

分类号: S23
学号: 20232109060

密级: 公开
单位代码: 10759

石河子大学

硕士学位论文



基于机器视觉的茶树主要虫害监测系统研究

学位申请人	朱霖
指导教师	蒙贺伟教授 董春旺研究员
申请学位类别	专业硕士
专业名称	机械
研究领域	农机装备工程
所在学院	机械电气工程学院

中国·新疆·石河子
2026年5月

分类号: S23
学号: 20232109060

密级: 公开
单位代码: 10759

石河子大学

硕士学位论文



基于机器视觉的茶树主要虫害监测系统研究

学位申请人	朱霖
指导教师	蒙贺伟教授 董春旺研究员
申请学位类别	专业硕士
专业名称	机械
研究领域	农机装备工程
所在学院	机械电气工程学院

中国·新疆·石河子
2026年5月

Research on a Machine Vision-Based Monitoring System for Major
Tea Pests

A Dissertation Submitted to
Shi he zi University
In Partial Fulfillment of the Requirements
for the Degree of
Engineering

By

Zhu Lin

(Agricultural Machinery Equipment Engineering)

Dissertation Supervisor: Prof. Meng HeWei; Prof. Dong Chun Wang

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：朱霖

时间： 2026年5月13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：朱霖

时间： 2026年5月13日

导师签名：朱世伟

时间： 2026年5月13日

摘要

茶树的虫害监测是茶园病虫害防控的基础，传统的虫害监测主要是通过人工进行巡查，存在难以实现连续监测以及人工成本高等问题。同时，茶园环境具有典型的非结构化复杂场景特征，如光照的变化、叶片遮挡，害虫重叠等情况，都会影响最终的判断。此外，茶树的主要害虫个体尺寸较小，其中，茶小绿叶蝉的尺寸约为 3mm，绿盲蝽尺寸约为 5mm，在采集图像中这些害虫的尺寸通常仅有 20-40 的像素，对这些害虫的识别属于典型的小目标检测。以茶小绿叶蝉和绿盲蝽两种茶树小目标害虫为研究对象，结合机器视觉与嵌入式技术，设计了针对茶树小目标虫害的监测系统。主要研究内容如下：

(1)研究的茶树小目标害虫有趋黄色的特点，设计了一种基于黄色粘虫卷的粘虫装置，装置由粘虫卷更新模块、图像采集模块、太阳能供电模块及控制系统组成的监测设备。通过步进电机驱动实现粘虫胶带的自动更新，并利用工业相机对诱捕区域进行定点拍摄，从而实现害虫图像的持续获取。太阳能供电系统为设备提供稳定能源，保证装置可以在茶园环境下运行。

(2)针对茶园复杂环境、粘虫卷上害虫个体微小难识别以及边缘设备算力有限的问题，提出了基于改进 YOLOv8 的轻量级尺度动态特征的检测模型 YOLO-LSD。模型提出一种尺度动态化注意力模块 SDAM，并对模型检测头进行优化及引入小波池化的模块，提高了模型对小尺度害虫特征的提取能力，并在保证较小参数规模的同时提升检测性能。YOLO-LSD 的平均精确度达 94.3%，F1 值达 92.1%，模型参数量仅有 1.68MB，权重文件大小 3.8MB。在此基础上，基于迁移学习的方法，对模型进行增量训练，实现由单一目标害虫向多种茶树害虫检测任务的扩展。结果表明，绿盲蝽的准确度达 97.8%。改进模型在测试集上取得较高检测精度。

(3)选用树莓派 5 作为核心的控制单元，将训练好的 YOLO-LSD 模型转换为 ONNX 格式并部署在树莓派端，完成害虫图像的识别。利用 RTC 时钟与 Crontab 定时任务工具，设计系统自动化控制逻辑，让监测设备可以定时开关机、定时完成虫情检测以及粘虫卷展开功能。基于 PyQt5 框架开发监测软件界面，实现检测结果可视化展示、虫情数据统计及设备控制的功能。

(4)系统进行实地测试。系统工作运行正常，总检测精确度 97.89%与召回率 94.90%，漏检率 5.10%，计数准确度 96.94%。CPU 平均利用率为 25.0%，内存占用率为 8.9%，模型平均推理速度 3.80FPS，对研究的茶树目标害虫检测效果较好。

关键词：茶树害虫；害虫监测；小目标检测；监测装置；机器视觉

Abstract

Pest monitoring of tea plants is the basis of pest control in tea gardens. Traditional pest monitoring is mainly carried out by manual inspection, which is difficult to achieve continuous monitoring and has high labor costs. At the same time, the tea garden environment has typical unstructured complex scene features, such as changes in light, leaf occlusion, pest overlap, etc., which will affect the final judgment. In addition, the individual size of the main pests of tea trees is small. Among them, the size of tea green leafhoppers is about 3mm, and the size of green bugs is about 4mm. The size of these pests in the collected images is usually only 20-40 pixels. The recognition of these pests is a typical small target detection. Based on machine vision and embedded technology, a monitoring system for small target pests of tea plant was designed by taking two small target pests of tea plant, green leafhopper and green mirid bug, as the research objects. The main research contents are as follows:

(1) Aiming at the yellowing characteristics of small target pests, tea green leafhopper and green bug, a sticky insect device based on yellow insect roll was designed. The device consisted of a sticky insect roll update module, an image acquisition module, a solar power supply module and a control system. The automatic update of the adhesive tape is realized by the stepper motor drive, and the industrial camera is used to shoot the trapping area at a fixed point, so as to realize the continuous acquisition of the pest image. The solar power supply system provides stable energy for the equipment to ensure that the device can operate unattended for a long time in the tea garden environment.

(2) Aiming at the problems of complex environment of tea garden, small and difficult identification of pest individuals on Mythemna separate and limited edge computing power, a lightweight scale dynamic feature detection model YOLO-LSD based on improved YOLOv8 is proposed. The model proposes a scale dynamic attention module SDAM, and optimizes the model detection head and introduces the wavelet pooling module, which improves the model 's ability to extract small-scale pest features, and improves the detection performance while ensuring a small parameter scale. The average accuracy of YOLO-LSD is 94.3 %, the F1 value is 92.1 %, the number of model parameters is only 1.68 MB, and the weight file size is 3.8 MB. On this basis, based on the transfer learning method, the model is incrementally trained to realize the expansion of the detection task from a single target pest to a variety of tea tree pests. The results showed that the accuracy of *A. lucorum* was 97.8 %. The improved model achieves higher detection accuracy on the test set.

(3) The raspberry pi 5 was selected as the core control unit, and the trained YOLO-LSD model was converted into ONNX format and deployed at the raspberry pie end to complete the identification of pest

images. Using RTC clock and Crontab timing task tool, the automatic control logic of the system is designed, so that the monitoring equipment can switch on and off regularly, complete the function of insect detection and insect roll expansion regularly. Based on the PyQt5 framework, the monitoring software interface was developed to realize the functions of visual display of detection results, pest data statistics and equipment control.

(4) The system is field tested. The system works normally, the total detection accuracy is 97.89 %, the recall rate is 94.90 %, the missed detection rate is 5.10 %, and the counting accuracy is 96.94 %. The average CPU utilization rate was 25.0 %, the memory occupancy rate was 8.9 %, and the average reasoning speed of the model was 3.80 FPS. The recognition effect of the tea tree target pest was better.

Key words: Tea plant pests; pest monitoring; small target detection; monitoring device; machine vision

目录

摘要.....	I
Abstract	II
第 1 章 绪论.....	1
1.1 研究背景与意义	1
1.2 国内外研究现状	3
1.2.1 害虫监测装置研究现状	3
1.2.2 害虫检测的方法研究现状	4
1.2.3 害虫监测嵌入式技术应用研究现状	6
1.3 研究内容与技术路线	8
1.3.1 研究内容	8
1.3.2 技术路线	9
1.4 论文结构.....	9
第 2 章 茶树主要虫害监测系统总体设计.....	11
2.1 系统应用场景与需求分析	11
2.1.1 系统应用场景分析	11
2.1.2 系统需求分析	12
2.2 系统总体架构设计	12
2.3 害虫诱捕方案设计	13
2.4 茶树害虫监测设备结构设计	14
2.4.1 监测装置的整体结构与工作原理	14
2.4.2 粘虫卷自动更新装置设计	15
2.4.3 图像采集模块选型	17
2.4.4 太阳能供电模块选型	18
2.5 控制系统选型	19
2.5.1 控制器模块选型	19
2.5.2 步进电机与驱动器选型	20
2.6 粘虫卷更新驱动电机方法	23
2.6.1 确定步进电机的驱动模式	23
2.6.2 确定步进电机的旋转角度	24

2.6.3 主控逻辑设计	24
2.7 本章小结	25
第3章 面向小目标检测的茶树虫害检测模型的构建	26
3.1 茶树虫害数据集的构建	26
3.1.1 虫害图像采集	26
3.1.2 图像预处理与数据标注	27
3.1.3 数据集尺度分布	29
3.2 YOLOv8 目标检测模型	30
3.3 YOLO-LSD 小目标害虫检测模型构建	31
3.3.1 SDAM 注意力机制设计	31
3.3.2 RAHR 检测头优化	33
3.3.3 Wavelet Pool 池化方法	35
3.3.4 YOLO-LSD 网络模型	37
3.4 实验环境与评价指标	38
3.4.1 实验环境配置	38
3.4.2 评价指标	39
3.5 实验结果与分析	40
3.5.1 基准模型对比实验	40
3.5.2 注意力机制对比实验	40
3.5.3 消融实验	42
3.5.4 不同目标检测模型对比实验	43
3.5.5 YOLO-LSD 模型可视化效果对比实验	45
3.6 文章小结	47
第4章 基于迁移学习的小目标茶树害虫检测模型扩展	49
4.1 监测目标扩展与迁移学习理论	49
4.1.1 监测目标的扩展需求	49
4.1.2 迁移学习理论	49
4.2 害虫数据集的重构	50
4.2.1 图像数据采集	50
4.2.2 图像预处理与数据标注	50
4.3 迁移学习实验设计	51
4.3.1 全量微调策略与损失函数配置	51
4.3.2 实验方案设计	52

4.4 实验结果与分析	54
4.4.1 实验环境与评价指标	54
4.4.2 迁移学习与从零训练对比实验分析	54
4.4.3 不同学习率对比实验分析	55
4.5 迁移学习后的模型训练结果	56
4.5.1 迁移学习前后模型对比	56
4.5.2 迁移后的模型可视化效果分析	56
4.5.3 公共数据集上模型检测效果	57
4.6 文章小结	58
第 5 章 茶树虫害监测系统的软件设计及应用测试	59
5.1 监测系统的软件开发	59
5.1.1 树莓派 5 开发环境配置	59
5.1.2 数据网络传输配置	60
5.1.3 树莓派 5 的 YOLO-LSD 检测模型部署	60
5.2 系统诱虫装置自动化控制方法	61
5.3 系统可视化界面设计	63
5.3.1 界面开发工具简介	63
5.3.2 软件界面功能布局	63
5.3.3 系统界面操作流程	64
5.4 监测系统应用测试与分析	65
5.4.1 系统运行状态测试与功能测试	65
5.4.2 系统害虫检测效果测试	67
5.4.3 监测系统性能测试	67
5.5 本章小结	69
第 6 章 结论与展望	70
6.1 结论	70
6.2 展望	71
参考文献	72
致谢	77
作者简介	78

主要符号表

缩写	英文全称	中文全称
CNN	Convolutional Neural Networks	卷积神经网络
R-CNN	Region-based Convolutional Neural Networks	基于区域的卷积神经网络
HOG	Histogram of Oriented Gradient	方向梯度直方图
SVM	Support Vector Machine	支持向量机
SSD	Single Shot MultiBox Detector	单次多框检测器
SEAM	Spatially Enhanced Attention Module	自我监督的等变注意力机制
SDAM	Scale-Dynamic Attention Mechanism	适应尺度动态化注意力机制
RHAH	Resolution-Aware Head Refinement	分辨率感知头部优化
TL	Transfer Learning	迁移学习
WP	Wavelet Pool	小波池化
ONNX	Open Neural Network Exchange	开放神经网络交换格式
SSH	Secure Shell	安全外壳协议
VNC	Virtual Network Console	虚拟网络计算机
mAP	mean Average Precision	全类别平均正确率
Grad-CAM	Gradient weighted Class Activation Mapping	梯度加权类激活热力图

第1章 绪论

1.1 研究背景与意义

茶叶作为全球特色经济作物之一，在饮料、食品、医药等领域有着广泛的应用。在全球范围内，茶叶是仅次于水的第二大非酒精类饮料^[1]。其中，中国是世界茶叶的生产大国，其在推动农业区域的经济发展、助力乡村振兴等方面发挥着重要的作用^[2,3]。如图1-1所示。截至2024年，中国茶叶的总产量达374万吨。目前，在提升茶叶的产量与品质始终是研究的重点方向^[4]。随着茶叶种植规模的不断扩大，茶园生态系统的复杂性正在变化，茶园病虫害的发生频率与危害程度日益凸显。虫害是影响茶叶产量稳定的主要原因。其不仅直接导致茶叶减产，也会影响到茶叶的品质，制约了中国茶产业的高质量发展^[5]。

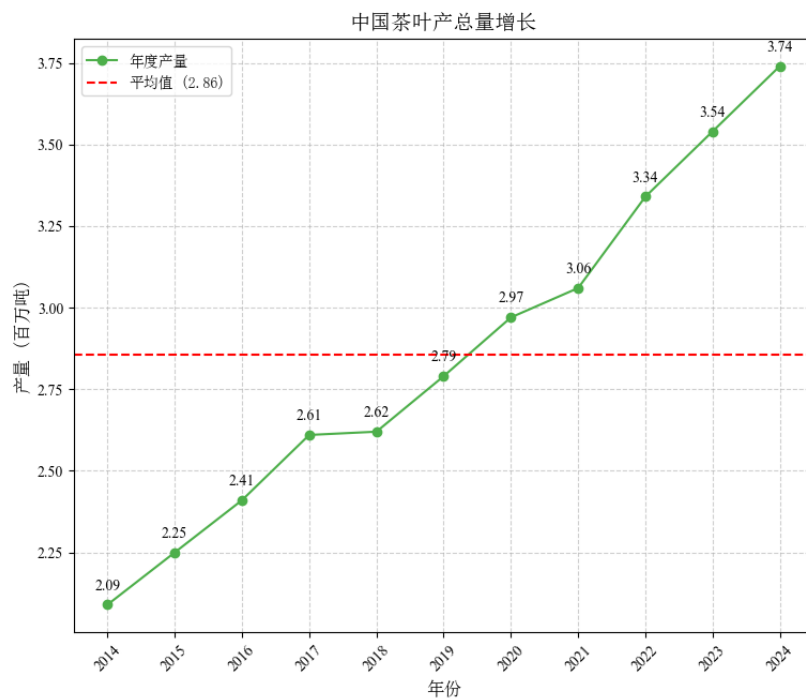


图 1-1 2014-2024 年中国的茶叶生产总量

Figure 1-1 2014-2024 Chain tea production trends

茶树虫害在发生初期通常是局部与零散分布，虫害防控的效果相对明显。一旦未能及时的处理，害虫的数量会在适宜气候下迅速扩散在茶园中，从而形成较大范围受害区域^[6,7]。目前，茶园虫害管理仍以化学防治作为主要手段，通过定期施药抑制害虫种群数

量。相关统计表明,我国部分地区农药单位面积施用量已超过 $7\text{kg}/\text{hm}^2$ 的警戒水平^[8]。在茶园的日常管理中,由于茶树生长的周期较长、采摘的频次较高,使用农药的次数是高于一般大田作物。这种高频率用药方式,在一定程度上影响了茶园生态系统的稳定,也增加了农药残留的风险,对茶叶品质及食用安全带来影响。对此,国家明确提出建设生态茶园,并推广绿色防控技术,加快农业全面绿色转型^[9,10]。在此背景下,粘虫板凭借其环保、低成本且无抗药性风险的特点,成为茶园害虫治理的重要物理手段。其设计基于一些害虫对特定的颜色具有趋向性的特点,在茶园中诱捕害虫最常用的就是各类颜色的粘虫板^[11]。这种粘虫板通常由硬质塑料或纸板来制成,表面覆盖一层粘性物质。例如在茶园中可针对茶小绿叶蝉^[12]、绿盲蝽^[13]等小目标的害虫进行物理诱杀,有效的防止害虫对化学农药产生抗性的风险。

现有的粘虫板存在更换的问题,其主要通过人工悬挂与更换。在一些地形复杂的山区茶园,这种模式不仅消耗大量人力与物力,且存在的弊端也较明显,粘虫板存在一旦粘满害虫,对空余的粘虫区域就会减少的问题。其次是获取害虫信息的滞后,人工调查难以实现准确的监测,从而错过最佳的防治时期^[14,15]。随着农业现代化的发展,茶园虫害测报工作的智能化需求日益增长。为此,我国早在 2018 年就印发了对于农业绿色发展的文件《农业绿色发展技术导则(2018-2030 年)》。文件的内容明确了利用物联网、机器视觉等手段发展智慧型农业技术模式^[16]。近年来,虽然现有的物联网监测系统通过将图像上传至云服务器处理,但茶园往往网络覆盖不全或信号波动大,高清图像上传延迟高、传输成本昂贵。因此,将计算能力前移至设备端的边缘计算上,是目前解决上述问题的方向。

害虫的准确的识别是虫害监测的核心^[17]。早期的研究大多数的研究是利用传统的图像处理结合机器学习的技术,这种方法主要还是依靠于人工设计的害虫形态学特征,在光照多变、天气复杂的非结构化茶园中识别的能力较差。近年来,以卷积神经网络为代表的深度学习技术虽在农业害虫的检测中取得较好的成果。但在面向边缘端的部署,存在一些算力受限制的嵌入式设备,对于一些轻量化的模型在针对小目标害虫时,会发生漏检与误检的现象。此外,也存在模型扩展性与成本的问题,面对害虫种类的季节性变化,传统的检测模型中缺乏利用迁移学习等低成本扩展新目标害虫的方法。

目前对各种类的害虫检测研究快速的增长。在结合了深度学习和嵌入式并针对茶园环境下的茶树小目标虫害的检测相关研究较少。因此,发挥嵌入式平台的体积小与迁移性较强等特点,建立了茶树虫害监测系统,不仅改善了上述的算力与适应性瓶颈,减少人成本投入,从而推动茶叶产业的可持续发展。

综上,本文围绕茶园虫害监测问题,融合机器视觉与嵌入式技术展开研究。在研究对象的选择上,选取茶小绿叶蝉和绿盲蝽两种害虫。如图 1-2 与表 1-1,两种均为茶园

中典型的小目标害虫。针对边缘端的部署需求，重点开展轻量化目标检测方法的研究，并设计了一种基于树莓派 5 的黄色粘虫卷自动诱捕装置，同时开发远程监测软件系统。在此基础上，将检测算法、硬件设备与软件平台进行集成，实现茶园虫情的智能化监测，为虫害的综合防控提供技术支持。

表 1-1 研究选择的茶树主要害虫

Table1-1 The main pests of the tea trees selected for the study

害虫名称	危害部位	关键特征	检测难点	选取目的
茶小绿叶蝉	嫩叶、嫩芽	个体微小，与叶片颜色相近	目标尺寸小	茶树分布广、发生频繁，典型的害虫
绿盲蝽	嫩叶	个体较小，活动性强	目标尺寸小	多发性强，具有代表性与推广价值

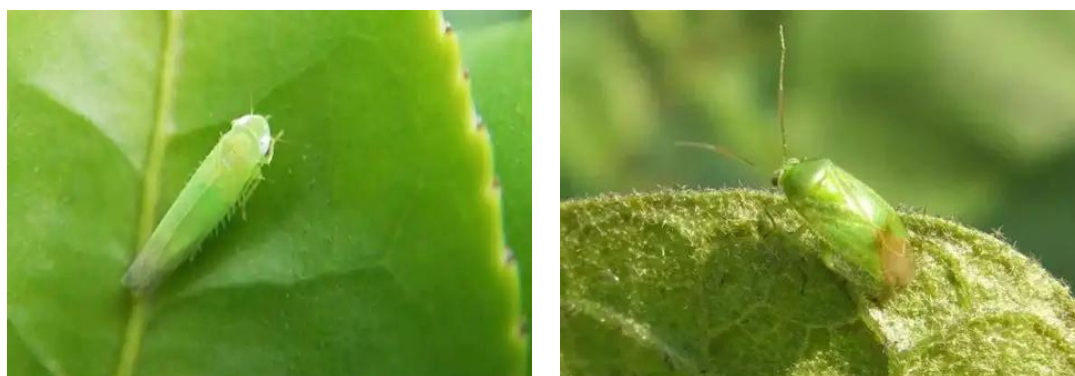


图 1-2 研究的主要害虫类别

Figure1-2 The main pest categories studied

1.2 国内外研究现状

1.2.1 害虫监测装置研究现状

害虫监测是制定科学防治策略的前提。长期以来，虫情监测主要是人工田间调查，由植保人员定期进入田间对靶标害虫进行目测、拍照与计数。这种传统作业模式不仅成本高，且受调查人员主观经验的影响，难以保证数据的标准化与准确性，而且，人工调查存在滞后性，容易发生错过害虫爆发初期时间而导致大面积受灾^[18]。

害虫监测装置是指通过特定的诱捕或感知手段，实现对农林害虫信息进行自动化采集与记录的装备，其核心目标是替代传统的人工田间调查，为精准施药提供数据支撑。目前，害虫监测装置主要包括高清摄像头以及处理器与计算机视觉技术构成，通过拍摄的害虫情况，并利用目标检测算法进行自动识别和统计的相关研究^[19]。

Wang 等^[20]开发了一种新型的基于卷积神经网络的自动手持式移动害虫监测系统,该装置通过可伸缩的固定杠,将相机调整至指定位置进行虫害图像的获取,通过内部嵌入的识别算法进行稻飞虱的识别和计数,完成虫害的监测任务。Sun 等^[21]针对迁飞性虫害进行追溯和预警防治开发了一种基于探照灯诱捕器和机器视觉的迁飞性害虫智能监测系统,系统包含了基于机器视觉的探照灯诱捕器、迁飞性害虫的自动识别模型。

罗帆^[22]在对番茄的虫害监测设计了一种主动式的害虫图像采集装置,该装置引入了丝杆滑台结构,使摄像头在机架的垂直方向上可以主动的移动来获取番茄植株害虫的图像信息。卢恺针^[23]在储粮害虫的监测上,利用球型摄像头的云台设计了自动巡航算法,并将轻量化 YOLOv5 部署在海思芯片上来实现边缘推理。然而这类装置缺乏配套的诱捕结构。本质上仍依赖于人工,在不同的监测点位进行搬运与部署。

现在的研究中,利用集成计算机视觉与诱捕结构的监测装置成为了目前应用最广泛的手段。利用不同的粘虫板、特定波段的光、害虫引诱剂等来捕捉害虫并获取害虫的图像,通过视觉检测算法进行自动识别和统计。

其中粘虫板是一种成本低廉且诱虫效果较好的诱虫载体,广泛应用于监测装置的设计中^[24]。如兰安迪^[25]利用粘虫板设计了一种用于粮食仓储场景下的害虫图像采集装置。该装置能够利用粘板结合摄像头对诱捕害虫进行拍摄,通过检测算法对害虫进行检测。张文穗^[26]针对温室黄瓜蓟马,利用黄色粘虫板进行物理诱集。通过摄像头收集粘虫板害虫图像,并开发了配套的监测预警系统。孙果镲^[27]针对水稻迁飞害虫研发了一种基于高空测报灯诱捕识别系统,该装置有多层的散虫结构设计,解决了传统诱捕中虫体堆叠的难题,通过工业相机配合面光源拍摄高清图像,利用改进的 YOLO-LPNet 算法进行自动化识别。彭吉祥^[28]针对水稻害虫研发了基于风吸式诱虫灯的监测系统,该装置去除了传统杀虫功能,改成让害虫停留在白色非粘性的接虫板上,利用加装微距透镜的安防摄像头拍摄图像,通过 RTSP 协议将视频流传回本地工作站进行集中处理。

害虫监测装置在国内外的研究中已经具有一定基础。在面对昆虫种类的多样性及栖息环境的差异时,现有手段仍然不足。针对茶小绿叶蝉与绿盲蝽这类体型微小的茶树害虫,上述研究装置难以适应茶园环境下的作业需求,导致缺少针对此类小目标的有效诱捕与高质量图像采集手段。成为了设计茶树的小目标害虫监测装置以及构建特定害虫高质量数据集的难点。

1.2.2 害虫检测的方法研究现状

害虫检测的目的是为了防治害虫对农业生产带来的影响,是对害虫的类别和位置的检测,传统的害虫的识别是通过人工肉眼识别的方式进行,这种方式需要耗费大量的人力和时间^[29],而且需要工作人员具备相关的专业知识,因此识别所需的人工成本高,依

赖农技人员经验，主观性强，导致害虫漏检或误判，造成不必要的农药喷洒，进而造成杀虫剂过度使用。

逐渐利用图像处理^[30]和机器学习技术^[31]的自动害虫检测引起了研究人员的兴趣。传统的目标检测算法^[32,33]具有计算简单、参数量少、抗噪性能好等优点。在实现新数据自动归类的过程中，特征提取的质量直接影响了后续分类器的训练效果。作为机器学习系统的核心，分类器的表现决定了其在实际场景中的应用广度。特征与模型之间存在典型的互促效应，精准的特征描述能够大幅降低分类器的学习难度并提升其泛化能力，分类器效能的提升能为特征选择提供更具指导意义的评价标准。这种双向增强的逻辑闭环，显著提升了系统在复杂环境下的分类效率与精确性，从而完成害虫的分类任务^[34]。

例如，张永玲等^[35]提出的基于颜色与 HOG 特征融合的稀疏表示模型能一定程度上克服环境和姿态干扰，但受限于手工特征的主观性与图像样本特征的极高复杂度，该方法在真实复杂场景下的应用受限。Yao 等^[36]开发了水稻光阱昆虫成像系统，实现自动识别水稻害虫，将害虫特征提取到支持向量机 (SVM) 分类器中，提高水稻害虫识别的准确率。害虫的形态也有所不同，李文勇等人^[37]提出一种通过害虫的颜色和纹理等与形态无关的特征相结合并利用多类支持向量机分类器的方法，对多姿态的害虫进行分类识别。具体通过对目标害虫图像进行不同颜色空间特征、基于统计方法的纹理特征和基于小波的纹理特征的提取。这种基于传统特征提取的模式，在处理精细化程度高、环境背景复杂的害虫图像时，识别精度与可靠性仍有待突破。

传统的图像处理方法由于图像样本的特征复杂，分类器容易受背景信息和人工设计特征的主观性影响，这类方法的泛化能力一般较弱^[38]。逐渐的深度学习技术迎来快速的发展。其在对图像特征提取网络结构方面对比于使用传统的机器学习进行人工提取目标特征信息的方法上。机器学习技术在识别图像目标时会存在误检率较高和模型结构复杂等问题。对于在深度学习技术的卷积神经网络则可以将设计好的网络框架结构自动的获取目标的特征息。改善了模型构建前期的图像预处理工作中较复杂的问题。

深度学习的图像识别技术可以设计较深的网络结构，其层数多可以自动进行信息特征的提取，提高模型对图像识别的准确性。现在，深度学习技术针对害虫检测已成为农作物害虫检测领域的研究热点，其中深度学习技术已经在目标检测领域中有着较为优越的效果，在虫害检测的领域中逐渐的被应用^[39,40]。其中深度学习的目标检测模型可以按照流程划分为双阶段的与单阶段的模型。前者如 R-CNN^[41,42]系列通过候选框提取与二次精修确保了高精度的检测效果，但推断延迟较高，后者如 YOLO^[43,44]、SSD^[45,46]通过端到端回归机制，在保障高速处理的同时对准确率进行了折中。

两阶段目标检测算法中 Ramalingam 等^[47]使用 Faster R-CNN 目标检测框架对害虫进行了检测，模型能够在特定数据中，自动识别建筑环境昆虫和农田昆虫。王金星等人^[48]