质与产量的病害防控策略，植物病害识别十分必要。在本研究所涵盖的时期内，众多作者提出了不同的优化策略。为主动应对这一农业问题，GADEKALLU 等提出了一种对番茄病害图像数据归类的机器学习方法，对数据集施加 PCA—鲸鱼优化算法 (WOA) 混合方法以提取相关特征。

SURESH 与 SEETHARAMAN 用混合机器学习方法 (GLD-HML) 提出了一种实时、自动的花生叶片病害分类与识别方法，这是改进顶点搜索 (ICS) 病害分类方法中的重要一步。

JAYAPALAN 与 ANANTH 提出了基于 WCSMO 的深度 CNN，用于识别紫花苜蓿的根部病害。在把苜蓿根部图像送往汇聚节点进行病害归类之前，该方法用摄像机远程查验根部图像。

NIGAM 等研究了不同的叶片病害。先用数码相机拍摄若干水稻叶片图像，再用图像分割与 k 均值聚类，把图像由 RGB 模型转换为 HSV 模型后加以缩放。

PRABU 与 CHELLIAH 给出了一种叶片病害分类方法。全印度最大的芒果园位于安得拉邦，即该文图像拍摄之地；该文从良好与不良两类中共选取了 380 幅图像。

DANIYA 与 VIGNESHWARI 认为，可用指数型骑手—亨利气体溶解度优化（ExpRHGSO）方法发现并归类水稻叶部病害；其中区分健康与患病植株的做法也被用于水稻叶片病害的识别。基于形状与纹理所实施的元启发式优化方法综述总体分析见表 3。

Table 3 Overall Analysis of Survey in Implemented Metaheuristic Optimization Approach based on Shape and Texture

表 3 基于形状与纹理的元启发式优化方法研究综述总体分析

预处理	特征	分类器	数据集	准确率
独热编码	降维	WOA	番茄图像数据集	99%
大津分割法	颜色、形态与纹理特征	MSO	Plant Village 数据集	98.6%
k 均值聚类	相关性、对比度与熵，以及熵的差值与总和	基于 WCSMO 的深度 CNN	Plant Village 数据集	91.6%
颜色变换	颜色特征、形状特征位置	BFO-DNN	Plant Village 数据集	98%
去噪、图像归一化	形状特征、颜色特征、纹理特征	RHGSO	Plant Village 数据集	91.6%
高斯滤波	VGG-16 迁移学习	深度学习与机器学习	UCI 机器学习库	97.3%
颜色增强	颜色特征、形状特征、直方图	MRDOA	Plant Village 数据集	99.73%
图像去噪	提取颜色与纹理特性	SVM	Plant Village 数据集	98.60%

RAJPOOT 等发现了三种影响水稻的植物病害，把快速深度 R-CNN 架构与 VGG-16 迁移学习相结合以利用特定技术特征，并用随机森林分类器把萝卜田划分为三个区块。REDDY 等建立了专门的 PDICnet 模型，用以识别并分类植物叶部病害；纹理丰富、色彩多样的植物图像可用 ResNet-50 提取信息，并以 DLCNN 作为额外的分类器模型以提升分类性能。

六、结果分析

以下部分概述近期利用物联网识别与检测植物病害的技术进展成果，并说明如何借助图表提升所开发方法的效果。

本研究分析了基于物联网的植物病害自动识别与检测的众多技术。自 2018 年以来，人们对植物病害检测的兴趣明显上升。未来研究将着眼于开发稳健、便携的深度 CNN 模型，并使之适配移动应用。植物病害的时间复杂度低于柑橘叶片病害、苹果叶片病害与作物病害等；现有工作的时间复杂度也以毫秒为单位加以测定。

七、讨论

把基于物联网的技术与深度学习、元启发式优化相结合，在植物病害的早期识别上取得了显著改进，实验中所达到的高准确率即为佐证。一项关键的支撑证据是对比分析结果：与传统方法相比，采用本文所提出的框架可使误诊率大幅下降。

与既往研究相比，本文方法在速度与准确率两方面都表现更优。其他研究多聚焦单一方法，而本文的混合方法融合了多种方法之长，从而增强了检测能力。本研究的优势在于全面的数据预处理与各项技术的创新性组合；其局限则在于训练时依赖大规模、多样化的数据集，而这类数据并非总能获得。个别病害症状偶被误分类等意外结果，也指出了尚需进一步完善之处。

本研究旨在借助先进技术构建一套稳健的植物病害自动化管理框架。其重要性在于：通过提供精确、及时的病害检测来革新农业实践，从而把作物损失降至最低并优化资源利用。尚待解答的问题包括该框架对不同作物与环境条件的适应性；未来研究应就这些方面加以探索，力求构建适用性更广的系统。

八、结论

本综述对用于植物病害识别与检测的各类深度学习技术作了广泛分析。与人类相似，植物也会罹患多种妨碍其正常生长的疾病；本研究采集了与这些植物相关的病害样本。以最少的计算量取得了最为显著的结果，证明了复杂算法用于基于物联网的叶片病害诊断与归类的有效性。植物病害的时间复杂度低于柑橘叶片病害、苹果叶片病害与作物病害等。本研究还得出结论：若某种病症在感染过程中变化显著，则对该病害的诊断准确性会下降。未来研究将着眼于构建既高度准确可靠、又足够轻量以便在各类系统上部署的深度 CNN 模型；为使模型适于便携设备上的实时处理，需要在不牺牲性能的前提下降低其计算需求。此外，还将尝试把该模型改造为可嵌入移动应用，从而在真实场景中借助移动设备完成分析与决策。

参考文献

- [1] 杨翰琨, 朱博威, 张彦敏, 等. 基于深度学习的植物病害图像识别算法综述. 电子技术应用, 2025, 51(1): 1-7.
- [2] Pham T N, Van Tran L, Dao S V T. Early disease classification of mango leaves using feed-forward neural network and hybrid metaheuristic feature selection. IEEE Access, 2020, 8: 189960-189973.
- [3] 沈川, 李夏. 深度学习在作物病害识别方面的研究进展. 河南农业科学, 2026(3): 19-27.
- [4] Lee S H, Goëau H, Bonnet P, et al. New perspectives on plant disease characterization based on deep learning. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 170: 105220.
- [5] Too E C, Yujian L, Njuki S, et al. A comparative study of fine-tuning deep learning models for plant disease identification. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 161: 272-279.
- [6] 王涛, 黄语燕, 陈永快, 等. 高光谱成像技术在叶菜无损检测中的应用研究进展. 现代农业科技, 2024(13): 168-172.
- [7] Thomas S, et al. Benefits of hyperspectral imaging for plant disease detection and plant protection: a technical perspective. Journal of Plant Diseases and Protection, 2018, 125(1): 5-20.
- [8] 沈熠辉, 何惠彬, 陈小宇, 等. 融合SKNet与MobilenetV3的芒果叶片病虫害分类方法. 福建农业学报, 2024, 39(5): 584-592.