

分类号：  
学号：20232108047

密级：公开  
单位代码：10759

# 石河子大学

## 硕士学位论文



### 基于可穿戴设备的棉田关键病虫害检测模型构建与系统开发

学位申请人	李沛邹
指导教师	高攀 教授
申请学位类别	专业硕士
专业名称	电子信息
研究领域	计算机技术
所在学院	信息科学与技术学院

中国·新疆·石河子  
2026年5月

分类号：  
学号：20232108047

密级：公开  
单位代码：10759

# 石河子大学

## 硕士学位论文



### 基于可穿戴设备的棉田关键病虫害检测模型构建与系统开发

学位申请人	李沛邹
指导教师	高攀 教授
申请学位类别	专业硕士
专业名称	电子信息
研究领域	计算机技术
所在学院	信息科学与技术学院

中国·新疆·石河子

2026年5月

**Model Construction and System Development of Key Pest and Disease  
Detection in Cotton Fields Based on Wearable Devices**

A Dissertation Submitted to

**Shihezi University**

In Partial Fulfillment of the Requirements

for the Degree of

**Master of Engineering**

By

**Li Peizou**

**(Electronic Information)**

Dissertation Supervisor: Gao Pan

May, 2026

# 石河子大学学位论文独创性声明及使用授权声明

## 学位论文独创性声明

本人所提交的学位论文是在我导师的指导下进行的研究工作及取得的研究成果。据我所知，除文中已经注明引用的内容外，本论文不包含其他个人已经发表或撰写过的研究成果。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中作了明确的说明并表示谢意。

研究生签名：



时间：2026年5月25日

## 使用授权声明

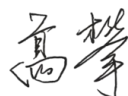
本人完全了解石河子大学有关保留、使用学位论文的规定，学校有权保留学位论文并向国家主管部门或指定机构送交论文的电子版和纸质版。有权将学位论文在学校图书馆保存并允许被查阅。有权自行或许可他人将学位论文编入有关数据库提供检索服务。有权将学位论文的标题和摘要汇编出版。保密的学位论文在解密后适用本规定。

研究生签名：



时间：2026年5月25日

导师签名：



时间：2026年5月25日

## 摘要

**【目的】**新疆是我国最大的商品棉基地，但棉花生产常受多种病虫害侵扰。其中，贯穿全生育期的棉蚜和被称为棉花癌症的黄萎病对产量与品质均构成严重威胁，是亟须防治的棉花关键病虫害。然而，当前针对此类病虫害的监测面临人工效率低、通用模型漏检率高、云端模型难适配弱网环境及现有装备存在物理局限等挑战。为此，本研究旨在开发一套基于可穿戴设备的高精度、低延迟棉田关键病虫害实时检测系统。

**【方法】**本研究融合计算机视觉、模型轻量化与端边协同架构。首先利用 AR 智能眼镜采集第一视角数据，构建棉花关键病虫害数据集。其次，以 YOLOv11 目标检测模型为基准，设计轻量化模型：针对棉蚜微小且密集的特点，构建 YOLO\_Mnet，引入自适应多分支下采样模块（Adaptive Multi-branch Downsampling Module, AM）、高分辨率重聚焦特征融合网络（High-resolution Refocused BiFPN, HR-BiFPN）及基于高斯组合距离与动态聚焦的联合优化策略（Gaussian-Wise IoU Joint Optimization Strategy, GCD-WIoU）；针对黄萎病背景复杂、病斑形态不规则的难题，构建 YOLO\_Hnet，引入交叉条带特征提取模块（Cross-Strip Feature Extraction Block, CS-FEB）、自适应权重卷积下采样模块（Adaptive Weighted Convolution Downsampling Module, WConv）及分组空间平移融合模块（Grouped Spatial Shift Fusion Module, GSS-Neck）。随后，统一采用 LAMP 算法对两款模型剪枝压缩。最后，基于 C3000E AR 眼镜与 OrangePi 5 Plus 边缘设备，集成 INT8 量化与 MPP/RGA 硬件加速管线，开发可穿戴检测系统。

**【结果】**所提方法与系统均取得预期效果：

1.棉蚜模型 mAP@50 达到 90.5%，较基准提升 18.8%，同时参数量降低了 34.6%。经过 LAMP 剪枝后，参数量减少 29.4%至 1.2M，计算量减少 34.1%至 5.8GFLOPs；在 mAP@50 保持在 89.8%的情况下，推理速度较剪枝前提升 20.4%，达到 348 帧/秒。

2.黄萎病模型 mAP@50 达到 80.4%，较基准提升 8.2%，同时参数量与计算量分别降低了 28.7%和 28.6%。剪枝后，参数量进一步减少 56.7%至 2.9M，计算量减少 60.0%至 6.1GFLOPs；在保持 79.9%精度的前提下，推理速度较剪枝前提升 72.8%，达到 292 帧/秒。

3.模型经 INT8 定点量化部署至边缘端后，棉蚜与黄萎病模型的 mAP@50 分别稳定在 87.6%与 78.5%。大田实测表明，可穿戴检测系统在棉蚜拍照自动计数任务中的端到端延迟为 1207ms，在黄萎病视频流实时巡检的端到端延迟为 623ms，实现了解放双手、高精度且低延迟的病虫害动态实时监测与预警。

**【结论】**本研究开发了一套基于可穿戴设备的棉田关键病虫害智能检测系统。通过模型轻量化与高效端边协同架构，解决了复杂大田下黄萎病与棉蚜高精度、低延迟、解放双手的实时监测难题，为棉田精准植保提供创新技术装备与工程范式。

**关键词：**可穿戴设备；棉花关键病虫害；模型轻量化；端边协同；目标检测

## Abstract

**[Objective]** Xinjiang is the largest commercial cotton production base in China; however, its cotton production is frequently plagued by various pests and diseases. Among them, cotton aphids, which persist throughout the entire growth period, and Verticillium wilt, often referred to as "cotton cancer," pose severe threats to both yield and quality, making them critical agricultural afflictions that urgently require effective prevention and control. However, current monitoring methods for these pests and diseases face several challenges, including the low efficiency of manual inspection, high missed detection rates in general-purpose models, the poor adaptability of cloud-based models to weak network environments, and the physical limitations of existing equipment. To address these issues, this study aims to develop a high-precision, low-latency real-time detection system for key pests and diseases in cotton fields based on wearable devices.

**[Method]** This study integrates computer vision, model lightweighting techniques, and a device-edge collaborative architecture. First, first-person perspective data is collected using AR smart glasses to construct a dataset of key cotton pests and diseases. Second, utilizing the YOLOv11 object detection model as a baseline, lightweight models are designed: To address the tiny and dense characteristics of cotton aphids, YOLO\_Mnet is proposed, incorporating an Adaptive Multi-branch Downsampling Module (AM), a High-resolution Refocused BiFPN (HR-BiFPN), and a Gaussian-Wise IoU Joint Optimization Strategy (GCD-WIoU). To tackle the challenges of complex backgrounds and irregular lesion morphologies in Verticillium wilt, YOLO\_Hnet is developed, introducing a Cross-Strip Feature Extraction Block (CS-FEB), an Adaptive Weighted Convolution Downsampling Module (WConv), and a Grouped Spatial Shift Fusion Module (GSS-Neck). Subsequently, the LAMP algorithm is uniformly applied to prune and compress both models. Finally, based on the C3000E AR glasses and the OrangePi 5 Plus edge computing device, a wearable detection system is developed by integrating INT8 quantization with MPP/RGA hardware acceleration pipelines.

**[Results]** The proposed methods and system both achieved the expected results:

1. The cotton aphid detection model achieved an  $mAP@50$  of 90.5%, representing an 18.8% improvement over the baseline, while the number of parameters was reduced by 34.6%. Following LAMP pruning, the parameters were further reduced by 29.4% to 1.2M, and the computational complexity decreased by 34.1% to 5.8 GFLOPs. While maintaining an  $mAP@50$  of 89.8%, the inference speed increased by 20.4% compared to the pre-pruning model, reaching 348 frames per second (FPS).

2. The Verticillium wilt model achieves an  $mAP@50$  of 80.4%, an improvement of 8.2% over the baseline, while its parameter count and computational cost are reduced by 28.7% and 28.6%, respectively. After pruning, the parameter count is further reduced by 56.7% to 2.9M, and the computational cost drops

by 60.0% to 6.1 GFLOPs. While maintaining an accuracy of 79.9%, the inference speed improves by 72.8% compared to before pruning, reaching 292 FPS.

3. After INT8 fixed-point quantization and deployment to the edge device, the mAP@50 of the cotton aphid and Verticillium wilt models stabilized at 87.6% and 78.5%, respectively. Field tests demonstrated that the wearable detection system had an end-to-end latency of 1207ms for the automated photo-counting task of cotton aphids, and an end-to-end latency of 623ms for the real-time video stream inspection of Verticillium wilt. This realized a hands-free, high-precision, and low-latency dynamic real-time monitoring and early warning system for diseases and pests.

**[Conclusion]** This study developed an intelligent detection system for key cotton field diseases and pests based on wearable devices. Through model lightweighting and an efficient device-edge collaborative architecture, it addressed the challenges of high-precision, low-latency, and hands-free real-time monitoring of Verticillium wilt and cotton aphids in complex field environments, providing innovative technical equipment and an engineering paradigm for precision crop protection in cotton fields.

**Key words:** Wearable devices; Key cotton diseases and pests; Model lightweighting; Device-edge collaboration; Object detection

# 目录

摘要 .....	I
<b>Abstract</b> .....	<b>II</b>
<b>第 1 章 绪论</b> .....	<b>1</b>
1.1 研究背景与意义 .....	1
1.2 国内外研究现状 .....	2
1.2.1 农业病虫害视觉检测技术研究现状 .....	2
1.2.2 轻量化模型与边缘部署技术研究现状 .....	4
1.2.3 可穿戴设备在农业领域的应用现状 .....	5
1.2.4 研究评述 .....	6
1.3 研究内容 .....	7
1.4 技术路线图 .....	8
1.5 论文组织结构 .....	8
<b>第 2 章 相关技术理论与数据集构建</b> .....	<b>10</b>
2.1 目标检测算法理论 .....	10
2.1.1 卷积神经网络 .....	10
2.1.2 YOLOv11 算法架构与特性 .....	11
2.2 模型轻量化与加速理论 .....	12
2.2.1 模型剪枝原理 .....	12
2.2.2 模型量化技术 .....	14
2.2.3 边缘设备加速原理 .....	15
2.3 棉田关键病虫害数据集构建 .....	16
2.3.1 数据采集 .....	16
2.3.2 数据清洗与标注 .....	18
2.3.3 数据增强 .....	21
2.4 本章小结 .....	24
<b>第 3 章 棉蚜检测轻量化模型构建</b> .....	<b>25</b>
3.1 基于 YOLOv11n 的棉蚜检测模型构建 .....	25
3.1.1 自适应多分支下采样模块 .....	25
3.1.2 高分辨率重聚焦特征融合网络 .....	27
3.1.3 基于高斯组合距离与动态聚焦的联合优化策略 .....	29

3.2 试验结果与性能评价 .....	31
3.2.1 试验平台搭建与评价指标 .....	32
3.2.2 基线模型改进前后性能对比 .....	33
3.2.3 消融试验分析 .....	34
3.2.4 主流模型综合性能对比 .....	36
3.3 模型剪枝与轻量化 .....	38
3.3.1 剪枝策略与工程约束 .....	39
3.3.2 剪枝实验与结果分析 .....	39
3.4 本章小结 .....	41
<b>第 4 章 黄萎病检测轻量化模型构建 .....</b>	<b>43</b>
4.1 基于 YOLOv11s 的黄萎病检测模型构建 .....	43
4.1.1 交叉条带特征提取模块 .....	43
4.1.2 自适应权重卷积下采样模块 .....	45
4.1.3 分组空间平移融合模块 .....	47
4.2 试验结果与性能评价 .....	49
4.2.1 基线模型改进前后性能对比 .....	49
4.2.2 消融试验分析 .....	51
4.2.3 主流模型综合性能对比 .....	52
4.3 模型剪枝与轻量化 .....	54
4.3.1 剪枝策略与工程约束 .....	54
4.3.2 剪枝实验与结果分析 .....	55
4.4 本章小结 .....	56
<b>第 5 章 可穿戴检测系统设计与开发 .....</b>	<b>58</b>
5.1 系统需求分析与设计目标 .....	58
5.1.1 功能性需求 .....	58
5.1.2 非功能性需求 .....	60
5.2 系统总体架构与工作流程设计 .....	60
5.2.1 硬件平台选型与架构 .....	61
5.2.2 软件系统架构设计 .....	64
5.3 模型部署与加速管线开发 .....	65
5.3.1 模型跨平台移植与量化评估 .....	66
5.3.2 面向棉蚜计数的并发推理引擎 .....	68
5.3.3 视频流硬件加速管线与低延迟服务 .....	69
5.4 AR 眼镜穿戴式前端系统开发 .....	72

5.4.1 多模式交互与高分辨率图像管线 .....	72
5.4.2 全双工流媒体推拉流与全息渲染 .....	73
5.4.3 离线语音引擎与多模式反馈机制 .....	74
5.5 系统综合测试 .....	75
5.5.1 棉蚜拍照自动计数功能测试 .....	76
5.5.2 黄萎病视频流实时巡检测试 .....	78
5.5.3 端到端延迟与管线性能分析 .....	80
5.6 本章小结 .....	83
<b>第 6 章 总结与展望</b> .....	<b>84</b>
6.1 总结 .....	84
6.2 展望 .....	85
参考文献 .....	86
致谢 .....	91
作者简介 .....	92

# 第1章 绪论

## 1.1 研究背景与意义

棉花作为全球最重要的经济作物之一，在纺织、化工及国防工业中占据战略地位。中国是世界最大的棉花生产国与消费国<sup>[1]</sup>。近年来，我国棉花生产呈现出向优势产区深度集中的趋势，新疆凭借其独特的光热资源，已成为我国最大的商品棉基地<sup>[2]</sup>。根据国家统计局2025年12月发布的最新数据，2025年全国棉花总产量达到664.1万吨，较2024年增长7.7%<sup>[3]</sup>。其中，新疆棉区表现尤为突出，2025年棉花总产量达616.5万吨，占全国总产量的92.83%，实现8.4%的同比增长<sup>[4]</sup>，总产和单产连续32年位居全国第一。

然而，新疆棉花连年高产的背后正面临着日益严峻的病虫害胁迫，其中，棉蚜与黄萎病被明确列为西北棉区普遍发生且需重点防治的关键病害与虫害<sup>[5]</sup>。二者对棉花的产量与品质均构成严重威胁，亟须采取有效的监测与防控手段。

黄萎病被称为棉花的癌症，属于极难根治的土传维管束真菌病害。据全国农技中心统计，黄萎病通常导致棉花减产10%至30%，在重发年份及重灾棉田减产率可高达80%以上甚至绝收。我国每年受其威胁的棉田面积超过千万亩，累计经济损失超100亿元<sup>[6]</sup>。黄萎病虽然会在叶片上产生肉眼可见的病变，但由于其病斑形态多变、边界模糊，且在大田环境中极易受土壤纹理与枝叶阴影等视觉底噪干扰，传统人工巡查极易漏检，从而错失最佳的防治窗口。

另一方面，棉蚜作为贯穿棉花全生育期的害虫，同样带来了较大的植保挑战。棉蚜不仅繁殖速度极快且发生面积广。2025年仅新疆地区棉蚜的总体预计发生面积就达到1300万亩，且在阿克苏、喀什、巴州等核心区域明确呈现出偏重发生的态势<sup>[7]</sup>。农户为了压制虫害爆发而增加的农药开销与无人机施药成本，严重削减了棉花的亩均种植纯利润。此外，棉蚜在田间还具有明显的多态性：无翅棉蚜主要潜伏于叶背进行指数级繁殖，造成直接的刺吸危害；而有翅棉蚜则在种群密度过大时产生，负责跨区域的迁飞扩散与病毒传播<sup>[8]</sup>。因此，在大田测报中，不仅要克服棉蚜个体微小、密集重叠的视觉检测难题，更需要精准分类并统计有翅与无翅蚜的数量。这是评估当前虫害胁迫程度、预测未来迁飞风险，以及制定早发现、早干预精准施药策略的核心依据。

目前，针对黄萎病和棉蚜的检测与诊断仍高度依赖传统人工方法，需要基层测报人员在田地中进行目测、观察病虫害的发生和胁迫程度，并根据经验来预测可能爆发的趋势。然而，面对新疆广袤的棉田，传统人工巡检效率极低，且误差较大，使得人工测报根本无法满足早发现、早干预的快速精准监测需求。近年来，随着深度学习与计算机视

觉技术的飞速发展,基于 CNN<sup>[9]</sup>的目标检测算法在农业病虫害识别领域展现出了巨大的应用潜力<sup>[10]</sup>。当前,面对复杂的大田环境,现有的通用目标检测模型仍面临难以克服的瓶颈。一方面,针对检测目标本身,棉蚜个体极其微小、密集重叠,且常隐匿于叶片背面;黄萎病病斑则形态多变,极易受自然光照剧变和复杂背景纹理的干扰。现有的视觉网络往往存在严重的漏检与误检问题,难以满足大田复杂环境下的高精度识别需求。另一方面,现有先进视觉模型为追求高精度,往往伴随庞大的参数量与计算开销,高度依赖云端服务器的算力支撑。加之新疆棉田广袤且通信基站覆盖有限,这种云端架构极易产生不可接受的传输延迟与断连风险。

此外,现有的农业信息化视觉装备在棉田巡检中存在较大的物理局限。无人机与田间固定摄像头通常只能获取作物冠层的宏观信息,难以实现翻开叶片以近距离探查棉蚜的精细动作;而基于智能手机或平板电脑的移动检测 APP,在作业时会持续占用农技人员的双手,严重阻碍了田间采样、拨开枝叶、精细施药等连贯性农活的开展。相比之下,穿戴式设备凭借第一人称视角的抵近观察能力、解放双手的语音交互机制,以及实时显示的特性,将成为新一代大田智慧植保装备的理想形态。

基于上述背景,本研究立足于棉田关键病虫害实时精准测报的迫切需求,将改进的计算机视觉算法、模型轻量化压缩技术与端边协同的物联网架构深度融合。本研究旨在以 YOLOv11 为基线构建针对棉蚜与黄萎病的高精度检测模型,通过剪枝与量化技术突破边缘算力瓶颈;同时,深度集成双目 AR 眼镜与便携式边缘计算节点,开发一套低延迟、高可用的可穿戴棉田关键病虫害智能检测系统。本研究不仅为我国棉田的精准植保与统防统治提供了创新的智能装备支撑,也为轻量化 AI 算法在农业穿戴式边缘设备上的落地部署提供了一定的理论依据与工程范式。

## 1.2 国内外研究现状

本系统在复杂大田环境中对棉花黄萎病与棉蚜进行检测与诊断,其核心涉及农业视觉检测技术、轻量化模型与边缘部署技术以及可穿戴设备的应用。本节将从农业病虫害视觉检测技术、轻量化模型与边缘部署技术以及可穿戴设备在农业领域的应用三个方面分析其国内外研究现状。

### 1.2.1 农业病虫害视觉检测技术研究现状

近年来,随着深度学习技术的飞速发展,农业病虫害的视觉检测研究已从早期的简单图像分类,逐步深入到多源数据融合、网络架构精细化设计以及复杂场景适应性优化等多个层面。当前学界的研究重心主要集中在以下几个技术维度。

在宏观病害监测与多源数据融合方面,研究者致力于提升大尺度场景下的定位与识

别精度。秦盛君<sup>[11]</sup>构建了一套融合多源遥感数据的处理体系，并利用卷积神经网络<sup>[9]</sup>（Convolutional Neural Network, CNN）提取病害特征。该方案在松材线虫病的实际监测工程中表现优异，不仅将染病树木的识别率提升至 94%，整体分类精度达到 91.2%，更将空间定位误差成功控制在 0.5m 以内。

在基于主流卷积神经网络的架构改进与特征增强方面，YOLO 系列模型因其出色的精度与速度平衡性，被广泛作为基础架构进行深度改造。为攻克虫害目标与背景极度相似导致的漏检难题，胡越<sup>[12]</sup>设计了一种基于仿生注意力的多流检测模型 YOLOv8\_BA，有效放大了目标与背景的特征差异，使模型的平均精度均值（mean Average Precision, mAP）达到了 88.6%。针对小麦病害，姬依然<sup>[13]</sup>对 YOLOv7 进行了多维度升级，通过融入局部卷积（Partial Convolution, PConv）、BiFormer 模块及 SE 注意力机制，并配合 Focal-EIOU 损失函数，在保障实时推理效率的前提下，将检测准确率与召回率分别提升至 92.10%和 91.50%。同样的，刘鹏<sup>[14]</sup>利用渐进特征金字塔与深度可分离卷积，强化了模型在复杂背景下对肥城桃病虫害的特征提取能力，识别精度增幅达 4.5%；而潘子昭<sup>[15]</sup>则侧重于改进 YOLOv7 的 Neck 端，引入空间与通道注意力模块后，不仅使辣椒炭疽病的单类识别平均精度上涨至 91.4%，整体多类别 mAP 也稳定在 90.9%。

除了经典的卷积网络架构，基于 Transformer<sup>[16]</sup>的视觉大模型在应对复杂农田场景时也展现出巨大潜力。张新宇<sup>[17]</sup>旨在解决水稻叶片严重遮挡和光照剧烈变化的问题，以 DETR<sup>[18]</sup>算法为基础，结合 ConvNeXt<sup>[19]</sup>骨干网络与精细化 Transformer<sup>[16]</sup>架构，构建了高鲁棒性的检测模型。肖夫同<sup>[20]</sup>为实现番茄病害的早期精准定位，开发了 Linear-PVT 模型，通过在 Transformer<sup>[16]</sup>中首创性地加入参数化线性注意力机制（Parameterized Linear Attention, PLA）与卷积门控单元，在测试集上取得了 88.94%的高准确率。

为满足农业视觉模型在边缘侧实际部署的需求，模型的高效轻量化设计成为另一大研究核心。Cen 等<sup>[21]</sup>在 YOLOv8 中引入高效部分卷积（Efficient Partial Convolution, EPConv）与轻量级互补残差（Lightweight Complementary Residual, LCR）模块，削减了 43.9%的模型参数量的同时，依然实现了 mAP@50 和精确率的小幅提升。Su 等<sup>[22]</sup>针对水稻害虫体积微小且类间特征相似度高的问题，开发了轻量化的 RicePest-YOLO 网络，在维持低运算量状态的同时，将 mAP@50 提升至 94.3%。此外，针对病虫害数据分布失衡的痛点，Lu 等<sup>[23]</sup>将对称双路径卷积（Symmetric Dual-path Convolution, SDConv）与多尺度动态融合策略集成为 MA-YOLO 模型，进一步提升了轻量级网络在复杂数据集上的鲁棒性。

针对自然环境中低光照、遮挡等因素导致的图像质量退化问题，特定作物在复杂条件下的微小目标检测技术不断突破。Ma 等<sup>[24]</sup>专门针对复杂条件下的棉田病虫害检测进行了深入探索。该研究借助 YOLOv7x 架构、可变形注意力机制及 DyHead 结构，并辅以归一化 Wasserstein 距离（Normalized Wasserstein Distance, NWD）优化损失函数，改

善了低质图像中微小目标的捕捉能力与网络收敛速度，为实际自然环境下的精准农业巡检提供了参考。

## 1.2.2 轻量化模型与边缘部署技术研究现状

如何平衡深度学习模型的高精度与边缘设备有限的计算资源，一直是计算机视觉与边缘计算交叉学科的核心课题。近年来，学者们在轻量化架构设计、硬件感知优化以及多平台适配部署等方面进行了大量探索，取得了较大进展。

在基于 NVIDIA Jetson 系列生态的边缘计算与部署方面，研究者们广泛利用硬件加速引擎与模型压缩技术来释放轻量化模型的潜力。针对野外高实时性需求，蔡梓洋<sup>[25]</sup>为 Jetson Orin Nano 平台定制了 YOLO-FireMicro 模型，在帧率达到 34FPS 的同时，mAP@50 和运行速度均超越了同期的 Star Net<sup>[26]</sup>等先进算法。在农业病害监测场景中，张蕊<sup>[27]</sup>将轻量化改造后的 YOLOv11-WRC 模型成功挂载至 Jetson Nano 开发板，在实地测试中实现了 88.5%的 mAP@50-95，较基准模型提升了 2.5%。为了进一步挖掘硬件潜能，研究者们也致力于底层架构的重构：Zhang 等<sup>[28]</sup>利用逆残差块与解耦 Head 重构轻量化 YOLO，在 Jetson TX2 上解决了合成孔径雷达（Synthetic Aperture Radar, SAR）图像处理的算力瓶颈；Zhong 等<sup>[29]</sup>引入上下文锚点注意（Context Anchor Attention, CAA）模块研发的 VS-YOLO，在 Jetson Xavier NX 上实现了与 PLC 控制单元的实时联动；Liu 等<sup>[30]</sup>则利用 Ghost 卷积（Ghost Convolution, GhostConv）进行模型瘦身，并结合 TensorRT 加速，在 TX2 上将运行速度优化至 27 FPS。此外，李宇超<sup>[31]</sup>与章平荣<sup>[32]</sup>也分别通过 PyQt5 可视化系统集成与 TensorRT 深度推理加速，缩短了单帧推理延迟，将部署前后的精度折损控制在极低水平。

在基于国产主控芯片及移动端框架的探索中，多平台适配与系统级优化成为研究热点。夏浩凯<sup>[33]</sup>依托 RK3588 开发板，利用 MobileNet 替换 YOLO 主干，将红外视频流检测帧率从 20FPS 拉升至 60FPS，同时将检火精度提升至 87.2%。同样针对 RK3588 板端，李逸霖<sup>[34]</sup>则深度重构了 FastSCNN，提出的 ECA-TinyFSCNN 将系统端侧整体处理延迟稳定在 300 毫秒以内。在更极端的移动端场景下，胡锦涛源<sup>[35]</sup>在引入 DyHead 等轻量模块后，通过 NCNN 框架适配与量化压缩，成功将检测模型封装为智能手机 App 系统，实现了 35.9FPS 的推理速度且提升了核心 mAP 指标。

在特定任务的轻量化架构设计与跨行业部署延伸方面，针对复杂环境特征提取的需求，学者们给出了更具针对性的策略。Tasci<sup>[36]</sup>针对水稻叶片病害提出了 DBLA-MobileNetV2 架构，通过双路结构与 SE 注意力机制结合，在 FP16 量化下实现了 97.9%的精度，证明了其在细微病变识别中的潜力；Saleh 等<sup>[37]</sup>则利用深度分解卷积与剪枝技术，为低功耗边缘设备的 3D 深度感知提供了高效范式。随着技术的演进，轻量化

部署的边界也逐步向工业、网安、能源等多领域延伸：Vihuro 等<sup>[38]</sup>通过优化 U-Net 实现了低 GPU 占用的工业泡沫实时监测；Akhi 等<sup>[39]</sup>在 Raspberry Pi 4 平台上利用 TFLite 部署轻量化时间卷积网络（Temporal Convolutional Network, TCN），实现了高效的网络攻击检测；Kim 等<sup>[40]</sup>则针对车载边缘算力受限挑战，创新性地集成混合知识蒸馏（Knowledge Distillation, KD）与结构化剪枝，使轻量级模型深度拟合内部表征，在实现超 99%模型压缩的同时确保了预测精度。

### 1.2.3 可穿戴设备在农业领域的应用现状

近年来，随着智慧农业的不断深化与边缘算力的提升，增强现实（Augmented Reality, AR）等头戴式智能设备正逐步从工业制造向农业测报场景跨界延伸。当前学界的研究重心已从早期的概念验证，深入到前端数据采集、实时视觉推理以及沉浸式人机交互体系的构建。

在田间前端数据采集与移动端辅助诊断方面，可穿戴设备改变了传统依赖人工肉眼观测的作业模式。中国水稻研究所<sup>[41]</sup>联合相关科技企业率先探索了穿戴式设备在田间应用的可行性，在试验田中引入了病虫害 AR 智能测报仪。植保人员佩戴 AR 眼镜后，借助内置的目标检测算法与语音、视线等自然交互手段，可在第一视角下完成对稻飞虱等关键害虫的精准锁定与自动化计数，提升了田间调查的效率。此外，在视觉数据采集与端侧应用的闭环构建上，焦佳宝等<sup>[42]</sup>创新性地将 AR 眼镜作为田间原始病虫害图像的获取载体，并以 EfficientNet-V2 为基准进行轻量化重构。该研究成功将专用网络封装部署至安卓端，为水稻病虫害的移动端辅助诊断提供了一款高实用性的落地工具，有效克服了常规网络在处理不平衡数据时易丢失细微特征的痛点。

在第一视角下的实时视觉推理与模型端侧部署方面，研究者们致力于解决田间病害鉴定过度依赖植保专家现场评估的瓶颈，探索将轻量化算法直接与穿戴硬件无缝衔接。Ponnusamy 等<sup>[43]</sup>验证了智能眼镜（Smart Glass）在农业移动端实时视觉推理中的潜力。其设计的架构将穿戴硬件与经过迁移学习优化的轻量级 YOLO 网络深度融合，能够对眼镜端回传的第一视角视频流进行高效解析，从而在硬件设备上直接实现了病虫害区域的快速定位与分类，降低了推理延迟。

在沉浸式人机交互优化与田间决策支持系统（DSS）构建方面，前沿研究更侧重于提升病健信息传递的直观性与多源数据的融合调度。为了解决传统终端设备在复杂农田背景下交互效率低下的问题，Soundary 等<sup>[44]</sup>开发了一套 AR 驱动的植物健康监测系统，成功将视觉检测算法的评估结果与分类标签直接投影在使用者的视场（Field of View, FOV）中，优化了早期预警的人机交互效能。而在优化农田干预策略方面，Tandi 等<sup>[45]</sup>深度融合了物联网（Internet of Things, IoT）传感器数据与无人机遥感影像，并依托随

机森林算法和 AR 可视化技术,开发了一套精准农业决策支持系统。操作者佩戴设备后,系统能在其真实物理视野中实时叠加虫害的种群位置与密度热力图,这种直观的辅助决策不仅维持了原有的虫害控制标准,更将农药施用量削减了约 30%。

## 1.2.4 研究评述

综合国内外关于农业病虫害视觉检测、轻量化边缘部署以及可穿戴设备农业应用的研究现状可以看出,基于深度学习的计算机视觉技术已在农业病虫害智能化监测领域取得了进展。以 YOLO 为代表的目标检测算法和基于 Transformer 的视觉大模型,提升了复杂背景下病虫害的识别精度;同时,结合 TensorRT、NCNN 等加速框架,轻量化模型与 NVIDIA Jetson、RK3588 等边缘计算硬件的深度适配,为农业视觉算法走向大田奠定了物理基础;此外,AR 智能眼镜等可穿戴设备的引入,进一步推动了农业测报向实时交互的方向演进。

然而,尽管现有研究成果丰硕,但在面向复杂大田作业场景,特别是棉田精细化巡检时,仍存在以下几方面亟待解决的瓶颈与不足:

### (1) 高精度模型与边缘端受限算力之间的矛盾依然严峻

目前针对农业病虫害的先进检测算法普遍伴随着较高的参数量与计算开销。现有的轻量化研究往往侧重于理论计算量的减少,而缺乏底层优化。在实际部署至功耗与内存带宽受限的边缘设备时,常常面临算子不兼容、INT8 定点量化后精度大幅度下降,以及 CPU/NPU 内存频繁拷贝导致推理延迟提高等问题,难以满足实时处理需求。

### (2) 复杂大田环境下微小与高相似度目标的检测鲁棒性不足

以棉田场景为例,棉蚜等害虫目标极小、分布密集,且具有有翅与无翅等多重形态;而棉花黄萎病等病害特征在不同的光照、遮挡下表现出比较大的类内差异。现有模型多基于公开数据集或理想光照下采集的图像进行训练,面对 AR 眼镜在农田移动巡检时产生的光影剧变、运动模糊以及背景干扰,模型的泛化能力和对微小目标的特征提取能力仍显薄弱,易出现漏检与误检。

### (3) 可穿戴设备的端边协同落地缺乏深度的系统级集成

现有的农业可穿戴研究多处于概念验证阶段,在系统架构上存在明显的局限性:若将模型直接部署于 AR 眼镜端,极易导致设备发热降频与严重耗电,失去长续航作业能力;若采用传统的端云架构,则高度依赖大田广域网环境,导致增强现实交互存在较大延迟,目前在工程落地层面仍有待进一步探索。目前,亟缺一套能够将 AR 眼镜(前端交互与感知)与本地便携式边缘计算节点(后端模型推理)深度解耦又高效协同的软硬件闭环系统,尤其在低延迟流媒体推拉流、无网环境离线数据留存以及多模式交互反馈等工程落地层面,尚缺乏成熟的系统级解决方案。