

学校代码：10564

学号：2015210003

分类号：TP391



華南農業大學

# 硕士研究生毕业论文

基于机器学习的蔬菜重大害虫监测计数算法  
及其应用系统

叶 耀 文

指导教师：肖德琴 教授

学院名称：数学与信息学院

专业名称：计算机系统结构

答辩委员会主席：赖剑煌

中国 • 广州

2018年6月

# 华南农业大学

## 毕业论文原创性声明

本人郑重声明：所呈交的毕业论文是本人在导师的指导下独立进行研究所取得的研究成果。除了文中特别加以标注引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写的作品成果。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。本人完全意识到本声明的法律结果由本人承担。

作者签名：\_\_\_\_\_ 日期：\_\_\_\_\_

## 毕业论文版权使用授权书

本毕业论文作者完全了解学校有关保留、使用毕业论文的规定，即：研究生在校期间论文工作的知识产权单位属华南农业大学。学校有权保存并向国家有关部门或机构递交论文的复印件和电子版，允许毕业论文被查阅或在校园网上发布并供校内师生和与学校有共享协议的单位浏览（除在保密期内的涉密论文外）；学校可以公布毕业论文的全部或部分内容，可以允许采用影印、缩印或其它复制手段保存、汇编毕业论文。本人电子文档的内容和纸质论文的内容相一致。

作者签名：\_\_\_\_\_ 日期：\_\_\_\_\_  
导师签名：\_\_\_\_\_ 日期：\_\_\_\_\_

## 毕业论文提交同意书

本毕业论文符合国家和华南农业大学关于研究生毕业论文的相关规定，达到毕业答辩要求，同意提交。

导师签名：\_\_\_\_\_ 日期：\_\_\_\_\_

## 摘要

蔬菜是我国重要的经济作物，而导致蔬菜产量下降的主要因素是蔬菜虫害的影响，对蔬菜害虫进行精准防治的重要基础是对农田中蔬菜害虫动态数量的快速获取。传统的害虫动态数量监测的方法主要是采用人工计数统计，存在效率低、范围小、强度大和时效性低等缺点。为了满足现代农业的要求，使用计算机视觉等手段，监测蔬菜田地中的害虫发生情况已经成为一个重要的研究热点。虽然近年来已有不少学者使用计算机视觉等方法对蔬菜害虫进行监测，但是存在识别害虫种类单一、扩展性差等缺点，难以应用于真实农田环境中。为了快速获取真实蔬菜田地中的害虫动态数量信息，本文以蓟马、黄曲条跳甲、烟粉虱和小菜蛾等蔬菜害虫作为研究的对象，探索了一种基于机器学习的蔬菜害虫监测计数算法。

本文根据重大蔬菜害虫监测目标的需要，提出了一种基于机器学习的蔬菜重大害虫的监测计数方法（Major Vegetable Pest Counting Algorithm Based on Machine Learning, *VPCA-ML*）包括：基于 HSV 颜色空间的兴趣区域识别算法；基于边缘检测的害虫目标提取算法；基于视觉词典模型的害虫特征表示方法和基于支持向量机的蔬菜害虫分类计数方法。进一步，为了实现对蔬菜田地中的蔬菜害虫图像快速采集，本文设计了一套基于诱捕板的蔬菜害虫图像采集装备和蔬菜害虫监测系统，可实现自供电和对蔬菜害虫大尺度、快速的远程监测，并向蔬菜种植人员和蔬菜害虫防治人员提供简洁有效的蔬菜害虫发生信息。

本文使用了 200 张于广州市南沙东升农场蔬菜大田中采集的图片进行试验和分析，实验结果表明，算法对黄曲条跳甲计数的准确率达 87%，对蓟马计数的准确率达 90.94%，对烟粉虱计数的准确率达 90.40%，对小菜蛾计数的准确率达 89.91%，算法在个人计算机环境下处理每张图像平均花时 12.45s，最长耗时 27.87 秒。本算法运算性能及害虫监测计数精度皆达到对蔬菜大田中蔬菜害虫动态数量快速监测计数的要求。本文所设计的基于诱捕板的蔬菜害虫图像采集装备及蔬菜害虫监测预警系统在东升农场进行应用测试，测试过程中系统运行稳定，具有较高的应用前景和使用价值。

**关键词：**机器学习；蔬菜害虫；支持向量机；目标检测

# Major Vegetable Pest Counting Algorithm Based on Machine Learning

Ye Yaowen

(College of Mathematics and informatics, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China)

**Abstract:** With the rapid development of the national economy and the increase in population, the demand for vegetables in the country is increasing day by day. It is very important to improve the yield of vegetables when it is difficult to increase the vegetable cultivation area in large quantities. The impact of pests is a major factor in the decline in vegetable production. Obtaining the amount of pests in farmland is an important task for the management of vegetable pests. The traditional methods of pest number detection are manual counting methods. This method has the disadvantages of low efficiency, small range, and high strength. In order to meet the requirements of modern agriculture, the use of information technology to monitor the occurrence of pests in vegetable fields has become an important research hotspot. In order to obtain the dynamic quantity information of the pests in the real vegetable fields, this paper explored a kind of vegetable pest monitoring and counting algorithm based on machine learning with the research object of Thrips, Beetle, Bemisia tabaci, and Plutella xylostella.

In this paper, a counting algorithm for major vegetable pest of southern based on machine learning is proposed on the needs of vegetable pests monitoring. The algorithm includes: interest region detection algorithm based on HSV color space; pest target extraction algorithm based on edge detection; pest feature representation method based on BOF model and vegetable pest classification method based on support vector machine. Furthermore, this paper designed a vegetable pest image acquisition equipment based on traps, which can achieve self-powered and large-scale monitoring of vegetable pests. In addition, this paper has designed a vegetable pest monitoring system. It can quickly obtain the number of various vegetable pests trapped by trapping plates in the farmland. And it can provide information of the occurrence of pests in the farmland to the farmers. It has a wide range of application prospects and practical value in vegetable pest control.

200 photos had collected in a vegetable field in Dongshen Farm, Guangzhou for experimentation and analysis. The experimental results show that the accuracy of the algorithm proposed in this paper is 87% for the flea beetle count, 90.94% for the Thrips,

90.40% for the whitefly, and 89.91% for the diamondback moth. In the personal computer environment, the average time spent on processing each image is 12.45s, and the longest time is 27.87 seconds. The computing performance and counting accuracy of this algorithm all meet the requirements of practical applications, and it has a wide range of application prospects.

**Key words:** Machine Learning; Vegetable pest; Support Vector Machine; Target Detection

## 目 录

1 引言 .....	1
1.1 研究背景 .....	1
1.2 研究目的和意义 .....	2
1.3 国内外研究现状 .....	2
1.4 研究内容 .....	3
1.5 论文组织结构 .....	4
2 害虫图像的处理与分析基础 .....	6
2.1 害虫图像预处理算法 .....	6
2.1.1 图像的色彩空间转换 .....	6
2.1.2 图像的形态学处理 .....	9
2.2 基于边缘检测的图像分割算法 .....	9
2.2.1 传统的边缘检测算法 .....	9
2.2.2 基于机器学习的边缘检测算法 .....	11
2.3 害虫图像特征提取算法 .....	13
2.3.1 常见的特征子算法 .....	13
2.3.2 基于视觉词典的特征表示模型 .....	13
2.4 基于机器学习的害虫图像分类算法 .....	15
2.4.1 支持向量机 .....	15
2.4.2 决策树 .....	16
2.4.3 K-means 聚类 .....	17
3 基于机器学习的蔬菜害虫监测识别算法 .....	18
3.1 基于 HSV 颜色空间的兴趣区域识别算法 .....	19
3.1.1 蔬菜害虫图像颜色空间的转换 .....	19
3.1.2 利用阈值分割提取感兴趣区域 .....	19
3.1.3 利用形态学滤波进行图像平滑 .....	20
3.2 基于边缘检测的蔬菜害虫目标提取算法 .....	20
3.2.1 基于结构森林的快速边缘检测算法 .....	20
3.2.2 基于边缘信息的害虫目标提取算法 .....	22
3.3 基于机器学习的蔬菜害虫分类算法 .....	22

3.3.1 数据集 .....	22
3.3.2 基于 BOF 模型的害虫特征分量表示算法 .....	23
3.3.3 基于支持向量机的蔬菜害虫分类器 .....	25
3.3.4 基于 BOF 模型与支持向量机的蔬菜害虫计数算法 .....	27
4 算法及其应用系统设计与实现 .....	28
4.1 系统设计 .....	28
4.1.1 系统架构图 .....	28
4.1.2 系统开发环境 .....	29
4.2 基于诱捕板的蔬菜害虫图像采集装备设计 .....	30
4.2.1 蔬菜害虫图像采集装备 .....	30
4.2.2 蔬菜害虫图像自动采集进程 .....	30
4.2.3 远程控制进行 .....	31
4.3 基于 HSV 颜色空间的兴趣区域识别算法的实现 .....	31
4.4 基于边缘检测的蔬菜害虫目标提取算法的实现 .....	33
4.4.1 训练集介绍 .....	33
4.4.2 算法实现 .....	33
4.4.3 算法结果 .....	34
4.5 基于机器学习的蔬菜害虫分类器的构建 .....	36
4.5.1 蔬菜害虫视觉字典的构建 .....	36
4.5.2 基于 BOF 模型的蔬菜害虫分类器的构建 .....	36
4.5.3 参数寻优 .....	37
5 实验与分析 .....	42
5.1 试验环境介绍 .....	42
5.2 数据集 .....	42
5.3 蔬菜害虫模型训练方法 .....	42
5.4 试验结果与分析 .....	43
5.4.1 算法的运算效率 .....	44
5.4.2 算法的准确率分析 .....	45
5.5 南方蔬菜害虫监测预警平台应用测试 .....	48
6 总结与展望 .....	51

# 1 引言

## 1.1 研究背景

中国是蔬菜生产和销售大国，从 2006 年以来，我国的蔬菜作物的种植面积超过  $3.19 \times 10^8$  亩，居世界第一（王立浩等，2016）。我国蔬菜年产量超过  $7.58 \times 10^8$  吨，超过世界蔬菜生产总量的一半。自 2014 年起，我国蔬菜产值达到 1.3 万亿，蔬菜产品的出口贸易顺差达 120 亿美元，在我国农产品出口额排行榜中处榜首位置（徐克等，2016）。此外，我国有超过 8000 万的劳动者从事农业的生产工作。（柳琪，2016）。因此蔬菜已经是我国农业领域中的支柱产业。（王立浩，2016）

随着我国人口总量的持续增加以及普通民众对物质需求的提高，人们对蔬菜的需求将呈刚性增长。根据《全国蔬菜产业规划（2011-2020）》（无，2012），到 2020 年时，预计我国民众对蔬菜的需求量将达到 58950 万吨，将比 2010 年增长约 17.9%。然而我国蔬菜作物的种植面积与 2010 年相比，并无明显增加。因而，为了应对我国民众对蔬菜需求量的增长，提高蔬菜种植的单亩产量将变得十分重要。

蔬菜生长周期短，在生长过程中常常会遭到虫害，而虫害的影响是导致蔬菜产量与品质下降的主要因素。蔬菜害虫不仅啃食蔬菜，而且还可传播多种病毒。因为病虫害所导致的蔬菜损失，一般可达到 20%-30%，严重的可达到 50% 以上。而常见的可引起重大危害的蔬菜害虫有烟粉虱、小菜蛾、蓟马和黄曲条跳甲等。（朱四洪，2016）

烟粉虱被称为超级害虫，体长大约 0.9mm，虫体偏黄，翅膀为白色。一年可发生 11-15 代，且世代重叠。烟粉虱有 20 多种亚种，它可以在超过 30 种农作物上传播病毒病，可传播病毒病的种类超过 70 种（郑慧新等，2016）。近年来番茄黄化曲叶病病毒病在我国十余省份大规模爆发，导致平均产量损失过半，而该病毒病的传播者则是烟粉虱。蓟马是一种世界性害虫，其体长范围约 0.5mm 至 15mm，该虫体偏黑褐色（苏晓萌，2017）。蓟马虫害可以发生在一年中的各个季节，因此蓟马对蔬菜种植业的危害巨大。小菜蛾是我国十字花科蔬菜领域中产生危害最严重的害虫之一，长期以来，小菜蛾在我国尤其在南方的省区造成了严重的危害（吴青君等，2001）。黄曲条跳甲近年来危害日益猖獗，在蔬菜生产上，跳甲已经是继小菜蛾后危害最严重的害虫，而且危害有日益加重之势（王果红等，2008）。

为了提高蔬菜的产量，对蔬菜害虫的防治工作已经变得刻不容缓（张素华，2015）。

蔬菜害虫动态数量的获取是蔬菜害虫精准防治的重要基础，传统的害虫发生数量监测采用人工计数的方法。虽然人工计数方法可以在一定程度上获取蔬菜农田中的虫害发生程度，但该方法存在效率低、范围小、强度大和实时性差等缺点，难以满足生产实际需求。为了满足现代农业的要求，使用信息技术手段来监测田间害虫已经成为一个重要的研究热点。近年来，不少学者提出了使用计算机视觉等技术对害虫进行检测识别，然而这些方法大多存在识别害虫种类单一、扩展性差和试验需在特定环境下进行等缺点，难以应用于真实农田环境。因此，一个可以监测真实蔬菜田地中的害虫发生情况的监测系统的需求越来越迫切。

## 1.2 研究目的和意义

近年来，计算机视觉技术发展迅猛，将计算机视觉技术与农业结合将有着十分广阔前景（胡智祯等，2017）。而目前在关于蔬菜害虫的监测研究中，很少利用计算机视觉技术去研究和监测蔬菜害虫的动态发生规律。本论文的研究目的就是通过使用计算机视觉技术和机器学习技术对蔬菜害虫进行自动化的监测计数，搭建蔬菜害虫监测系统，为病虫害防治专家进行蔬菜害虫防治工作提供有力的信息支持，以指导蔬菜种植人员针对虫害的发生及时采取防治措施。

传统的害虫发生数量监测采用人工计数的方法，存在效率低、范围小、强度大和实时性差等缺点，难以满足生产实际需求。近年来，不少学者提出了使用计算机视觉等技术对害虫进行检测识别，然而这些方法大多存在识别害虫种类单一、扩展性差和试验需在特定环境下进行等缺点，难以应用于真实农田环境。为此，本文提出一种扩展性强、可用于农地真实现场的基于机器学习的蔬菜害虫检测计数算法，并探索了该算法在大田中的应用，设计了一套基于诱捕板的蔬菜害虫图像采集装备和南方蔬菜重大害虫监测预警系统。为蔬菜种植人员和蔬菜害虫防治人员提供简洁有效的蔬菜虫害发生信息。

## 1.3 国内外研究现状

目前，在国内外关于蔬菜害虫的检测主要分为传统图像处理方法和机器学习方法两大类。

国内有张建伟等人研究了基于黄色诱捕板的麦田蚜虫自动计数方法，其通过使用阈值分割方法对害虫图像进行目标提取，从而实现对麦田蚜虫的计数，准确率达 93.88%（张建伟等，2006）。胡雅辉等人研究了针对叶片上的烟粉虱害虫的计数算法，其利

用动态阈值法和基于 Canny 边缘检测算法获取烟粉虱害虫目标，并通过计算图片中叶片所占面积与害虫数量获得害虫密度，准确率达 90%（胡雅辉等，2011）。张水发等人针对叶片上的白粉虱进行检测计数，其通过离散余弦变换算法和区域生长算法对白粉虱图像进行目标提取，准确率达 98%（张水发等，2013）。国外有 Li 等人同样针对叶片上的烟粉虱害虫进行检测计数，其创新性地使用了多重分形算法对烟粉虱目标进行分割提取，并取得了较好效果，召回率达 86.9%（Li *et al.*, 2015）。Xia 等人为了实现对蚜虫、蓟马和烟粉虱的检测识别，使用了马氏距离和分水岭算法进行目标分割和建模识别，其对蚜虫的平均准确率达 85.6%，对蓟马的识别平均准确率达 82.2%，其对烟粉虱识别的平均准确率达 79.7%（Xia *et al.*, 2014）。

以上学者所使用传统的图像处理方法对蔬菜害虫进行识别，获得较好的效果，然而传统的图像处理方法识别害虫的类型相对单一，扩展性不强，难以扩展到多种类别的害虫上。

国内学者韩瑞珍等人使用最大类间算法对害虫目标进行提取，并通过提取害虫目标的形态学特征和颜色特征等形成表示向量，使用支持向量机对 6 种害虫进行分类检测，准确率达 87.4%（韩瑞珍等，2013）。国外学者 Espinoza 等使用了神经网络算法对基于诱捕板图像中的蓟马和烟粉虱目标进行检测计数，对蓟马的分类精度达到 92%，对烟粉虱的分类精度达到 96%（Espinoza *et al.*, 2016）。

以上学者使用机器学习的方法对蔬菜害虫进行了识别，并获得了很好的效果。然而上述研究所使用的图像数据，是基于实验室条件下或者选取特定的区域进行研究，限制条件较多。如韩瑞珍等人所使用的图像数据是采用高清摄像头对单只害虫于固定背景中拍摄获得（韩瑞珍等，2013）。而 Espinoza 等人的图像数据来源则是在实验室环境下将含多只害虫的诱捕板置于固定容器中采集获得（Espinoza *et al.*, 2016）。鉴于上述情况，本文针对在真实农田环境下采集的害虫图像提出了基于机器学习的蔬菜害虫检测计数算法（Major Vegetable Pest Counting Algorithm Based on Machine Learning, VPCA-ML），并设计了可远程操控的蔬菜害虫图像采集装备，可有效地在蔬菜农田中稳定的监测蔬菜害虫的动态数量。

## 1.4 研究内容

目前计算机视觉在害虫识别方面的应用大部分集中于实验室环境下的研究，离真正应用尚有一定的距离。真实大田环境下的研究往往难度较高，困难主要集中在以下

几个方面：大田环境下多变的自然光照及阴影的干扰、沙尘及降雨产生的干扰、诱捕板中动植物腐败产生的干扰等。本文的工作有以下部分：

(1) 研究蔬菜害虫的检测识别算法。为了实现对蔬菜的主要害虫，包括烟粉虱、黄曲条跳甲、小菜蛾和蓟马等图像数据的快速识别计数，辅助农民或基层植保人员进行蔬菜害虫监测工作。本文基于机器视觉和机器学习等技术，设计了蔬菜害虫的分类识别算法，从而实现对田间蔬菜害虫的动态数量的获取。

(2) 设计一种基于视觉传感器的蔬菜害虫诱捕监测装备，该装备结构简单、合理。该装备包括了太阳能供电装置、诱捕装置和监测装置，可实现自供电和对蔬菜害虫大尺度、快速的远程监测。

(3) 设计一套具有良好扩展性的蔬菜害虫监测系统。可快速获取农田内被诱捕板诱捕的各种蔬菜害虫的数量，并向蔬菜种植人员和蔬菜害虫防治人员提供简洁有效的蔬菜害虫发生信息。另外可通过增加数据集的形式增加蔬菜害虫识别的种类，在蔬菜害虫防治领域上有着广泛的应用前景和实用价值。

(4) 在广州东升进行田间应用实验。在广州东升进行田间应用实验。在复杂且不可控的真实农田中采集试验数据，以检测算法的健壮性和鲁棒性。通过分析实验数据，说明本文所提出的基于机器学习的蔬菜害虫监测计数算法达到真实农田中应用的可行性，并探讨了进一步的工作及方向。

## 1.5 论文组织结构

本文的章节分布如下：

(1) 第1章为引言。首先介绍了课题研究的背景和意义，然后分析了国内外在计算机视觉领域对害虫检测中的现状，并阐明了本论文的主要研究内容。

(2) 第2章主要介绍了基于蔬菜害虫图像的处理与分析基础。首先介绍了本论文图像色彩空间和图像的形态学处理等蔬菜害虫图像的预处理方法。然后介绍了常见的图像边缘检测的方法及近年来新出现的基于结构森林的边缘检测方法。最后介绍了基于机器学习的害虫图像分类识别算法，为第三章所提出的基于机器学习的蔬菜害虫检测识别算法提供理论基础。

(3) 第3章主要是基于机器学习的蔬菜害虫检测识别算法。首先介绍了本文所设计的蔬菜害虫图像采集装备。然后通过分析所采集图像的特点，阐述了使用基于HSV颜色空间的兴趣区域识别方法。其次介绍了本文采用基于结构森林的边缘检测方法

对感兴趣区域图像进行处理，并基于边缘检测的结构提取害虫目标的方法。然后，本文提出了基于视觉词典模型的害虫特征分量表示方法。最后，本文介绍了基于支持向量机的害虫分类方法。

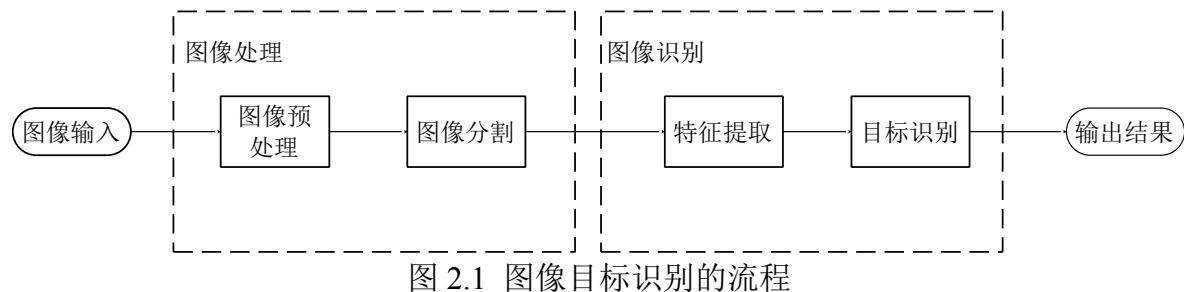
(4) 第4章主要介绍了算法及其应用系统的设计与实现。介绍了南方蔬菜害虫监测预警平台的设计与图像采集装备的设计，以及基于机器学习的蔬菜害虫检测识别算法的实现。

(5) 第5章主要是实验结果与分析。介绍了试验的环境及试验所使用的蔬菜害虫图像数据集，以及基于机器学习的蔬菜害虫监测计数算法的性能测试与分析。

(6) 第6章是总结与展望。对论文所提出的基于机器学习的蔬菜害虫检测计数算法进行了总结，并对蔬菜害虫检测算法及蔬菜害虫防治工作未来的研究内容和发展方向进行了展望。

## 2 害虫图像的处理与分析基础

图像目标识别主要分为图像处理部分和图像识别部分两大部分，其中图像处理可分为图像预处理和图像分割，而图像识别又分为特征提取和目标识别两个部分，识别流程如图 2.1 所示。



下面本文将简要介绍害虫图像处理、和图像识别的相关算法基础。

### 2.1 害虫图像预处理算法

本节将介绍本论文对在蔬菜大田中所采集的蔬菜害虫图像的预处理方法。首先本章第一节介绍了常见的图像颜色空间，并介绍了各颜色空间的相互转换，最后介绍了图像的形态学处理的方法。

#### 2.1.1 图像的色彩空间转换

图像的色彩空间是使用数学模型将颜色进行数字化及标准化处理，常用到的颜色空间有 RGB 和 HSV 等。

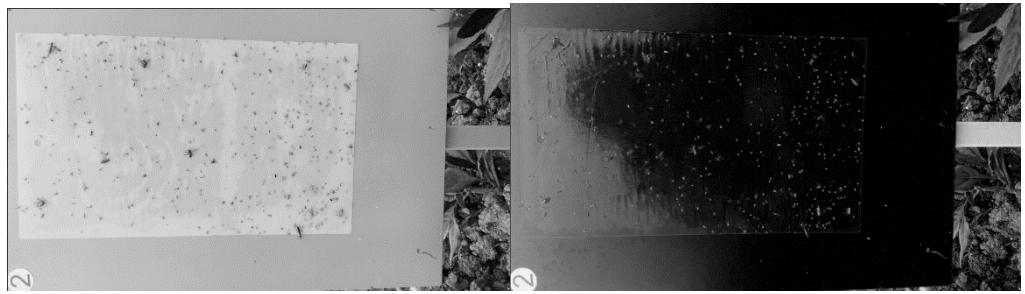
##### (1) RGB 颜色空间

基于红绿蓝三原色而设计的颜色空间 RGB 颜色空间是最常见的色彩空间， $R$  表示红色， $G$  表示绿色， $B$  表示蓝色。由于基于三原色原理（彭激汐等，2014），所以基于 RGB 颜色空间的图像中的每个像素点  $F$  都由一个红色分量值、一个绿色分量值和一个蓝色分量值组成，如公式 2.1 所示。由于每个像素点的每个颜色分量中已经将色调，亮度，饱和度融合于每个分量中进行表示，所以 RGB 颜色空间受光照变化的影响非常大，并不适用于进行物体的检测识别，图 2.2 和图 2.3 为黄色诱捕板图像和蓝色诱捕板图像在 RGB 空间及在各颜色通道的效果图。

$$F = r[R] + g[G] + b[B] \quad (2.1)$$

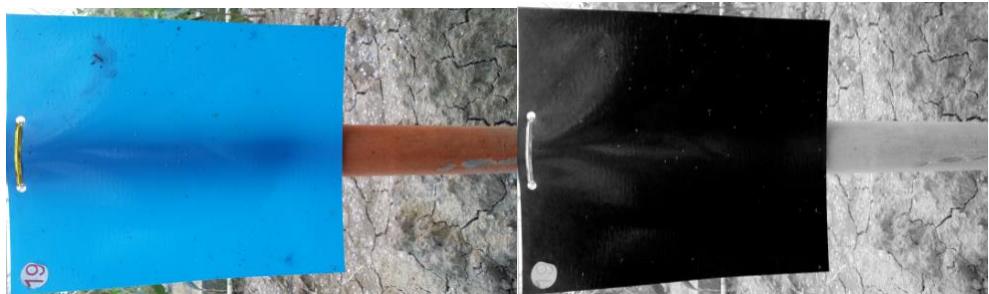


(a)原图 (b) 红色通道

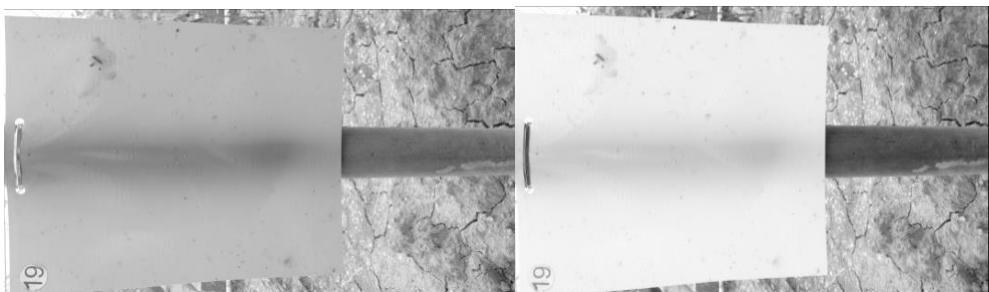


(c)绿色通道 (d) 蓝色通道

图 2.2 黄色诱捕板 RGB 单通道效果对比图



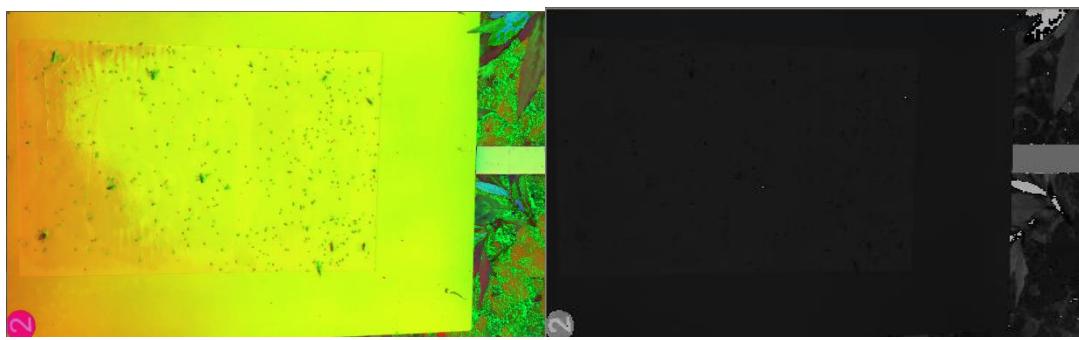
(a)原图 (b) 红色通道



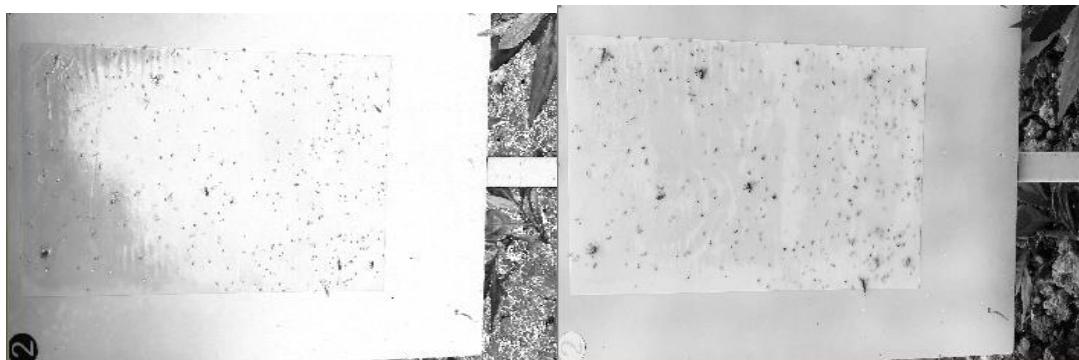
(c)绿色通道 (d) 蓝色通道

图 2.3 蓝色诱捕板 RGB 单通道效果对比图

HSV 颜色空间基于人类的视觉特性所设计的一种将色彩与明暗度及饱和度分离的颜色空间（纪钢等，2016），使用色调  $H$ ，饱和度  $S$ ，明亮度  $V$  来描述色彩，这种模型有利于识别特定颜色的物体。图 2.4 所示为黄色诱捕板图像在 HSV 颜色空间的对比图。图 2.5 所示为蓝色诱捕板图像在 HSV 颜色空间的对比图。

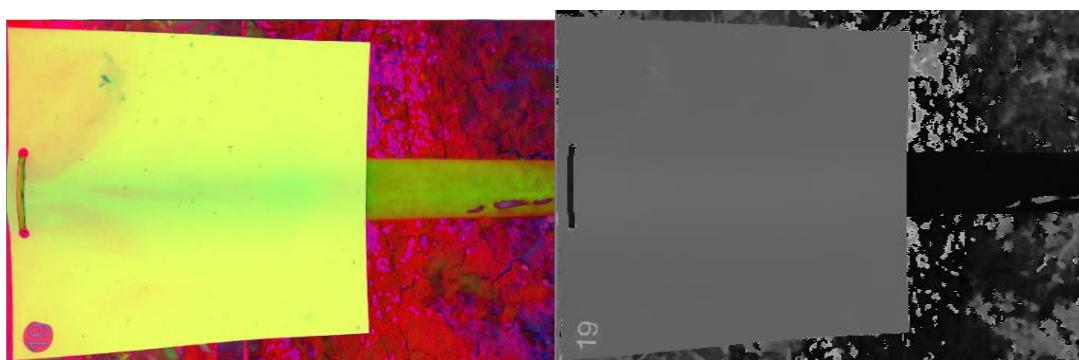


(a)HSV 颜色空间图 (b) H 通道

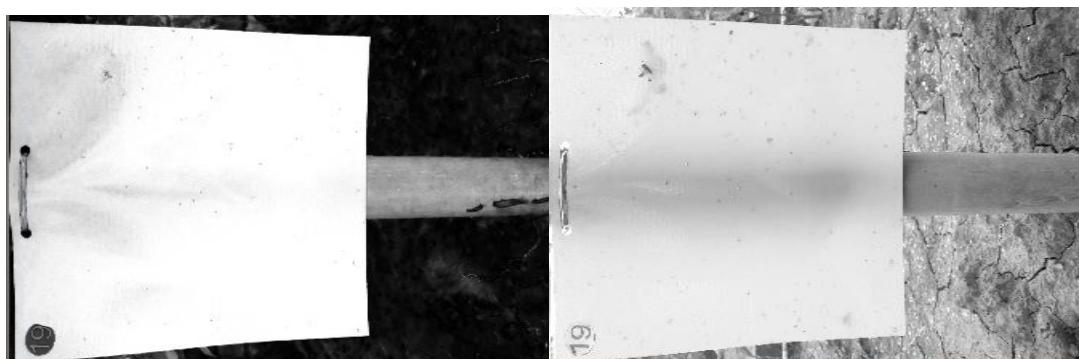


(a)S 通道 (b) V 通道

图 2.3 黄色色诱捕板 HSV 单通道效果对比图



(a)HSV 颜色空间图 (b) H 通道



(a)S 通道 (b) V 通道

图 2.4 蓝色诱捕板 HSV 单通道效果对比图

### 2.1.2 图像的形态学处理

图像形态学是一种重要的图像处理方法，常用的图像形态学方法包括膨胀操作、腐蚀操作、开运算和闭运算等（武瑛，2013）。膨胀操作的作用主要是对图像中的图像块的边界进行扩展，以实现对于相邻距离较短的图像块进行连接，而腐蚀操作则与膨胀操作相反。用数学模型表示则，将二值化的图像块 A，使用结构元素核 B，进行卷积操作。 $B_x$  表示图像块 A 与核元素 B 卷积后，图像中改变的部分。

图像块 A 使用核元素 B 进行膨胀操作，定义为  $A \oplus B$ ，如公式 (2.2) 所示。

$$A \oplus B = \{x \in Z^2 : B_x \cap A = \emptyset\} \quad (2.2)$$

图像块 A 使用核元素 B 进行腐蚀操作，定义为  $A \ominus B$ ，如公式 (2.3) 所示。

$$A \ominus B = \{x \in Z^2 : B_x \subset A\} \quad (2.3)$$

在图像进行分割操作后，图像目标块中往往产生孔洞，而膨胀操作则是填补这些孔洞的非常有效的方法，但是膨胀操作也可能将相近的目标块连接起来。而腐蚀操作则可以有效去掉图像中的小块噪声，但也可能将部分目标块分割成数块。因此我们往往将膨胀操作和腐蚀操作配合进行使用，其中最常见的配合操作方法就是开运算和闭运算（Challa *et al.*, 2016; Challa *et al.*, 2018）。

图像块 A 使用核元素 B 进行形态学闭运算记作  $A \bullet B$ ，是对目标图像块先做膨胀操作处理，再对处理后图像进行腐蚀操作的方法进行部分恢复。该方法常用于对图像块中的孔洞进行填补。用数学公式表示为如公式 (2.4) 所示。

$$A \bullet B = (A \oplus B) \ominus B \quad (2.4)$$

图像块 A 使用核元素 B 进行形态学开运算记做  $A \circ B$ ，是对目标图像块先做腐蚀操作处理，再对处理后图像进行膨胀操作的方法进行部分恢复。该方法主要用来对目标图像中的小块噪声进行消除处理。用数学公式表示为如公式 (2.5) 所示。

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \quad (2.5)$$

## 2.2 基于边缘检测的图像分割算法

本章节将介绍常见的边缘检测算法，并介绍其应用于蔬菜害虫图像中的效果。

### 2.2.1 传统的边缘检测算法

边缘检测是基于纹理特征将目标分割开来的方法，本文使用边缘检测的方法将害虫图像中的害虫目标从背景中分割出来。

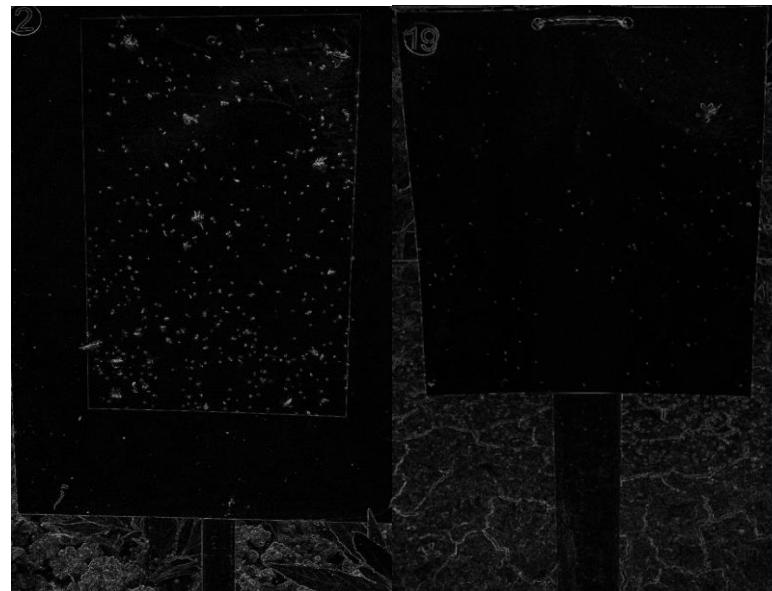
传统的边缘检测方法有基于 Sobel 算子的边缘检测算法、基于 Canny 算子的边缘检测算法、基于 Laplacian 算子的边缘检测算法(欧温暖等, 2010; 谭林秋等, 2008)。

Sobel 算子的模板分为横向模板和竖向模板如 (2.6) 所示。运算时将模板叠加在原图像上横竖进行扫描。

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad G_y = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} \quad (2.6)$$

扫描之后, 便开始计算图像的梯度以及其方向, 计算公式如 (2.7) 所示。图 2.5 是对图 2.2 (a) 和图 2.3 (a) 使用 Sobel 算子进行边缘检测的结果。

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad \Theta = \arctan\left(\frac{G_y}{G_x}\right) \quad (2.7)$$



(a) 黄色诱捕板边缘检测图 (b) 蓝色诱捕板边缘检测图

图 2.5Sobel 算子边缘检测

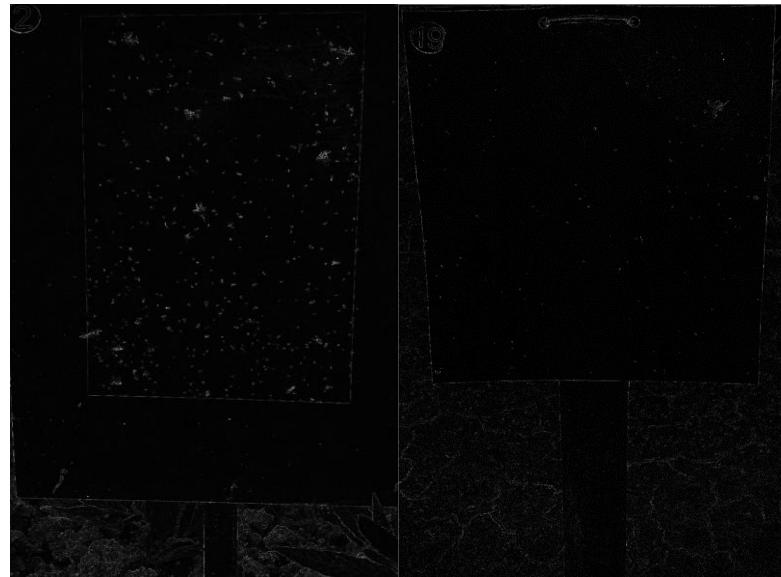
Laplacian 算子定义如公式 (2.8) 所示:

$$\begin{aligned} f(x,y) &= [f(x+1,y)-f(x,y)]-[f(x,y)-f(x-1,y)]+[f(x,y+1)-f(x,y)]-[f(x,y)-f(x,y-1)] \\ &= f(x+1,y)+f(x-1,y)+f(x,y+1)+f(x,y-1)-4f(x,y) \end{aligned} \quad (2.8)$$

离散形式如如公式 (2.9) 所示:

$$f = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \quad (2.9)$$

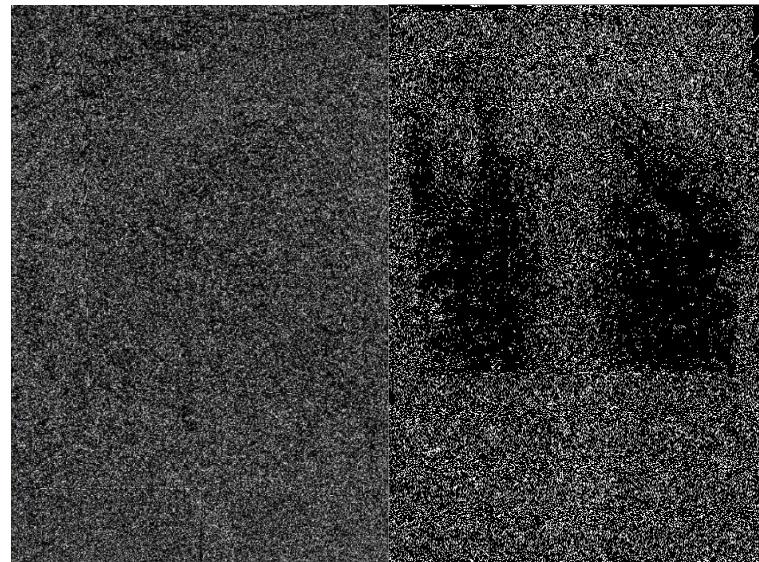
图 2.6 是对图 2.2 (a) 和图 2.3 (a) 使用 Laplacian 算子进行边缘检测的结果。



(a) 黄色诱捕板边缘检测图 (b) 蓝色诱捕板边缘检测图

图 2.6Laplacian 算子边缘检测

基于 Canny 算子的边缘检测算法在图像的边缘检测应用中十分常用。图 2.7 是对图 2.2 (a) 和图 2.3 (a) 使用 Canny 算子进行边缘检测的结果。



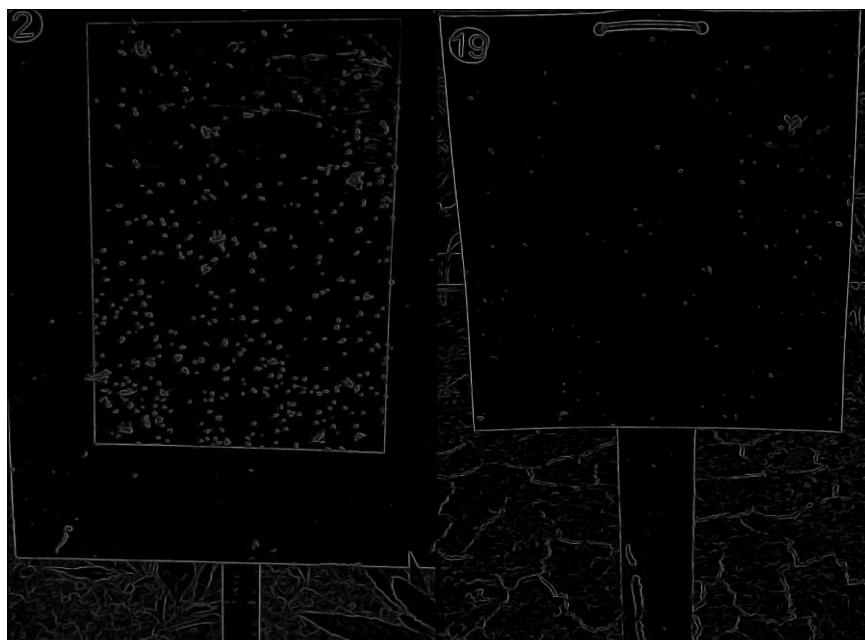
(a) 黄色诱捕板边缘检测图 (b) 蓝色诱捕板边缘检测图

图 2.6Canny 算子边缘检测

## 2.2.2 基于机器学习的边缘检测方法

与传统的边缘检测方法进行对比，基于机器学习的边缘检测方法拥有较高的泛化

性（李亚，2009）。近年来，人们越来越重视机器学习技术，并将其应用到图像处理领域，越来越多的学者使用机器学习的方法来进行图像边缘检测。该算法的基本原理是，将图像上的每个像素点划分为两类，第一类是边缘点，第二类是非边缘点，继而计算出图像上的每个像素点是边缘点的概率，再根据概率进行选择，即可获得图像的边缘图。使用机器学习的算法，从样本量足够的特征集中，对分类器进行训练，然分类器对图像中像素点进行边缘点与非边缘点的分类学习，即可得到具有较好效果的图像边缘检测器。常用于图像边缘检测的机器学习方法有主成分分析（PCA）、支持向量机（SVM）、决策树、随机森林和增强算法（Boosting）。图 2.7 是基于随机森林的边缘检测算法对图 2.2（a）和图 2.3（a）进行边缘检测的结果。



(a) 黄色诱捕板边缘检测图 (b) 蓝色诱捕板边缘检测图

图 2.7 基于随机森林的边缘检测

基于机器学习的边缘检测方法虽然有较好的鲁棒性，但是也存在着一些不足，主要表现为以下方面。（1）需要大量已经标记好的样本作为训练样本对分类器进行训练，由于训练样本的标记往往需要人工完成，所以往往需要花费较多的人力成本。（2）基于机器学习的边缘检测方法的训练过程较为复杂，并且训练过程将直接影响分类器的精度。

## 2.3 害虫图像特征提取算法

### 2.3.1 常见的特征子算法

常见的用于物体识别的特征子有：SIFT 特征，HOG 特征等。

SIFT 特征是 David Lowe 在 1999 年提出的并得到广泛应用于图像识别领域的一种图像特征表示算法（Lowe, 2004; Lowe, 1999）。这种特征子具有尺度，位置和旋转不变性，其对光照等变化有很大的鲁棒性，因为该特征描述子是一种十分成熟稳定的特征描述方法。该算法首先对整个目标图像分别在不同尺度下进行高斯模糊处理，然后将不同尺度下的高斯模糊图像构建高斯金字塔，以识别出图像中的兴趣点。每个候选的兴趣点依据其稳定程度进行取舍，确定最终关键点。为了使描述具有旋转不变性，需要使用图像梯度的方法求取蔬菜害虫图像中的关键点为中心点的局部结构的稳定方向。最后使用上述关键点所在局部结构的梯度以及方向变换为向量形式作为对关键点的描述符。SIFT 特征在目标识别领域中有十分出色的表现，但是缺点是计算量非常较大、时间复杂度较高。

HOG 特征是方向梯度直方图特征，也常用于图像中物体目标的检测（Dalal *et al.*, 2005）。此算法的主要过程如下：首先计算各方向的梯度以此计算图像中每个像素点的梯度方向值，该操作的目的在于捕捉图像的轮廓信息；再将图像划分成多个小的单元，然后整合每个单元的梯度方向和单元的大小，然后将数个单元整合成一个较大的图像块，并将图像块中每个单元的特征串联以得到图像块的特征，最后整幅图像的所有块的特征组成了整幅图像的特征。

### 2.3.2 基于视觉词典的特征表示模型

在文档分类中，词袋模型是一种非常常用且具有简易、高效等特点的模型。词袋模型不关注文本内容中的语法和语序，该模型认为目标文档中出现的各个都是互相独立的。该模型的主要做法是分别对文档中出现的每个单词所出现的次数进行统计，并使用最终统计出的每个单词的出现频率作为描述该文档的特征向量。词袋模型是一种基于统计的文档表示方法，在文档分类领域起有这十分重要的地位。主要流程如下：首先对训练样本中的文档所含词汇进行聚类分析，由此产生独特的词典。然后使用该词典对目标文档中出现的词汇进行统计，最后使用目标文档中各词汇出现的频率，作为该目标文档的描述向量。之后便可结合支持向量机、决策树等分类算法对文本进行分类操作。

图像也可以被认为是一种文档，图像中不同部位可以被看成是构成图像的“单词”。

按照这种思想，我们可以将文档分类中的词袋模型思想应用到图像分类中来（Wan *et al.*, 2017; 廖红虹, 2014），建立可应用于图像文件的词袋模型。图像分类领域中的视觉词典模型（Bag of Features）就是模仿文本分类领域的词袋模型而来的。图 2.8 所示，是基于 BOF 模型的图像表示流程。

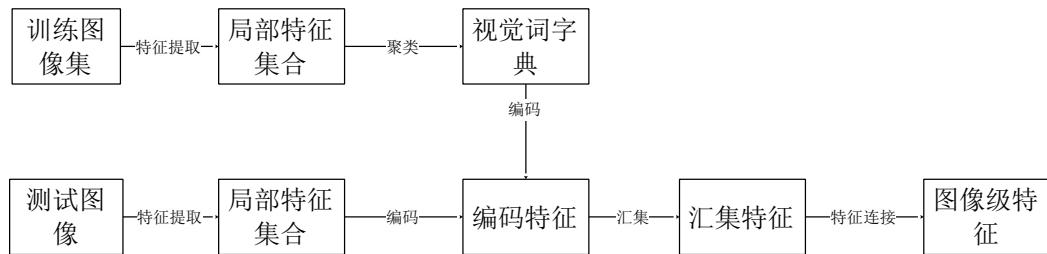


图 2.8BOF 模型的图像表示流程

与词袋模型类似，BOF 模型的首要步骤也是通过训练集生成词典。在 BOF 模型中，生成视觉词典的步骤如下：（1）对训练集中的图像进行特征提取，可采用 LBP 特征，SIFT 特征，HOG 特征等特征，形成局部特征集合。（2）使用聚类方法对局部特征集合进行聚类操作，从而生成视觉字典并进行编码，所使用的聚类方法可以选用 K 均值聚类等。

在构建完成视觉字典后，可以根据视觉词典使用视觉词汇对目标图像进行向量化的特征描述。其主要步骤如下，图 2.6 所示：（1）对目标图像进行特征提取，并获得局部特征集合。常用的特征子有 LBP 特征，SIFT 特征，HOG 特征等。注意此处所选用的特征方法需与视觉字典构建时所选用的特征相同。（2）根据视觉字典中的视觉词汇对目标图像中所包含的视觉词汇进行编码。（3）根据目标图像中各视觉词汇的数量，形成该图像的视觉词典特征向量表示，图 2.9 是蔬菜害虫的 BOF 模型表示。

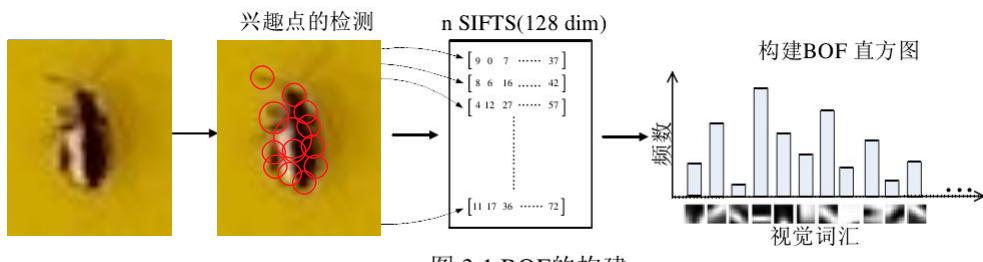


图 3.1 BOF 的构建

图 2.9 蔬菜害虫的 BOF 模型表示

## 2.4 基于机器学习的害虫图像分类算法

### 2.4.1 支持向量机

支持向量机是一种非常常用的依靠统计学理论的机器学习方法 (Abe, 2016) , 其在大量量领域被用来解决实际生产中的问题, 且获得非常好的效果。由于支持向量机通过寻求结构化风险最小来提高其泛化能力, 可以实现只需要少量的样本, 就可以获得较好的分类效果。由于采用不同的核函数所发挥的作用, 支持向量机不仅可以在低位的数据中表现出良好的分类效果, 其在高维的数据中也具有优秀的表现, 因而可以通过核函数将低维数据映射至高维, 从而有效地避免维灾难问题的发生。

支持向量机可以理解为使用支持向量进行运算的分类器。在  $n$  维空间中, 寻找一个超平面, 将空间上的点分为 2 类, 如图 2.10 所示。超平面  $g$  处于两个类样本的“正中间”时, 其鲁棒性和泛化性最强。而在超平面  $h$  和超平面  $f$  上的点 G、S、R 被称为支持向量。

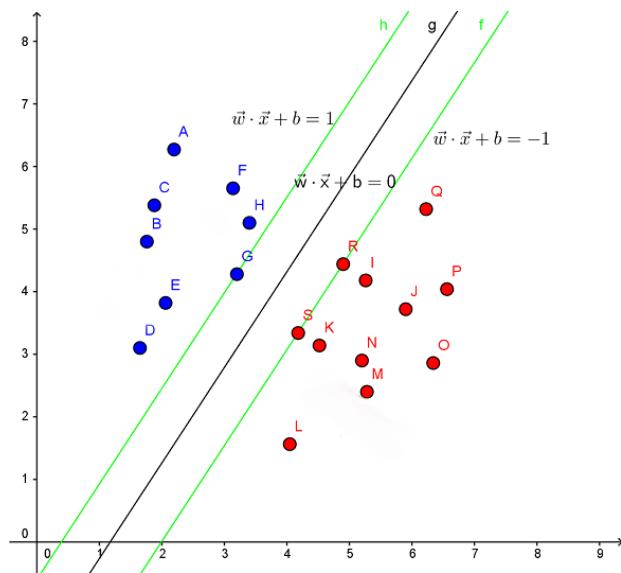


图 2.10 支持向量机分类示意图

在样本空间中, 对样本进行划分的超平面, 可以使用线性方程来进行描述, 线性方程公式如公式 (2.10) 所示:

$$\omega_x^T + b = 0 \quad (2.10)$$

在样本空间中, 任意一个点  $x$  到超平面的距离  $r$  可以写成如公式 (2.11) 所示:

$$r = |\omega_x^T + b| \cdot \|\omega\| \quad (2.11)$$

假设所选取的超平面可以对样本空间中的样本进行正确的划分，那么可以通过对  $\omega$  进行缩放使得公式 (2.12) 成立

$$\begin{aligned}\omega^T x^i + b &\geq +1, \text{ 如果 } y^i = +1 \\ \omega^T x^i + b &\leq -1, \text{ 如果 } y^i = -1\end{aligned}\quad (2.12)$$

在样本空间中，距离所选取的超平面最近的且可以使公式 (2.12) 的等号成立的样本被称之为“支持向量”。两个不同类别的支持向量到被选取的超平面的距离的和被称之为“间隔”，可记作  $\gamma=2\|\omega\|$ 。

在寻找最合适超平面的过程，就是最大化间隔的过程，也意味着需要最小化  $\|\omega\|^2$ ，这便是支持向量机的基本原理，如公式(2.13)所示为支持向量机的目标函数。

$$\begin{aligned}\min_{\omega,b} \frac{1}{2} \|\omega\|^2 \\ y^i \cdot (\omega^T x^i + b) \geq 1, i = 1, \dots, m\end{aligned}\quad (2.13)$$

#### 2.4.2 决策树

决策树算法是数据挖掘算法中的经典算法 (Podgorelec *et al.*, 2017)，经常被用于目标分类领域。决策树的训练过程是，首先按照一定的规则将训练集上的特征属性进行排列从而形成一个属性序列。而按照什么样的规则对特征属性进行排列划分是决策树算法的关键，划分属性常用到一个概念即信息熵，信息熵定义如公式 (2.14) 所示。其中 D 表示为样本集合， $P^k$  表示第 K 类样本占集合 D 的比例。

$$Ent(D) = -\sum_{k=1}^n P_k \log_2 P_k \quad (2.14)$$

其中信息熵的值越小，则表示集合的纯度越高，我们希望通过划分属性，使每一个子集中样本的信息熵的值最小。而选取什么属性进行划分，才可使得子集中的信息熵最小的方法是通过计算每个属性的信息增益，选取信息增益值最大的属性进行划分。计算属性的信息增益公式如公式 (2.15) 所示。其中 a 表示离散的属性，V 表示属性 a 可能取值的个数。

$$Gain(D, a) = Ent(D) - \sum_{i=1}^V \frac{|D^i|}{|D|} Ent(D^i) \quad (2.15)$$

### 2.4.3 K-means 聚类

聚类在数据分析技术领域起着十分重要的作用，不仅在文本数据处理领域，而且在图像处理领域应用非常广泛（Celebi *et al.*, 2012），包括图像分类、图像视觉词典建立和图像分割等领域。K-means 算法是一种常用的聚类算法。K-均值算法表示以空间中 k 个点为中心进行聚类，根据欧式距离公式（如公式 2.16 所示），对最靠近各个中心点的对象进行归类，最后实现对样本的分类。

$$d_{12} = \sqrt{\sum_{k=1}^n (x_{1k} - x_{2k})^2} \quad (2.16)$$

---

#### 算法 2.1：K-means 算法流程

---

- 1: 选择聚类的个数 k
  - 2: 任意产生 K 个中心点
  - 3: 将每个样本点归类至离其最近的中心点
  - 4: 根据每一类的样本点，计算其新的中心点
  - 5: 重复步骤 3 和步骤 4，至中心点位置不再改变
- 

算法 1 是 K-means 算法的基本流程 K-means 聚类算法时一种简单、快速的聚类算法，对处理大量数据非常高效，当结果簇是密集时，其分类效果十分优秀。但是该算法对初值敏感，对于不同的初始值，可能会导致不同的结果，另外该算法对噪声点表现较为敏感。

## 2.5 本章小结

本章根据图像处理的流程介绍了害虫图像的预处理算法，然后结合本文的蔬菜害虫图像介绍了基于边缘检测的蔬菜害虫图像分割算法，进一步地介绍了蔬菜害虫图像特征提取算法及分类算法。从前文的分析可以看出，在 HSV 色彩空间下，有利于对蔬菜害虫图像中的黄色诱捕板和蓝色诱捕板进行提取。另外基于结构森林的边缘检测算法相对于传统的边缘检测算法的性能表现更佳。

### 3 基于机器学习的蔬菜害虫监测识别算法

为了对蔬菜农地中的害虫数量进行监测，本文探索了一种基于机器视觉的重大蔬菜害虫监测计数算法（VPCA-ML）。为了对诱捕板图像中的蔬菜害虫进行计数，首先需要识别出图像中诱捕板的位置，然后再将其中的害虫目标进行分割提取，最后再对每个害虫目标进行分类识别，从而实现计数。整个算法包括三个主要部分，感兴趣区域的获取、害虫目标的提取、害虫的分类计数。图 3.1 展示了算法的总体流程。

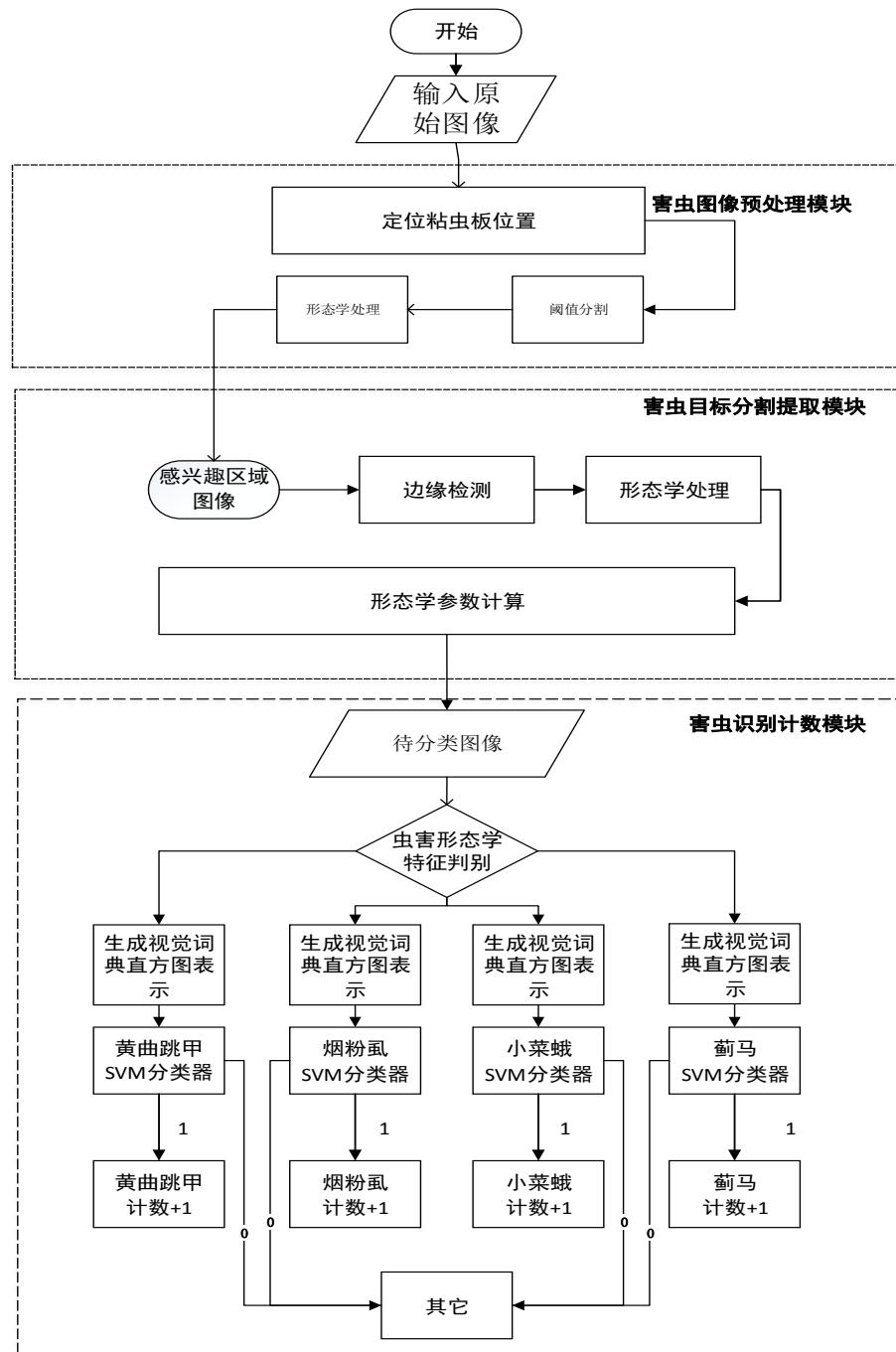


图 3.1 算法总体流程图

下面主要从基于 HSV 颜色空间的兴趣区域识别、基于边缘检测的蔬菜害虫目标提取算法、基于机器学习的蔬菜害虫分类识别算法等方面进行介绍。

### 3.1 基于 HSV 颜色空间的兴趣区域识别算法

本文所处理的图像是在真实蔬菜农田中采集的基于诱捕板的害虫图像，图像中黄色诱捕板和蓝色诱捕板所处的区域是本研究的兴趣区域，为了对兴趣区域中的各种害虫进行计数，需先获取蔬菜害虫图像中的诱捕板的位置，即兴趣区域。由于采集于真实环境下的蔬菜害虫图像，存在光照变化大等特点，故对图像中诱捕板位置的获取不适合采用背景建模的方法，因此，本文采用简单且高效的基于颜色空间的识别方法。

#### 3.1.1 蔬菜害虫图像颜色空间的转换

图像的色彩空间是使用数学模型将颜色进行数字化及标准化处理，常用到的颜色空间有 RGB 和 HSV 等。RGB 颜色空间受光照变化的影响非常大，并不适用于物体的检测识别。HSV 色彩空间常用于在自然条件下识别特定颜色的物体，且不易受光照变化的影响。故本文选用简单快速的基于 HSV 颜色空间的诱捕板识别策略。

首先将原始的 RGB 图像映射至 HSV 色彩空间，从 RGB 空间到 HSV 空间的映射公式如公式（3.1）所示。

$$\begin{aligned}
 H &= \begin{cases} 0^\circ, & \Delta = 0 \\ 60^\circ \times (\frac{G' - B'}{\Delta} \bmod 6), & C_{\max} = R \\ 60^\circ \times (\frac{B' - R'}{\Delta} + 2), & C_{\max} = G \\ 60^\circ \times (\frac{B' - G'}{\Delta} + 4), & C_{\max} = B \end{cases} \\
 S &= \begin{cases} 0, & C_{\max} = 0 \\ \frac{\Delta}{C_{\max}}, & C_{\max} \neq 0 \end{cases} \\
 V &= C_{\max}
 \end{aligned} \tag{3.1}$$

#### 3.1.2 利用阈值分割提取兴趣区域

基于本文的目标是获取图像中黄色诱捕板和蓝色诱捕板的区域，在 HSV 色彩空间中， $H$  表示色调， $S$  表示饱和度， $V$  表示明度。 $H$  分量中表示黄色的区域为[10,34]，表示蓝色区域的范围为[100,124]。故针对黄色诱捕板，设置最低阈值  $h_{y-low}$  为 10，设置最高阈值  $h_{y-high}$  为 34，针对蓝色诱捕板，设置最低阈值  $h_{b-low}$  为 100，设置高阈值  $h_{b-high}$  为

124。使用公式 (3.2) 对图像进行阈值分割处理，得到感兴趣区域的掩码图像。

$$g(x, y) = \begin{cases} 1, & h_{low} \leq h(x, y) < h_{high} \\ 0, & other \end{cases} \quad (3.2)$$

### 3.1.3 利用形态学滤波进行图像平滑

在蔬菜害虫图像使用颜色阈值分割后，其感兴趣区域中因存在害虫目标，将产生孔洞。另外在非感兴趣区域中，因存在颜色相近的干扰物，将存在干扰点和噪声块。

为了填充感兴趣区域内出现的孔洞区域，首先采用 3x3 的矩形算子对图像进行闭运算，计算公式如 (3.3) 所示。 $I$  为原始图像， $T$  为矩形算子， $I'$  为运算后所得的图像， $n$  表示对图像重复进行  $n$  次闭运算，经过反复实验， $n$  取值为 30。

$$I' = \bigcup_n I \bullet T \quad (3.3)$$

为了处理非感兴趣区域的噪声点，本文使用形态学腐蚀的方法，对非诱捕板区域的细小噪音进行腐蚀处理，计算公式如 (3.4) 所示。其中， $n$  表示对图像重复进行  $n$  次开运算，经过反复实验， $n$  取值为 40。

$$I' = \bigcup_n I \circ T \quad (3.4)$$

经过图像形态学滤波处理，有利于后续将掩码图像与原始 RGB 图像进行与操作，从而将图像中的感兴趣区域从背景图像中分离出来。

## 3.2 基于边缘检测的蔬菜害虫目标提取算法

在获取原始图像的兴趣区域后，为了实现对其中的害虫进行监测识别，需要先将感兴趣区域中的每个害虫目标分割提取出来。本文通过对感兴趣区域图像中的害虫目标进行边缘检测的方法，实现对害虫目标的提取。

通过 2.2 节中对使用 Sobel 算子、Laplacian 算子、Canny 算子以及基于结构森林的边缘检测等方法分别对黄色诱捕板图像和蓝色诱捕板图像进行边缘检测对比，可见，基于结构森林的边缘检测方法对本文所采集的害虫图像有较好的效果。因此，本文对基于结构森林的快速边缘检测算法进行改进，形成基于边缘检测的蔬菜害虫目标提取算法。

### 3.2.1 基于结构森林的快速边缘检测算法

基于结构森林的快速边缘检测算法是 Dollar 等提出的基于随机森林算法的一种具

有快速、精准的边缘检测算法（Dollár *et al.*, 2015; Dollar *et al.*, 2014）。将图像分为若干块  $16 \times 16$  的图像块，并对每一个图像块进行边缘检测。为了预测一个  $16 \times 16$  大小的图像块 A 的边缘信息，可以使用包围该图像块的  $32 \times 32$  大小的图像块作为输入，计算其特征表示，并降维后输入随机森林分类器中处理，最后获得边缘图像。图 3.2 展示的是基于结构森林的快速边缘检测算法的流程。

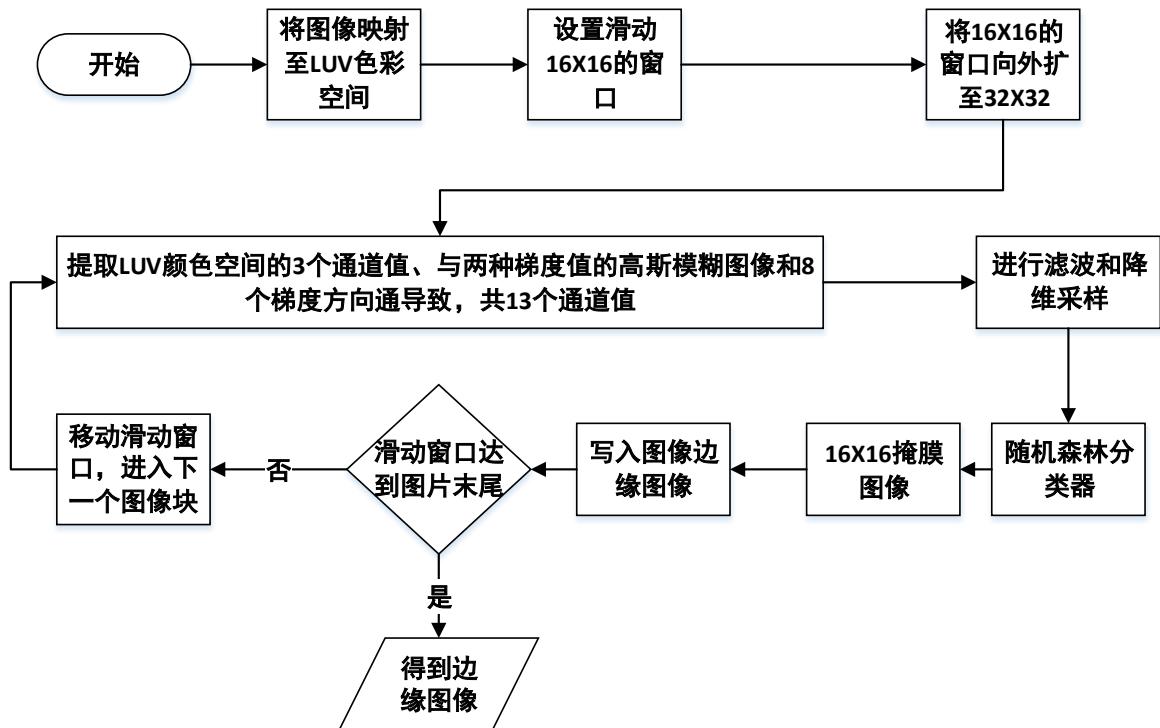


图 3.2 基于结构森林的快速边缘检测算法的流程图

由于  $32 \times 32$  的图像块是结构化的数据，需要进行向量化处理。本文基于 Lim 等提出的针对图像轮廓信息的向量化表示方法（Lim *et al.*, 2013），对  $32 \times 32$  的图像块的每个像素点使用 3 个颜色通道的值、高斯模糊  $\delta = 0$  时的梯度幅度值、高斯模糊  $\delta = 2$  时的梯度幅度值和 8 个梯度方向通道值表示。即  $32 \times 32$  的图像块可以用  $32 \times 32 \times 13$  个通道特征表示。为了提高计算速度，对  $32 \times 32 \times 13$  个特征使用滤波和降维方式，最终形成 7228 个特征向量。

图像块 A 的边缘信息，可以用一个大小为  $16 \times 16$  的二值化掩膜图像作为输出。掩膜图像中，值 1 表示边缘，值 0 表示非边缘。由于掩膜图像是结构化数据，需要进行向量化方可用于随机森林分类器的训练中。基于  $16 \times 16$  的掩膜图像中 256 个像素点，使用每个像素点与其余像素点的连通关系作为其表示向量。1 表示连通，0 表示不连通，以此作为掩膜图像的向量表示。

### 3.2.2 基于边缘信息的害虫目标提取算法

在对感兴趣区域图像进行边缘检测后，得到边缘轮廓图。通过对边缘轮廓图使用图像闭操作，对轮廓进行填充操作，由于本文所研究的蔬菜害虫是体型较小害虫，经大量实验测试，使用 $(3,3)$ 矩形算子，对边缘轮廓图进行5次闭操作，可有效填充害虫躯体。由于图像经边缘信息提取后，存在大量离散的噪声点，故需对边缘轮廓图进行图像开操作，以消除部分噪声，得最终害虫目标掩膜图。通过将掩膜图与感兴趣图像进行与操作，实现对害虫目标的分割提取，如图3.3所示是基于边缘信息的害虫目标提取流程图。

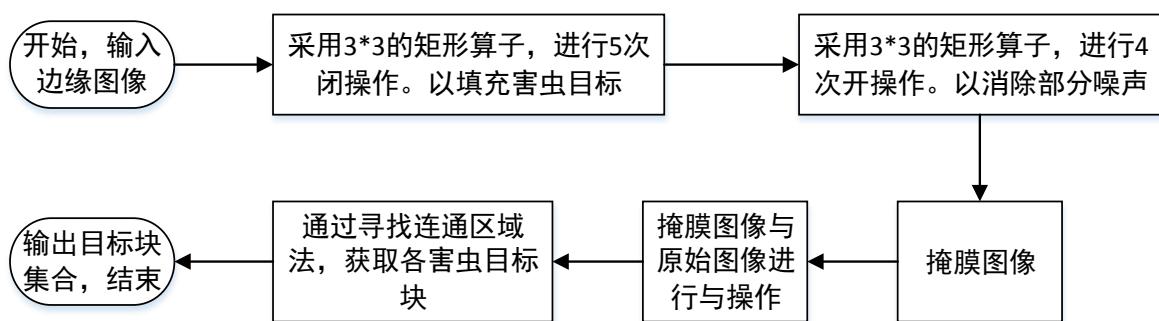


图3.3 基于边缘信息的害虫目标提取流程图

## 3.3 基于机器学习的蔬菜害虫分类算法

### 3.3.1 数据集

本文从2016年11月至2017年3月在广东东升农场百果园蔬菜农地中所采集的基于诱捕板的3000张害虫图像中，通过人工截取的方式，分别获取黄曲条跳甲图像500张、蓟马图像500张、烟粉虱图像500张、小菜蛾图像500张以及其他图像100张。为了制作害虫的视觉词典，随机抽取了黄曲条跳甲图像200张、蓟马图像200张、烟粉虱图像200张、小菜蛾图像200张，用于制作害虫视觉字典。为了分别训练各种害虫分类器，本文分别制作黄曲条跳甲数据集、烟粉虱数据集、蓟马数据集和小菜蛾数据集如表1所示。

表 1 蔬菜害虫数据集

样本类型	训练集	测试集	总数
黄曲条跳甲正样本	100 张黄曲条跳甲图像 25 张蓟马图像 25 张烟粉虱图像 25 张小菜蛾图像 25 张其他图像	200 张黄曲条跳甲图像 50 张蓟马图像 50 张烟粉虱图像 50 张小菜蛾图像 50 张其他图像	300 张
黄曲条跳甲负样本			300 张
烟粉虱正样本	100 张烟粉虱图像 25 张黄曲条跳甲图像	200 张烟粉虱图像 50 张蓟马图像	300 张
烟粉虱负样本	25 张小菜蛾图像 25 张蓟马图像 25 张其他图像	50 张黄曲条跳甲图像 50 张小菜蛾图像 50 张其他图像	300 张
蓟马正样本	100 张蓟马图像 25 张黄曲条跳甲图像	200 张蓟马图像 50 张烟粉虱图像	300 张
蓟马负样本	25 张小菜蛾图像 25 张烟粉虱图像 25 张其他图像	50 张黄曲条跳甲图像 50 张小菜蛾图像 50 张其他图像	300 张
小菜蛾正样本	100 张小菜蛾图像 25 张黄曲条跳甲图像	200 张小菜蛾图像 50 张烟粉虱图像	300 张
小菜蛾负样本	25 张蓟马图像 25 张烟粉虱图像 25 张其他图像	50 张黄曲条跳甲图像 50 张蓟马图像 50 张其他图像	300 张

### 3.3.2 基于 BOF 模型的害虫特征分量表示算法

图像可以被认为是一种文档对象，图像中不同的局部特征可以看作是构成图像的词汇。Bag of Features (BOF) 模型是把图像描述为局部特征的集合，该模型简单高效，与 SVM 分类器等结合能得到很好的分类效果，故本文采用 BOF 模型，构建害虫目标图像块的向量描述。构建蔬菜害虫的 BOF 模型，首先需要建立害虫视觉字典，然后使用字典对害虫图像进行处理，统计害虫图像块中各视觉词汇出现的频率，以此构建出害虫图像的描述向量。

#### (1) 提取图像块 SIFT 特征

SIFT 是一种具有尺度不变性的图像特征表示算法。本文使用计算机视觉开源工具

库 *OPENCV* 中的 *SIFT* 特征提取工具，提取蔬菜害虫图像的特征。首先使用高斯微分函数（公式 3.5）来识别蔬菜害虫图像中可能存在但被忽略的尺度不变以及旋转不变的兴趣点。蔬菜害虫图像的尺度空间定义如公式（3.6）。

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y) \quad (3.6)$$

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2} \quad (3.7)$$

接着在识别出蔬菜害虫图像的兴趣点后，依据每个候选的位置的稳定程度进行取舍，确定最终关键点。为了使描述具有旋转不变性，需使用图像梯度的方法求取以蔬菜害虫图像中的关键点为中心点的 8\*8 局部结构的稳定方向。梯度的模值和方向如公式（3.8）所示。

$$\begin{aligned} m(x, y) &= \sqrt{(L(x+1, y) - L(x-1, y))^2 + (L(x, y+1) - L(x, y-1))^2} \\ \theta(x, y) &= \tan^{-1}\left(\frac{L(x, y+1) - L(x, y-1)}{L(x+1, y) - L(x-1, y)}\right) \end{aligned} \quad (3.8)$$

最后使用上述关键点所在局部结构的梯度以及方向变换为向量形式作为对关键点的描述符。

## （2）构建视觉字典

为了制作害虫视觉词典，本文随机抽取了黄曲条跳甲图像 200 张、蓟马图像 200 张、烟粉虱图像 200 张、小菜蛾图像 200 张，分别用于制作黄曲条跳甲视觉字典、蓟马视觉字典、烟粉虱视觉字典、小菜蛾视觉字典。图 3.7 是构建害虫视觉字典流程图。

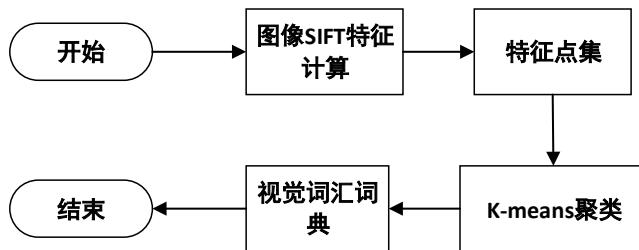


图 3.7 建立害虫视觉字典流程图

本文首先使用 *SIFT* 算法提取素材库中每张害虫图像的 *SIFT* 特征，做成特征样本集。接下来本文使用 *Kmeans* 算法对 *SIFT* 特征样本集进行聚类操作，以形成视觉字典。*Kmeans* 算法具有出色的速度，所需要调节的参数只有害虫视觉字典的大小。视觉字典的大小设置对聚类的结果有着很大的影响，因此也对最终害虫分类的准确率有着很

大的影响。本文将在 4.5.3 节通过大量试验，最终确定各种害虫视觉字典的字典大小。另外本文对聚类算法迭代结束的条件设置为：最大迭代次数为 100 次或精度达到 FLT\_EPSILON 即  $1.192092896e^{-7}$ 。在对特征集进行聚类操作后，可获得分类簇，即视觉字典的视觉词汇。

### 3.3.3 基于支持向量机的蔬菜害虫分类器

为了对蔬菜重大害虫中的烟粉虱、黄曲条跳甲、蓟马和小菜蛾等 4 种害虫进行检测计数，本文基于 (Chang et al., 2011) 所提出的 LIBSVM 开源 SVM 算法，设计了对四种害虫的检测分类器。

#### (1) 构建支持向量机

构建支持向量机的方法主要分为直接构建法和间接构建法。本文所研究的害虫目标有黄曲条跳甲、烟粉虱、蓟马和小菜蛾等四种。若使用直接构建法，需通过修改目标函数以实现将四个蔬菜害虫分类面的参数解合并到一个最优化问题中 (Li et al., 2016)。即：构建样本  $T = \{x_1^1, \dots, x_{i+1}^2, \dots, x_{2i+1}^3, \dots, x_{3i+1}^4, \dots, x_{4i}^4\}$ ，其中  $x_i^k$  的上标  $k$  表示第  $k$  类蔬菜害虫样本。考虑函数集合  $f^k(x) = (\omega^k \cdot x) + b^k, k = 1, \dots, n$ ，求最优化问题(3.9)：

$$\begin{aligned} \min \phi(\omega, \xi) &= \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m (\omega^k \cdot \omega^k) + C \sum_{i=1}^{l_k} \sum_{k \neq y_i} \xi_i^k \\ s.t. \quad (x^{y_i} \cdot x_i^k) + b^{y_i} &\geq (x^k \cdot x_i^k) + b^k + 2 - \xi_i^k \\ \xi_i^k &\geq 0, i = 1, \dots, l_k, k \in \{1, \dots, m\} \end{aligned} \quad (3.9)$$

该方法计算复杂度十分高，实现困难，同时该方法在后期无扩展性。无法通过简单的害虫图像数据训练集进行训练，增加蔬菜害虫识别的类别。故直接构建支持向量机法不符合于本文研究的目标。

间接构建法则主要是通过训练多个支持向量机分类器以实现多分类。即分别训练四种分类器，分别为烟粉虱 SVM 分类器、黄曲条跳甲 SVM 分类器、蓟马 SVM 分类器和小菜蛾 SVM 分类器。

对于每个 SVM 分类器的构建，分别构建样本  $T = \{x_1^1, \dots, x_i^1, x_{i+1}^2, \dots, x_{2i}^2\}$  其中上标 1 表示为正样本，上标 2 表示为负样本，求最优化问题：

$$\begin{aligned}
 & \min_{\omega^k, b^k, \xi^k} \frac{1}{2} \|\omega^k\|^2 + C \sum_{i=1}^{I_k} \xi_i^k \\
 & s.t. (\omega^k \cdot \phi(x_i^k)) + b^k \geq 1 - \xi_i^k, i = 1, \dots, I_k \\
 & (\omega^k \cdot \phi(x_i^k)) + b^k \leq -1 + \xi_i^k, y_i \neq k, \\
 & \xi_i^k \geq 0, i = 1, \dots, I_k
 \end{aligned} \quad (3.10)$$

该类方法计算复杂度低，扩展性强。故本文选用间接法进行支持向量机的构建。为每种蔬菜害虫分别建立分类器。本文从蔬菜害虫图像采集装备所采集的图像中，选取黄曲条跳甲图像 200 张作为正样本，非黄曲条跳甲图像 200 张作为负样本，用于训练黄曲条跳甲 SVM 分类器。选取蓟马图像 200 张作为正样本，非蓟马图像 200 张作为负样本，用于训练蓟马 SVM 分类器。选取烟粉虱图像 200 张作为正样本和非烟粉虱图像 200 张作为负样本，用于训练烟粉虱 SVM 分类器。选取小菜蛾图像 200 张作为正样本和非小菜蛾图像 200 张作为负样本，用于训练小菜蛾 SVM 分类器。

SVM 分类器训练过程如图 3.8 所示，训练数据先使用 3.4.2 节所提的构建害虫图像的视觉词典向量描述算法，使用视觉词典对图像进行描述，再将各样本的视觉词典向量作为训练数据对分类器进行训练。

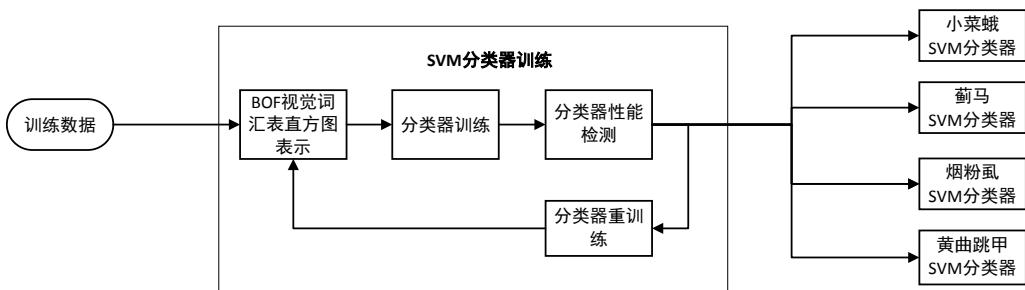


图 3.8 支持向量机训练过程

## (2) 参数设置

采用支持向量机 (SVM) 作为蔬菜害虫的分类器，在机器学习方法中，参数的调整对分类器的分类性能有重要的影响。由于本文中每个 SVM 分类器皆为二分类器，故选用 C 类支持向量分类机 (C\_SVC)。

核函数是影响支持向量机分类性能的一个重要参数，在很多情况下，低维空间的向量集是难以进行划分的。而解决该难题的方法是将这些低位空间向量映射至高维空间，进而在高维空间中，寻找对样本进行分类的最佳超平面。

而核函数则是一种将低维空间向量映射至高维空间的好方法。为了了解何种核函数更适用于蔬菜害虫的分类识别，本文在 4.5.3 节分别使用线性内核(LINEAR)、基于

径向函数（RBF）和 Sigmoid 函数内核（SIGMOID）3 种核函数进行试验。

### 3.3.4 基于 BOF 模型与支持向量机的蔬菜害虫计数算法

为实现对各种蔬菜害虫分别进行计数，本文基于支持向量机分类器设计了蔬菜害虫分类计数算法，图 3.9 展示了算法的流程。对待分类识别的图像进行 SIFT 特征提取，并同时视觉词典对图像构建视觉词汇频率的向量表示。并将向量表示分别输入至黄曲条跳甲 SVM 分类器、烟粉虱 SVM 分类器、小菜蛾 SVM 分类器和蓟马 SVM 分类器中进行分类识别。若识别结果为 1 则相应害虫计数加 1，否则不作计数。

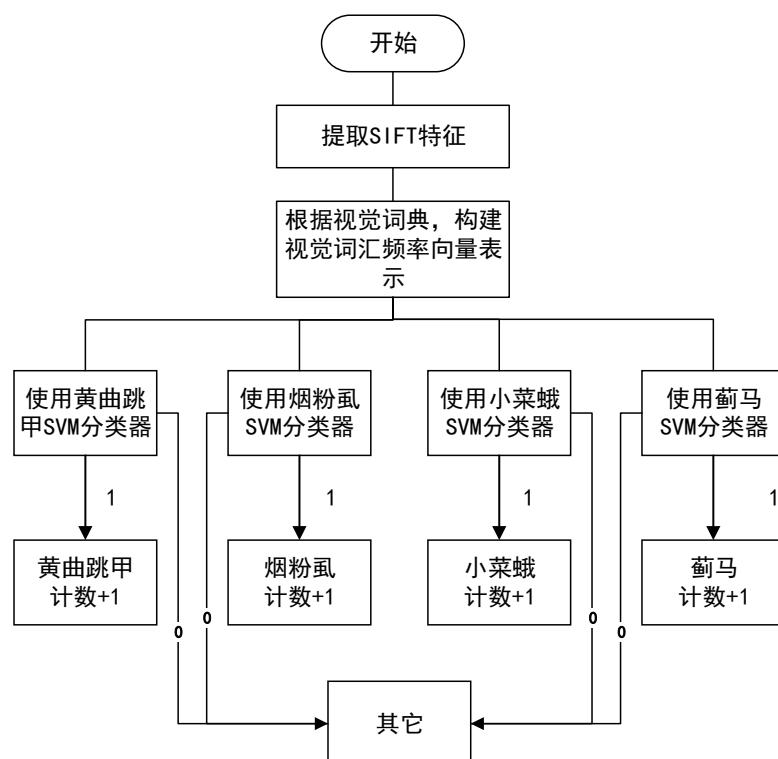


图 3.9 蔬菜害虫分类计数算法

## 3.4 本章小结

本章主要介绍了 VPCA-ML 算法的相关理论和流程，该算法首先使用基于 HSV 颜色空间的兴趣区域识别算法提取蔬菜害虫图像中的诱捕板位置，再使用基于边缘检测的图像分割算法提取感兴趣区域中的害虫目标，最后使用基于机器学习的害虫图像分类算法对各种害虫进行分类计数。

## 4 算法及其应用系统设计与实现

为实现对农田中的蔬菜害虫进行自动化监测，本文设计了南方蔬菜害虫监测预警系统。本章将介绍南方蔬菜害虫监测预警平台与图像采集装备的设计，以及基于机器学习的蔬菜害虫检测识别算法的实现。

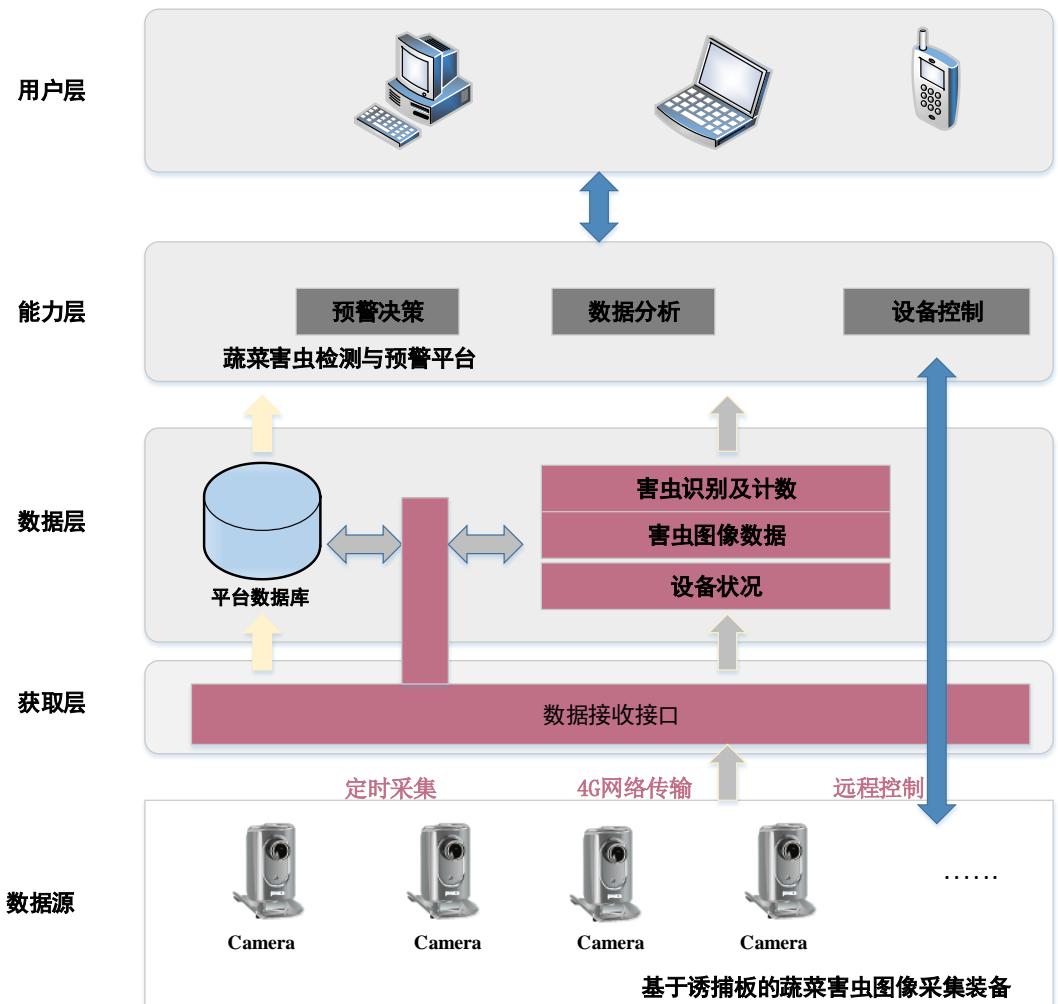
### 4.1 系统设计

随着物联网技术的发展，将物联网技术运用到传统农业中，运用传感器和软件通过计算机平台对农业生产进行控制，是现代精准农业所迫切需要的。目前利用机器学习和计算机视觉等技术进行蔬菜害虫监测的应用研究非常有限，不能满足现代农业发展及科研的需要，为了实现对蔬菜害虫的早期预警，研究蔬菜重大虫害动态信息及预警，本文设计了一套蔬菜害虫监测预警系统。

#### 4.1.1 系统架构图

本文所设计的蔬菜害虫监测预警系统采用了 B-S-C 模式，即浏览器-服务器-节点端的模式，如果 4.1 为系统架构图。

用户可通过浏览器访问害虫监测系统获取害虫发生情况及预警信息，此外用户还可以通过系统所提供的设备控制功能，远程控制图像采集节点进行图像采集等操作。用户指令先发送至服务器中，服务器再将指令转发至对应的采集节点。图像采集节点可依据自身参数或服务器所发送的指令，将所采集图像数据或设备运行状况信息，通过 4G 网络发送至服务器。服务器端通过本文所设计的基于机器学习的蔬菜害虫监测计数算法对各图像采集装备采集的图像进行分析，并统计各种害虫的数量，并通过短信等方式向用户发布预警信息。



4.1 系统架构图

#### 4.1.2 系统开发环境

本文所设计的南方蔬菜重大害虫监测预警系统主要包括了蔬菜害虫监测预警平台、基于机器学习的蔬菜害虫监测计数程序、图像采集装备控制程序等，如表 4.1 所示为本系统的开发环境。

表 4.1 开发环境

软件	开发工具
蔬菜害虫监测预警平台	开发环境：Myeclipse 2014 开发语言：Java、HTML、CSS、JavaScript
基于机器学习蔬菜害虫监测计数程序	开发环境：Visual Studio 2015 开发包：LIBSVM、计算机视觉库 OpenCv
图像采集装备控制程序	开发环境：Visual Studio 2015
数据库	Mysql

## 4.2 基于诱捕板的蔬菜害虫图像采集装备设计

为了针对蔬菜的烟粉虱、黄曲条跳甲、小菜蛾和蓟马等重大害虫开展监测，需及时了解田间害虫发生分布情况。本文设计了针对这些害虫的诱捕监测装置，及开发了其控制程序。程序启动后默认按预先设置的参数，自动采集害虫图像，并利用 4G 网络将所采集的数据传输至服务器汇总存储。另外该装备具有远程控制功能，通过心跳连接功能，装备定时向服务器反馈设备运行状况及接收远程控制指令。

### 4.2.1 蔬菜害虫图像采集装备

为了自动化地采集农地中的蔬菜害虫发生情况，本文设计了基于诱捕板的蔬菜害虫图像采集装备，如图 4.2 所示。该装置包括太阳能供电装置、诱捕装置和监测装置。

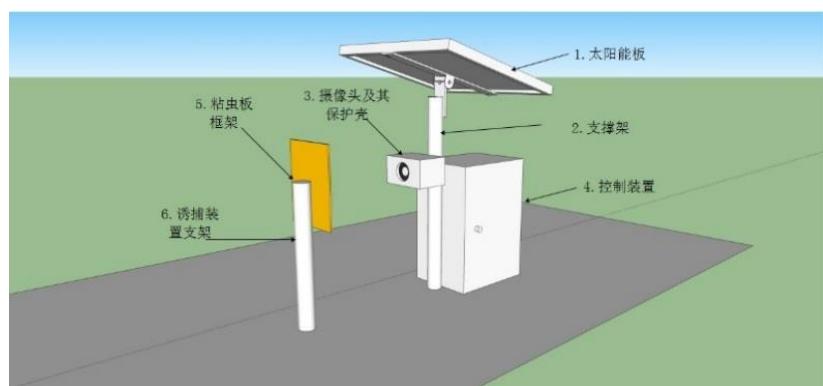


图 4.2 害虫图像采集装备

太阳能供电装置包括太阳能板 1 及置于保护箱 4 中的蓄电池。诱捕装置包括粘虫板装置 5 和支架 6，用于诱捕害虫。监测装置包括用于捕获视频的摄像头 3 及其保护壳和置于保护箱 4 中的微型计算机。

### 4.2.2 蔬菜害虫图像自动采集进程

诱捕监测装备启动后将自动运行蔬菜害虫图像采集程序，按预设定的系统参数进行图像的自动采集。系统参数包括：1) 图像采集时间，为了获取质量较好的图像并结合害虫的生理特性，本系统主要采集白天害虫图像数据，本系统预设定为 6:00-20:00；2) 图像采集时间间隔，本系统预设定为 60 分钟；3) “心跳访问”时间，“心跳访问”功能主要作用为向服务器反馈数据采集节点的运行状况，并获取服务器的最新控制命令，本系统预设定为 0:00-24:00；4) “心跳访问”间隔，本系统预设定为 5 分钟；5) 摄像头开启/关闭，本采集装备中可存在多个摄像头采集模块，本系统预设定为开启所有摄像头。

系统的蔬菜害虫图像采集流程如图 4.3 所示。每天 6:00 至 20:00，每隔 60 分钟，系统自动调用摄像头采集害虫图像数据，并存储于微型机的本地硬盘中，若网络连接正常，则将所采集图像传输至远程服务器，并在发送成功后，删除微机中的原始数据。

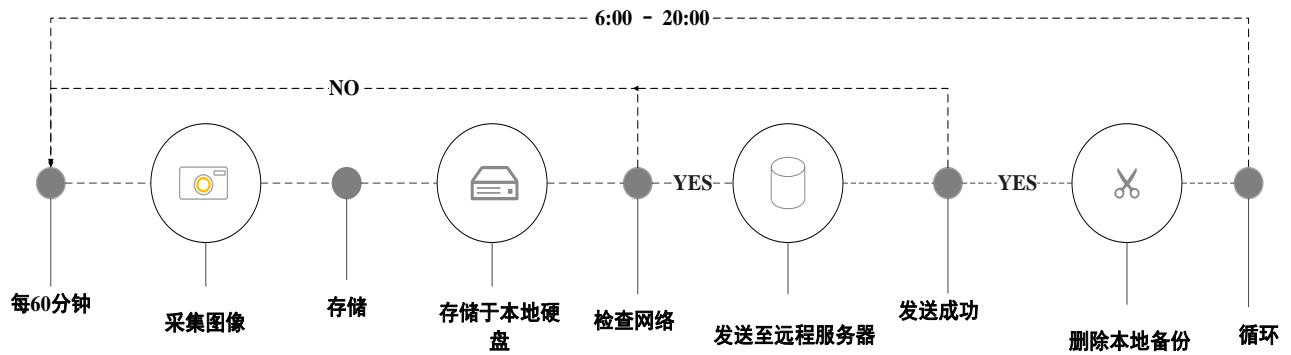


图 4.3 蔬菜害虫图像采集的流程

#### 4.2.3 远程控制进行

为了让用户及时了解设备运行状态和对装备进行控制。系统通过心跳连接功能，定时向服务器报告其运行状况，并获取远程指令，实现用户对设备的控制。

系统的心跳连接功能的流程如图 4.4 所示，在预先设置中，每天 0:00-24:00，每隔 5 分钟，系统将记录设备运行状况，并写入本地日志文件。并借助 4G 网络，发送至远程服务器中，同时获取远程指令，并执行远程控制指令。远程控制操作包括：修改设备参数、拍照、启动/关闭摄像头等。

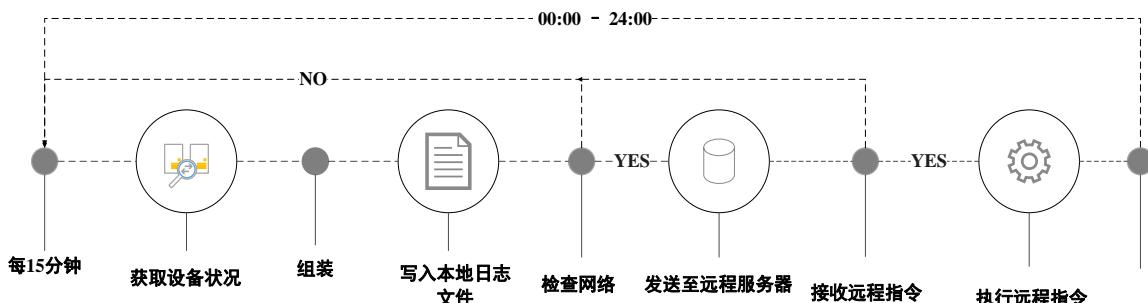


图 4.4 心跳连接功能的流程

### 4.3 基于 HSV 颜色空间的兴趣区域识别算法的实现

为了实现对图像中感兴趣区域中的害虫进行计数，需先获取蔬菜害虫图像中的诱捕板的位置，即感兴趣区域。本节根据 3.1 所设计的基于 HSV 颜色空间的兴趣区域识别方法，使用开源计算机视觉库 OpenCV 3.0 对算法进行实现，如算法 4.1 所示。

---

#### 算法 4.1：基于 HSV 颜色空间的兴趣区域获取算法

---

输入：农地中采集的原始 RGB 图像 I

输出：感兴趣区域图像（诱捕板所在区域的图像）

- 1：将原始 RGB 色彩空间图像 I，映射至 HSV 色彩空间得  $I_{hsv}$
  - 2：设置 H 分量范围为[10,34]和[100,124]的阈值  $\alpha$
  - 3：使用阈值  $\alpha$  对  $I_{hsv}$  进行阈值分割，得到掩膜图像  $I_{mask}$
  - 4：使用 (3,3) 的矩形算子 rectElement 对掩膜图像  $I_{mask}$  进行 30 次闭运算
  - 5：使用 (3,3) 的椭圆算子 ellipseElement 对掩膜图像  $I_{mask}$  进行 30 次开运算
  - 6：将原始图像 I 与掩膜图像  $I_{mask}$  进行与运算，得到感兴趣图像  $I_{roi}$
- 

使用从农田中采集的基于诱捕板的蔬菜害虫图像对算法进行试验，试验分别对含黄色诱捕板和蓝色诱捕板的图像进行了感兴趣区域识别测试，效果如图 4.5 和图 4.6 所示。

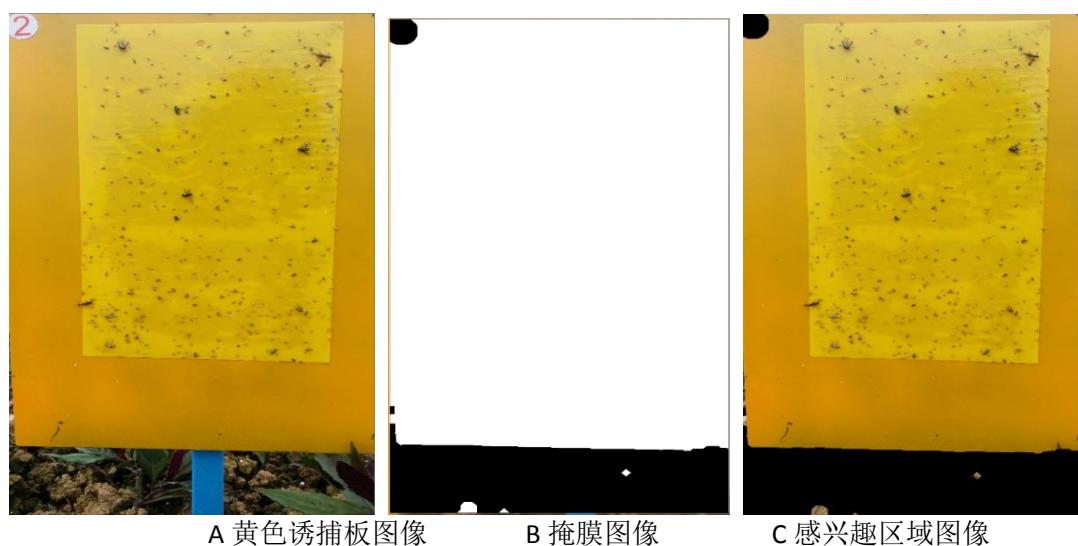


图 4.5 黄色诱捕板识别试验图

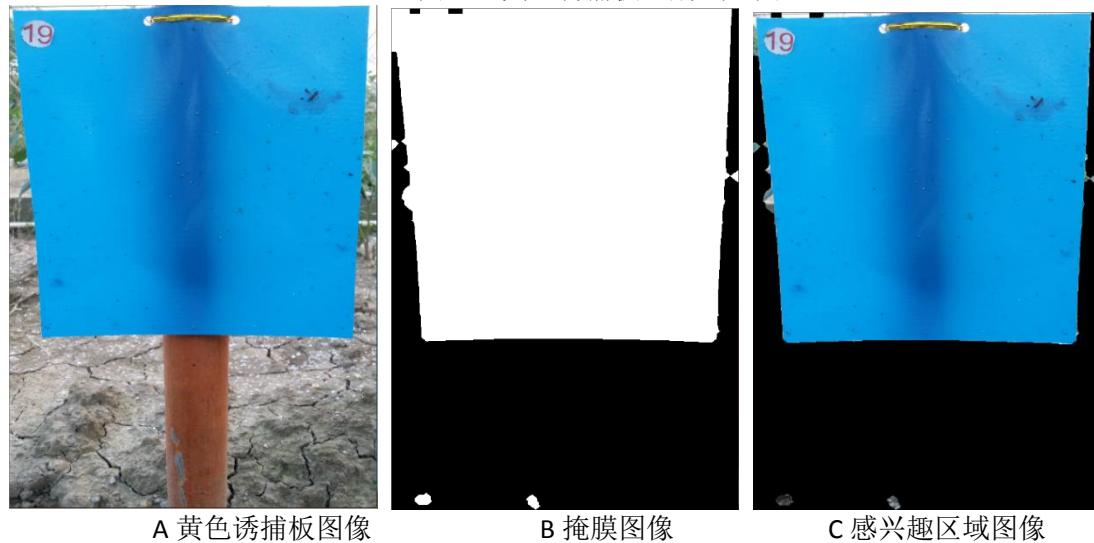


图 4.6 蓝色诱捕板识别试验图

由试验结果可知, 基于 HSV 色彩空间的感兴趣区域识别算法能够较好地识别图像中的黄色诱捕板和蓝色诱捕板所在区域。

## 4.4 基于边缘检测的蔬菜害虫目标提取算法的实现

### 4.4.1 训练集介绍

本文采用伯克利计算机视觉团队所提供的 BSDS500 (Martin *et al.*, 2002) 数据集作为训练数据集。该数据集包含了 200 张训练图, 200 张侧视图, 100 张检验图。由于该公开数据集中的图像数据, 包含完整的边缘信息标注, 故可直接用于本文的边缘检测器的分类训练 (Arbeláez *et al.*, 2011)。

### 4.4.2 算法实现

本文使用 BSDS500 数据集作为训练集, 使用开源的计算机视觉库 OpenCV 3.0 对基于结构森林的边缘检测算法进行实现。基于随机森林的训练算法如下所示:

---

算法 4.2: 随机森林训练算法

---

输入: 训练集  $D=\{X, Y\}$ ,  $X$  是  $32 \times 32$  的图像集,  $Y$  是  $16 \times 16$  的二位掩膜集

输出: 随机森林

```
1: for (x:X) //遍历 X 集, 将结构化的图像转化为向量表示 X'  
2:     将 x 转化至 LUV 色彩空间, 分别获取三个颜色通道值  
3:     计算 x 高斯模糊  $\delta = 0$  时的梯度幅度值  
4:     计算 x 高斯模糊  $\delta = 2$  时的梯度幅度值  
5:     计算 x 在 8 个梯度方向的值  
6:     将 x 进行滤波采样, 并放入 X' 中  
7: end  
8: for (y:Y)           //遍历 Y 集, 将结构化的掩膜图像转化为向量表示 Y'  
9:     统计 y 中每个像素点与其余像素点的连通关系, 连通则为 1, 不连通为 0  
10:    将 y 进行降维操作, 并放入 Y'  
11: end  
12: 设置随机森林的决策树数量为 4, 使用  $D'=\{X', Y'\}$  对随机森林进行训练  
13: 得到训练完成的随机森林
```

---

本文所采用的基于边缘检测害虫目标提取算法过程, 如算法 4.4 所示。将图像精度从 8 位转化为 32 位, 为了获得精度更高的图像信息。有利于对害虫图像进行边缘检测。

---

#### 算法 4.3：基于边缘检测的害虫目标提取算法

---

输入：感兴趣区域图像  $I_{roi}$

输出：害虫目标图像块集合  $S$

- 1：将感兴趣区域图像  $I_{roi}$  的精度从 8 位色位图转化为 32 位色位图得  $I_{roi2}$
  - 2：使用已经训练好的随机森林边缘分类器对感兴趣区域  $I_{roi2}$  进行轮廓检测得  $I_{edges}$
  - 3：使用  $(3,3)$  的矩形算子  $rectElement$  对  $I_{edges}$  进行 5 次闭运算
  - 4：使用  $(3,3)$  的椭圆算子  $ellipseElement$  对  $I_{edges}$  进行 8 次开运算
  - 5：根据各边缘轮廓掩膜图获取目标图像块集合  $S$
- 

#### 4.4.3 算法结果

为了测试本文中所使用的基于结构森林的边缘检测算法是否能有效地从感兴趣区域中提取害虫目标，本文分别对黄色诱捕板图像和蓝色诱捕板图像开展了试验。

如图 4.7a 是黄色诱捕板图像的感兴趣区域，图 4.7b 是使用基于结构森林的边缘检测算法对 4.7a 处理所得的边缘轮廓图，4.7c 是对轮廓图进行腐蚀膨胀后的掩膜图像。4.7d 是通过掩膜图像对感兴趣区域内害虫进行提取的害虫图像块。



图 4.7a 感兴趣区域图像

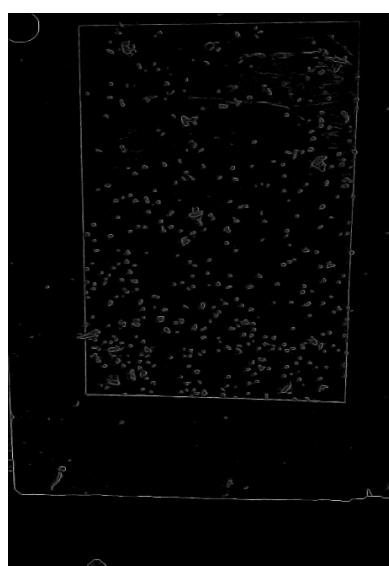


图 4.7b 感兴趣区域边缘检测图

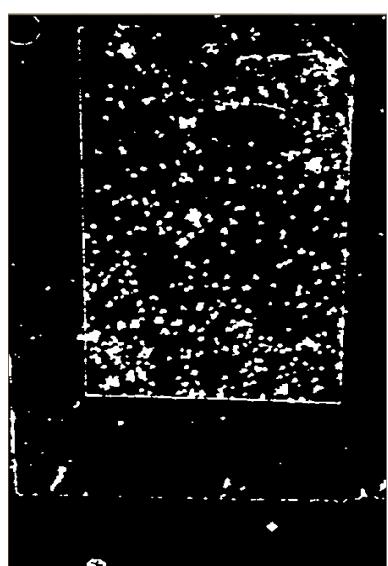


图 4.7c 感兴趣区域填充图

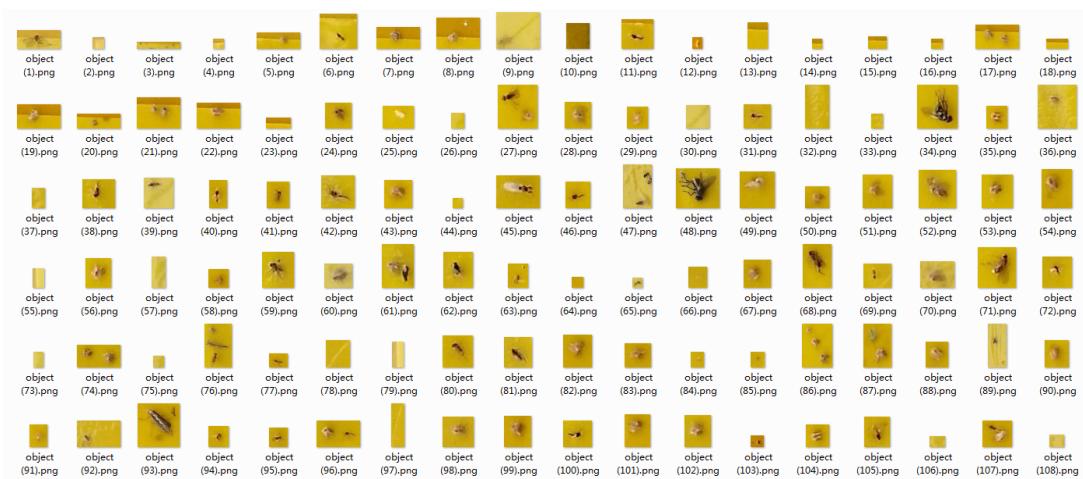


图 4.7d 害虫图像块

图 4.8a 是蓝色诱捕板图像的感兴趣区域，图 4.8b 是使用基于结构森林的边缘检测算法对 4.8a 处理所得的边缘轮廓图，4.8c 是对轮廓图进行腐蚀膨胀后的掩膜图像。4.8d 是通过掩膜图像对感兴趣区域内害虫进行提取的害虫图像块。

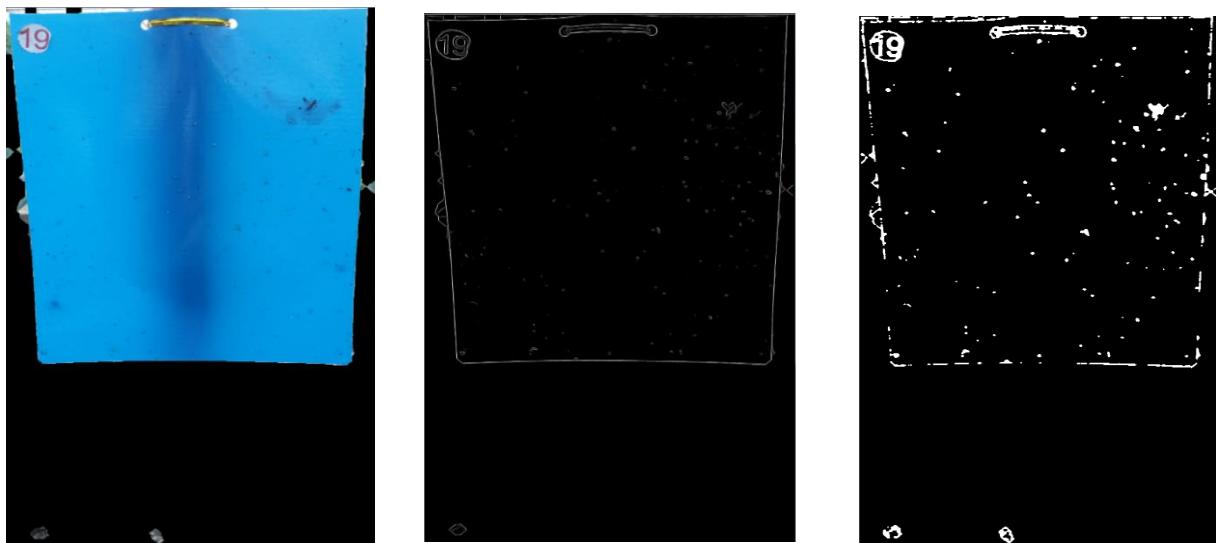


图 4.8a 感兴趣区域图像图 4.8b 感兴趣区域边缘检测图图 4.8c 感兴趣区域填充图

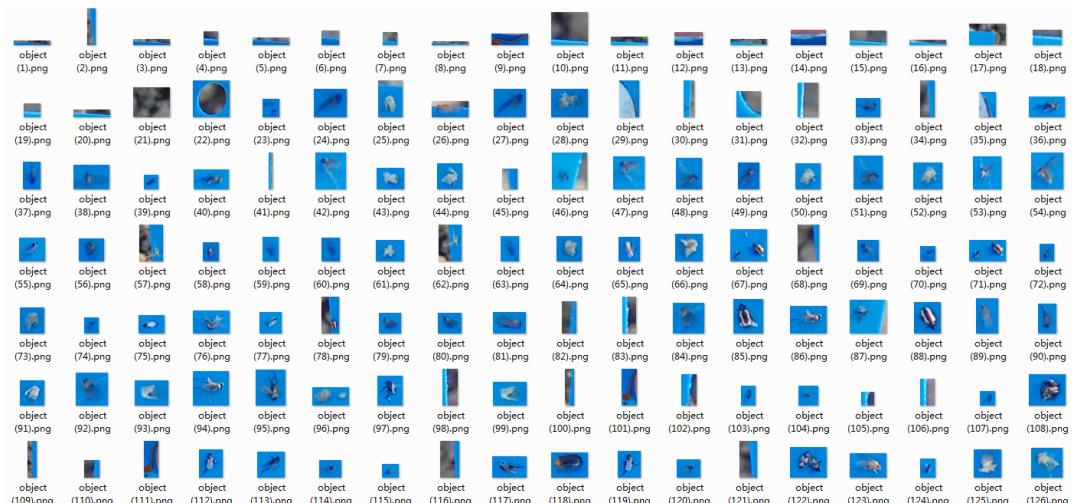


图 4.8d 害虫图像块

基于图 4.7 和图 4.8 可看出，基于边缘检测的害虫目标提取算法可以有效的从感兴趣区域中提取出蔬菜害虫目标。

## 4.5 基于机器学习的蔬菜害虫分类器的构建

### 4.5.1 蔬菜害虫视觉字典的构建

为了对害虫图像建立视觉词汇表示模型，首先要建立害虫视觉字典。本节基于 3.3.1 中所整理的视觉字典数据集，使用 SIFT 算法提取每张图像的 SIFT 特征，做成特征样本集。接下来本文使用 Kmeans 算法对 SIFT 特征样本集进行聚类操作，以形成视觉字典。视觉字典的大小对聚类的结果有着很大的影响，因此也对最终害虫分类的准确率有着很大的影响。本文后续将通过大量试验，最终确定各种害虫视觉字典的字典大小。如算法 4.4 是本文所设计的构建害虫图像视觉字典的算法。

---

#### 算法 4.4：构建害虫视觉字典算法

---

输入：害虫字典素材图像集合  $S$ ，字典大小  $k$   
输出：害虫视觉字典  $V$

1: for ( $s' : S$ ) // 遍历素材图像集合  
2:     计算  $s'$  的 SIFT 特征，得 SIFT 特征矩阵  $M'$   
3:     对  $M'$  加入特征集合  $T$  中  
4: end  
5: 从特征集  $T$  中，选择  $k$  个点作为初始质心  
5: repeat:  
6:     将每个点分配到最近的质心，形成  $k$  个簇  
7:     重新计算每个簇的质心，形成新的  $k$  个质心点  
8: until 达到最大迭代次数或者达到精度  
9: 将害虫视觉字典  $V$ ，输出保存

---

### 4.5.2 基于 BOF 模型的蔬菜害虫分类器的构建

为了对蔬菜重大害虫中的烟粉虱、黄曲条跳甲、蓟马和小菜蛾等 4 种害虫进行检测计数，本文基于 (Chang et al., 2011) 所提出的 LIBSVM 开源 SVM 算法工具包进行修改，以实现对四种害虫的检测计数。算法 4.5 为基于支持向量机的蔬菜害虫分类器的构建算法。

---

#### 算法 4.5：构建害虫图像的支持向量机分类器

---

输入：害虫图像样本 $\langle I, T \rangle$ ，视觉词典 V，核函数 K  
输出：支持向量机模型 SVM

```
1: for (i: I) // 遍历素材图像集合
2:     计算害虫图像 i 的 SIFT 特征，得 SIFT 特征举证  $m'$ 
3:     根据视觉词典 V 和图像 I 的 SIFT 特征，得到其向量描述 m
4:     将描述向量 m，加入特征集合 M
5: end
6: 视觉词典特征集合 M 与图像标签集合 T，形成训练集合 $\langle M, T \rangle$ 
7: 构建 C-SVM 型支持向量机 SVM，设置核函数 K。
8: 使用 $\langle M, T \rangle$ 对 SVM 进行训练
9: 输出训练好的支持向量机 SVM
```

---

在构建完成支持向量机模型后，可使用该支持向量机对害虫图像进行分类，如算法 4.6 为使用支持向量机对蔬菜害虫图像进行分类的算法。

---

#### 算法 4.6：蔬菜害虫分类算法 PredictPest

---

输入：害虫图像 I，视觉词典 V，支持向量机 SVM  
输出：是否为目标害虫（1 为真，0 为假）

```
1: 计算害虫图像 i 的 SIFT 特征，得 SIFT 特征举证  $m'$ 
2: 根据视觉词典 V 和图像 I 的 SIFT 特征，得到其向量描述 m
3: 使用 SVM.predict(m)进行预测，得到结果 result
5: 输出预测结果 Result
```

---

### 4.5.3 参数寻优

本文采用 BOF 模型对害虫图像进行特征表示，并将 BOF 模型与 SVM 分类器结合进而对蔬菜害虫进行分类。构建蔬菜害虫的 BOF 模型，首先需要建立害虫视觉字典，然后使用该字典对害虫图像进行编码处理，统计害虫图像块中各视觉词汇出现的频率，以此构建出害虫图像的描述向量。在构建蔬菜害虫分类模型过程中，需要设置数个参数，为了研究各参数对模型的影响，试验方案有以下要求：

1) 核函数对支持向量机的分类性能有重要的影响，为了了解何种核函数更适用于蔬菜害虫的分类识别，本文分别使用线性内核(LINEAR)、基于径向函数 (RBF) 和

Sigmoid 函数内核 (SIGMOID) 3 种核函数进行试验。

2) 在害虫视觉字典构建过程中，需要设置字典大小，而害虫视觉字典所设计的大小会对害虫特征表示的准确性产生影响。故本文分别对将视觉字典大小设置为 5 至 200，并对视觉字典对害虫分类产生的影响进行分析。

3) 在构建另外在 BOF 模型建立过程中，使用 K-Means 聚类算法，而该算法对初始中心点敏感。为了对 BOF 模型对害虫特征描述的性能充分的反映，本文对每一项试验分别进行 10 次重复试验。

根据以上要求，对字典大小设置为 5 至 200，共 195 种方案。核函数选用线性内核(LINEAR)、基于径向函数 (RBF) 和 Sigmoid 函数内核 (SIGMOID) 共 3 种方案。故本文为每种害虫分类器设计了 585 种参数方案，并对每种方案进行 10 次重复试验，即每种害虫分类器分别获得 5850 个分类模型。并使用所收集的害虫数据集对这些蔬菜害虫分类模型进行试验，从而实现参数寻优，参数寻优算法如算法 4.7 所示

---

#### 算法 4.7：参数寻优算法

---

输入：害虫图像样本 $\langle I, T \rangle$ ，字典构建样本 S，测试样本 $\langle I', T' \rangle$

输出：各模型预测准确率记录

```
1: for(Vsize=5 To 200)//字典大小设置为 5 至 200
2:   for(K: Sigmoid、RBF、Linear)//分别采用 3 个核函数
3:     for(index=1 To 10) // 重复试验 10 次
4:       根据算法 (4.4) 构建视觉词典 buildDic(S,Vsize)，得字典 V
5:       根据算法 (4.5) 构建支持向量机 buildSVM(I,T,V,K) 得 SVM
6:       for(i':I') //根据算法 (4.6) ，统计 SVM 的准确率
7:         if(t'==PredictPest(SVM,I')) sum++
8:       end
9:     end
10:    end
11:  end
12: 记录各参数下，模型的准确率
```

---

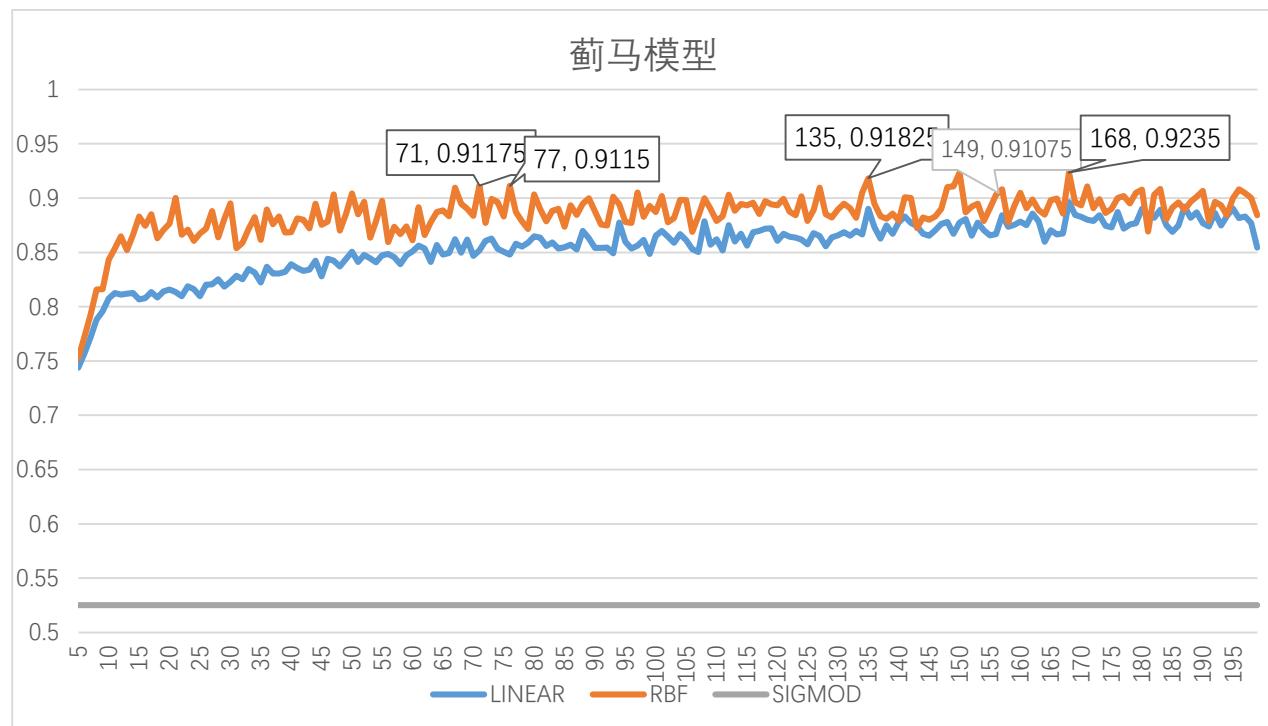


图 4.9 薜马模型准确率折线图

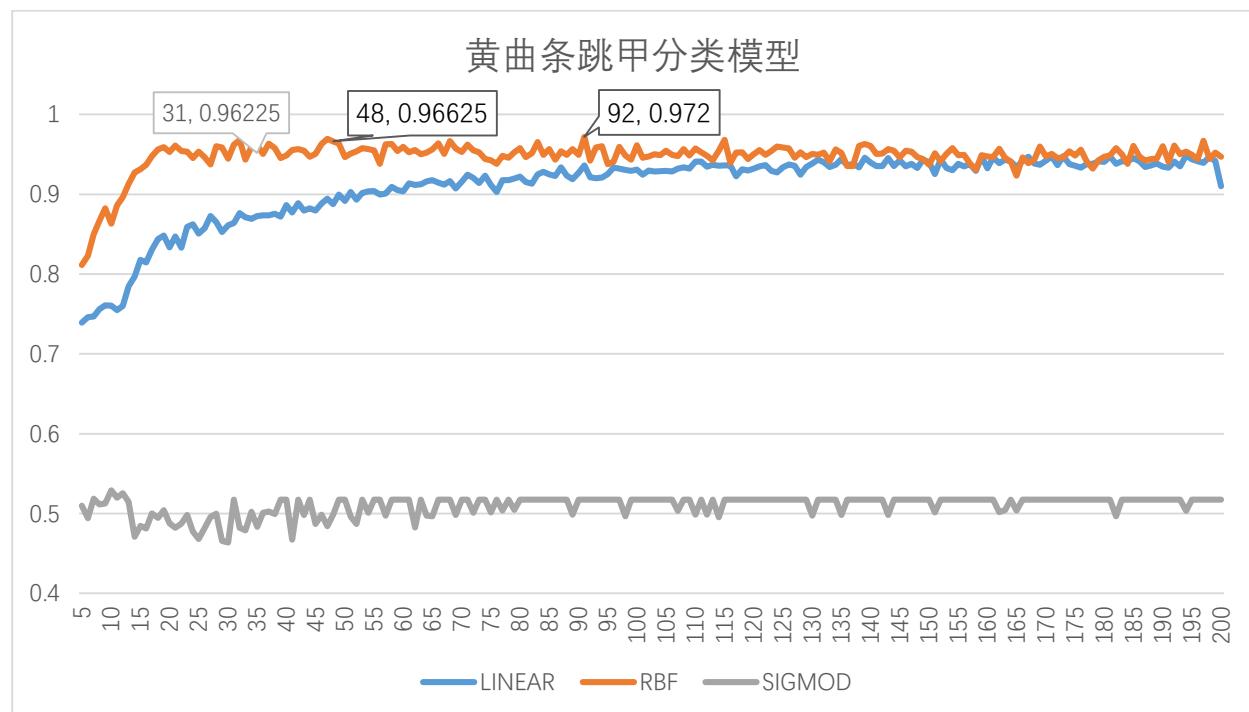


图 3.10 黄曲条跳甲模型准确率折线图

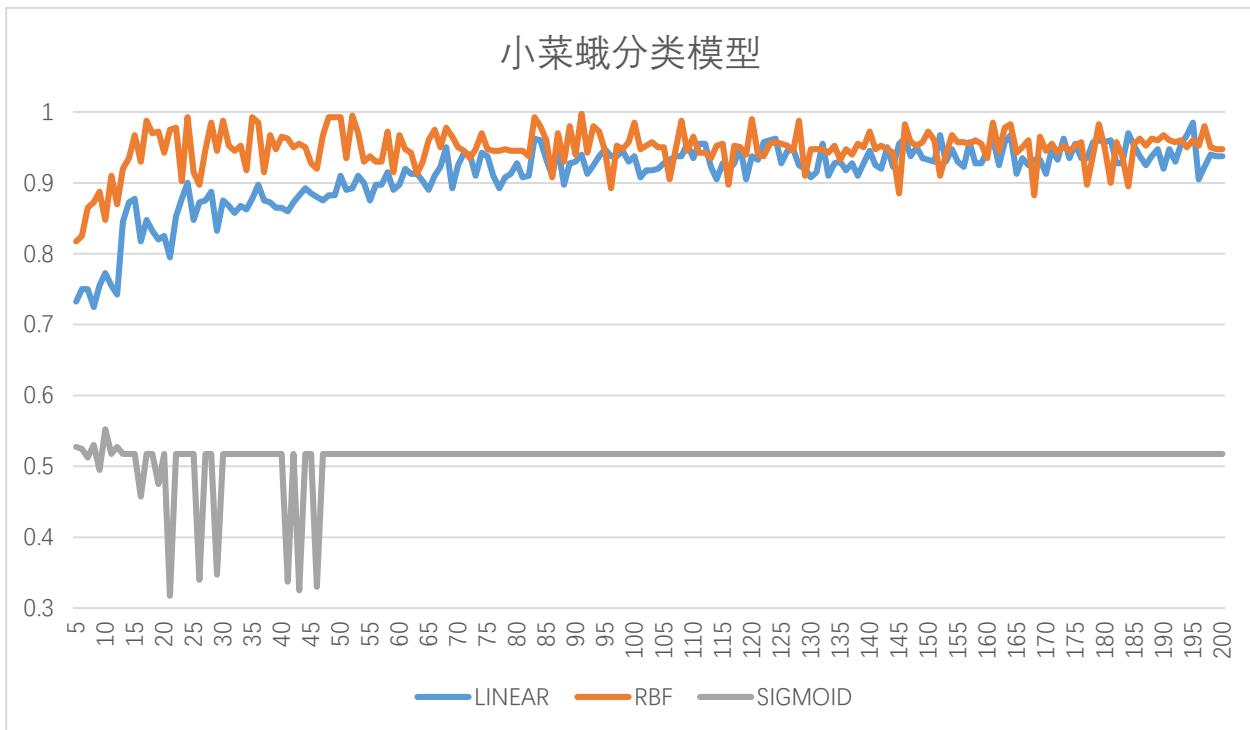


图 4.11 小菜蛾模型准确率折线图

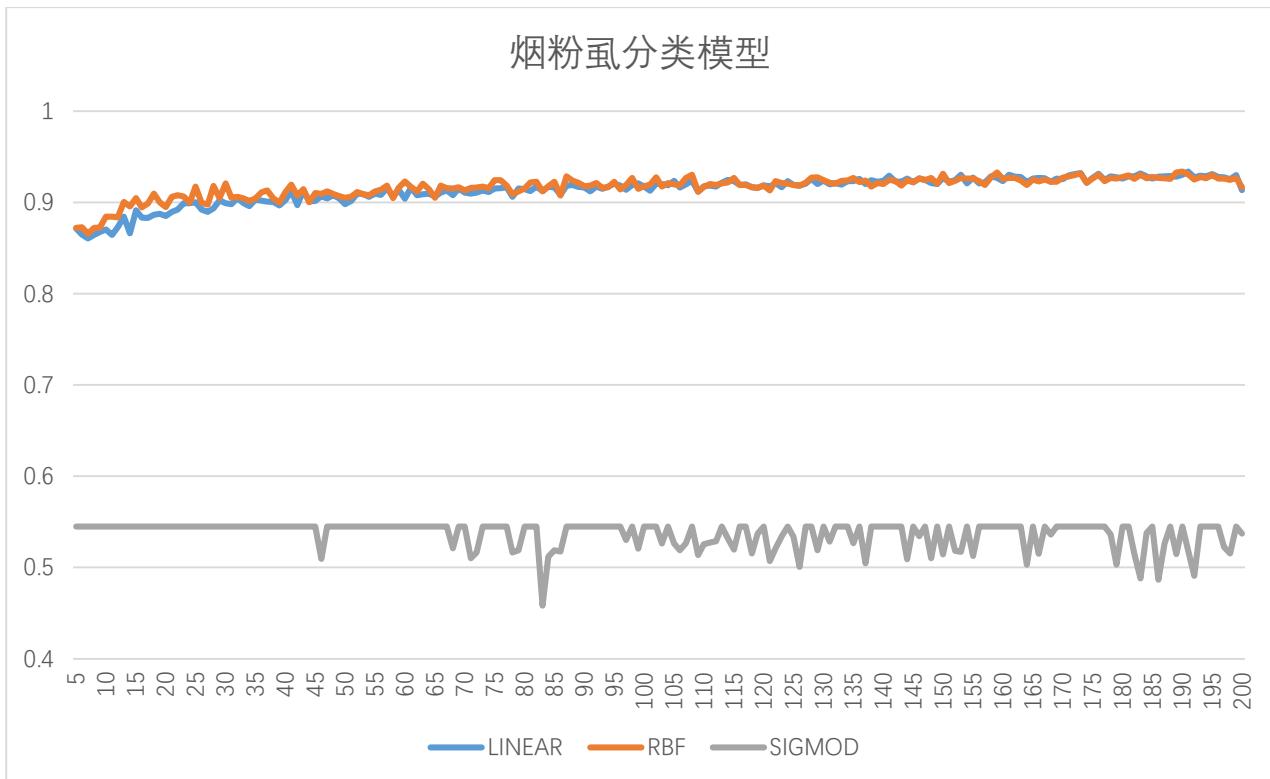


图 4.12 烟粉虱模型准确率折线图

如图 4.9, 图 4.10, 图 4.11 和图 4.12 所示分别是蓟马分类模型、黄曲条跳甲分类模型、烟粉虱分类模型和小菜蛾分类模型在每种参数条件下 10 次重复试验的平均准确率折线图。从折线图可看出，选用 RBF 核函数在 4 个模型中皆可获得较好效果，而

SIGMOID 核函数的效果则最差。另外字典大小取得较小时候，模型分类的准确度较差。

本文通过对试验数据的分析，选择出以下参数作为各模型的最终训练参数：

蓟马分类模型：选取 RBF 函数作为支持向量机的核函数，字典大小取值为 77。

黄曲条跳甲分类模型：选取 RBF 函数作为支持向量机的核函数，字典大小取值为 92。

烟粉虱分类模型：选取 RBF 函数作为支持向量机的核函数，字典大小取值为 47。

小菜蛾分类模型：选去 RBF 函数作为支持向量机的核函数，字典大小选择为 92。

## 4.6 本章小结

本章主要介绍了南方蔬菜重大害虫监测预警平台与基于诱捕板的蔬菜害虫图像采集装备的设计与实现，另外介绍了本文所提出的基于机器学习的蔬菜害虫监测计数算法的具体实现。

## 5 实验与分析

### 5.1 试验环境介绍

本文算法平台所使用的测试环境如表 5.1 所示。

表 5.1 测试环境

环境	参数
硬件环境	CPU: i7-4790
	主频: 3.60GHZ
	内存: 8GB
运行环境	显卡 AMD Radeon R5 235
	Win7, 64 位

### 5.2 数据集

华南农业大学数学与信息学院大数据农业工程团队于 2016 年 11 月至 2017 年 9 月在广州东升农场的百果园蔬菜地中进行蔬菜害虫图像的采集。本课题组在蔬菜田地中布置 10 块黄色诱捕板和 10 块蓝色诱捕板，并统一编号为 1 至 20。每天采集图像数据，每周对诱捕板进行一次更换。共采集图像 6000 余张，本文将所采集数据集分为 2 部分，将 2016 年 11 月至 2017 年 3 月所采集的 3000 张害虫图像作为训练数据集的素材库。将 2017 年 4 月至 2017 年 9 月所采集的 3000 余张害虫图像作为试验数据集。

为了获得有更好分类性能的蔬菜害虫分类模型，本文对基于 3.3.1 节所设计的数据集，通过人工截取的方式，从素材库中获取更多的训练数据，以实现对蔬菜害虫分类器更好的训练效果。本章所使用的黄曲条跳甲数据集、烟粉虱数据集、蓟马数据集和小菜蛾数据集，如表 5.2 所示。

### 5.3 蔬菜害虫模型训练方法

为了得到更好的分类效果，本文采用 RBF 函数作为各模型的核函数，另外蓟马分类模型的字典大小取值为 77，黄曲条跳甲分类模型的字典大小取值为 92，烟粉虱分类模型的字典大小取值为 47。小菜蛾分类模型的字典大小选择为 92。由于 Kmeans 算法并不稳定，故使用 5.2 节所设计的数据集，对每种模型分别训练 100 个模型，并选取分类性能最好的一个作为最终的模型。

表 5.2 试验数据集

样本类型	训练集	测试集	总数
黄曲条跳甲正样本	600 张黄曲条跳甲图像 100 张蓟马图像 100 张烟粉虱图像 100 张小菜蛾图像 300 张其他图像	300 张黄曲条跳甲图像 50 张蓟马图像 50 张烟粉虱图像 50 张小菜蛾图像 150 张其他图像	900 张
黄曲条跳甲负样本	600 张黄曲条跳甲图像 100 张蓟马图像 100 张烟粉虱图像 100 张小菜蛾图像 300 张其他图像	50 张黄曲条跳甲图像 50 张蓟马图像 50 张烟粉虱图像 50 张小菜蛾图像 150 张其他图像	900 张
	600 张黄曲条跳甲图像 100 张蓟马图像 100 张烟粉虱图像 100 张小菜蛾图像 300 张其他图像	300 张黄曲条跳甲图像 50 张蓟马图像 50 张烟粉虱图像 50 张小菜蛾图像 150 张其他图像	
	600 张黄曲条跳甲图像 100 张蓟马图像 100 张烟粉虱图像 100 张小菜蛾图像 300 张其他图像	300 张黄曲条跳甲图像 50 张蓟马图像 50 张烟粉虱图像 50 张小菜蛾图像 150 张其他图像	
烟粉虱正样本	600 张烟粉虱图像 100 张黄曲条跳甲图像	300 张烟粉虱图像 50 张蓟马图像	900 张
烟粉虱负样本	600 张烟粉虱图像 100 张黄曲条跳甲图像 100 张蓟马图像 100 张小菜蛾图像 300 张其他图像	300 张烟粉虱图像 50 张黄曲条跳甲图像 50 张蓟马图像 50 张小菜蛾图像 150 张其他图像	900 张
	600 张烟粉虱图像 100 张黄曲条跳甲图像 100 张蓟马图像 100 张小菜蛾图像 300 张其他图像	300 张烟粉虱图像 50 张黄曲条跳甲图像 50 张蓟马图像 50 张小菜蛾图像 150 张其他图像	
	600 张烟粉虱图像 100 张黄曲条跳甲图像 100 张蓟马图像 100 张小菜蛾图像 300 张其他图像	300 张烟粉虱图像 50 张黄曲条跳甲图像 50 张蓟马图像 50 张小菜蛾图像 150 张其他图像	
蓟马正样本	600 张蓟马图像 100 张黄曲条跳甲图像	300 张蓟马图像 50 张烟粉虱图像	900 张
蓟马负样本	600 张蓟马图像 100 张黄曲条跳甲图像 100 张烟粉虱图像 100 张小菜蛾图像 300 张其他图像	300 张蓟马图像 50 张黄曲条跳甲图像 50 张烟粉虱图像 50 张小菜蛾图像 150 张其他图像	900 张
	600 张蓟马图像 100 张黄曲条跳甲图像 100 张烟粉虱图像 100 张小菜蛾图像 300 张其他图像	300 张蓟马图像 50 张黄曲条跳甲图像 50 张烟粉虱图像 50 张小菜蛾图像 150 张其他图像	
	600 张蓟马图像 100 张黄曲条跳甲图像 100 张烟粉虱图像 100 张小菜蛾图像 300 张其他图像	300 张蓟马图像 50 张黄曲条跳甲图像 50 张烟粉虱图像 50 张小菜蛾图像 150 张其他图像	
小菜蛾正样本	600 张小菜蛾图像 100 张黄曲条跳甲图像	300 张小菜蛾图像 50 张烟粉虱图像	900 张
小菜蛾负样本	600 张小菜蛾图像 100 张黄曲条跳甲图像 100 张蓟马图像 100 张烟粉虱图像 300 张其他图像	300 张小菜蛾图像 50 张黄曲条跳甲图像 50 张蓟马图像 50 张烟粉虱图像 150 张其他图像	900 张
	600 张小菜蛾图像 100 张黄曲条跳甲图像 100 张蓟马图像 100 张烟粉虱图像 300 张其他图像	300 张小菜蛾图像 50 张黄曲条跳甲图像 50 张蓟马图像 50 张烟粉虱图像 150 张其他图像	
	600 张小菜蛾图像 100 张黄曲条跳甲图像 100 张蓟马图像 100 张烟粉虱图像 300 张其他图像	300 张小菜蛾图像 50 张黄曲条跳甲图像 50 张蓟马图像 50 张烟粉虱图像 150 张其他图像	

## 5.4 试验结果与分析

本文使用从真实广州东升农场蔬菜田地中采集的图像进行试验，检测程序自动对黄曲条跳甲、烟粉虱、蓟马和小菜蛾进行计数统计的准确性，并将识别为黄曲条跳甲的目标块使用红色方框标记，蓟马目标块使用绿色方框标记，烟粉虱目标块使用蓝色方框标记，小菜蛾目标块使用黑色方框标记。

本文从 2017 年 4 月至 2017 年 9 月所采集的 3000 余张基于诱捕板的图像中，随机抽取 100 张黄色诱捕板图像和 100 张蓝色诱捕板图像进行试验，分别使用基于机器学习的蔬菜害虫检测算法和人工计数的方式对测试图像中的害虫进行计数。

#### 5.4.1 算法的运算效率

为了研究本文所提出的基于机器学习的蔬菜害虫检测计数算法的运算效率。本文使用基于机器视觉的蔬菜害虫检测计数算法对 100 张黄色诱捕板图像和 100 张蓝色诱捕板图像的处理过程所耗费时间与每张图像中的害虫目标块数量进行统计。

在对 100 张黄色诱捕板图像的检测中，平均每张黄色诱捕板图像的处理时间为 11.89 秒，耗时最长的一张图像中，含 697 个害虫目标块，耗时为 25.52 秒。其中耗时最短的一张图像中，含 18 个目标子块，耗时为 4.20 秒，如图 5.1 所示，本文以 100 个目标子块作为间隔区间，计算每个区间所对应图像的平均耗时。



图 5.1 黄色诱捕板图像的处理时间

在对 100 张蓝色诱捕板图像的检测中，平均每张蓝色诱捕板图像的处理时间为 13.01 秒，耗时最长的一张图像中，含 905 个害虫目标块，耗时为 27.87 秒。其中耗时最短的一张图像中，含 79 个目标子块，耗时为 2.38 秒，如图 5.2 所示，本文以 100 个目标子块作为间隔区间，计算每个区间所对应的图像的平均耗时。



图 5.2 蓝色诱捕板图像的处理时间

通过试验可得，本文所设计的基于机器学习的蔬菜害虫检测计数算法在个人计算机中对 100 张黄色诱捕板图像和 100 张蓝色诱捕板图像的平均处理速度是 12.45 秒/张。由于在真实的应用需求中，每小时进行 1 次图像采集即可，故本文所设计算法可完全满足真实应用所需。

#### 5.4.2 算法的准确率分析

为了研究本文所提出的基于机器学习的蔬菜害虫检测计数算法的准确率。本文通过对 100 张黄色诱捕板图像和 100 张蓝色诱捕板图像进行试验。分别通过人工计数与算法自动计数，并以人工计数作为标准，计算算法的准确率。如图 5.3 所示，是检测算法对诱捕板图像的处理结果图。



图 5.3 蓝色诱捕板处理结果图

通过对 100 张黄色诱捕板中 4 种害虫分别进行人工计数和算法计数，得到各害虫数量如表 5.3 所示。

表 5.3 100 张黄色诱捕板害虫统计表

	黄曲条跳甲	蓟马	烟粉虱	小菜蛾	合计
算法计数	2483	4938	7121	197	14739
人工计数	2216	4482	6584	178	13460
准确率	87.95%	89.83%	91.84%	89.33%	91.32%

通过对 100 蓝色诱捕板中 4 种害虫分别进行人工计数和算法计数，得到各害虫数量如表 5.4 所示

表 5.4 100 张蓝色诱捕板害虫统计表

	黄曲条跳甲	蓟马	烟粉虱	小菜蛾	合计
算法计数	1073	10740	5738	43	17594
人工计数	931	9893	5149	40	16013
准确率	84.75%	91.44%	88.56%	92.5%	91.01%

准确率 P 的计算公式：

$$P = 1 - \frac{|N_{\text{算法}} - N_{\text{人工}}|}{N_{\text{算法}}} \times 100\%$$

将 100 张黄色诱捕板的试验数据和 100 张蓝色诱捕板的试验数据进行合并，并计算各种害虫计数准确率，如表 5.5 所示。

表 5.5 200 张诱捕板害虫统计表

	黄曲条跳甲	蓟马	烟粉虱	小菜蛾	合计
算法计数	3556	15678	12859	240	32333
人工计数	3147	14375	11733	218	29473
准确率	87.00%	90.94%	90.40%	89.91%	91.15%

经过对人工计数和算法计数的对比，可以看出，算法对各类害虫计数的准确率大约在 84% 至 93% 之间，整体准确率达 91%，可满足农户对蔬菜农地害虫发生情况监测的实际需求。通过统计计数结果可发现，基于机器学习的蔬菜害虫检测算法的计数结果都多于人工计数。

本文通过对经蔬菜害虫检测计数算法处理后的图像进行分析，对算法计数与人工计数产生的偏差原因进行分析，认为误差原因如下：

(1) 雨滴的影响。由于本文采集的图像来源于真实蔬菜农地现场，害虫诱捕板会受降雨等环境因素的影响。如图 5.4 所示，为降雨后采集的图像，从图像中可明显看到雨滴的存在。该图像经过蔬菜害虫检测计数算法处理后，如图 5.4 中红色箭头标识，共有 6 处由于雨滴的影响造成算法的误判。其中 4 处被误判为烟粉虱、1 处被误判为黄曲条跳甲和 1 处被误判为蓟马。

(2) 泥土等污染物的影响。由于目标害虫蓟马、烟粉虱和黄曲条跳甲等害虫都是体型较小的害虫，农田中的泥土容易污染诱捕板。而这些污染块在人工计数的情况

下，往往也未能正确识别。如图 5.5 中红色箭头标识处，可以发现泥土等异物污染了诱捕板，导致算法产生误判情况。

(3) 害虫尸体腐烂的影响。出于经济效益和实际应用的考量，本文在东升农场中进行图像采集试验时，采取一周更换一次诱捕板的策略。因而在长达一周的时间中，诱捕板上的部分害虫尸体已经腐烂，因而难以辨认。如图 5.5 中蓝色箭头所标识的目标块，其害虫尸体已经腐烂，检测算法将其判断为害虫目标，而由于人工计数时无法确定其害虫种类，故不作目标害虫处理，这是导致人工与算法计数差别的重要因素。



图 5.4 蓝色诱捕板处理结果图



图 5.5 黄色诱捕板处理结果图

## 5.5 南方蔬菜害虫监测预警平台应用测试

为了能够快速处理图像采集装备所采集的害虫图像，并将农地害虫信息快速地反馈给农户及相关人员，本文设计了南方蔬菜重大害虫监测预警平台。可汇总处理各农地中的图像采集装备的数据，并及时向相关人员反馈蔬菜农地害虫发生情况。

2017 年 9 月 2 日至 2017 年 10 月 3 日，将本文中的害虫图像采集系统部署于广州东升农场的菜田中，将中央数据服务器及蔬菜害虫监测预警平台部署于华南农业大学进行真实场景的应用测试，系统在测试运行过程中，运行稳定。

### (1) 系统部署

如图 5.6 所示的是蔬菜害虫图像采集装备的部署情况，当微型计算机与蓄电池等连接通电后，微型计算机自动启动，并自动运行蔬菜害虫图像采集程序，系统将按用

户设定定时采集图像，并将图像通过4G网络传输至服务器。



图 5.6 害虫图像采集装备

## (2) 软件部署

蔬菜害虫监测预警系统已经上线，系统主界面如图5.7所示。农民用户和病虫害防治人员可以利用该系统发布或了解当前蔬菜害虫发生状况等信息。如果5.8所示是蔬菜农田中害虫图像采集装备所采集的并被处理过后的图像。系统运行稳定，能够长期远程监测蔬菜田地中的害虫发生情况。

南方蔬菜重大害虫监测预警平台  
Monitoring and Early Warning System of Vegetable Pest

首页 虫情测报 通知公告 工作动态 测报研究 服务专家 农地详情 害虫预警 知识库

**虫情测报**

NEWS  
更多  
■ 玉米中后期病虫害发生趋势预报 2017-08-02  
■ 2017年三代粘虫发生趋势预报 2017-08-02  
■ 夏蛾发生概况和秋蛾发生趋势预报 2017-08-02  
■ 加强荔枝、柑桔等果树病虫害监控 2017-08-02  
■ 严密监控水稻“两迁...” 2017-08-02  
■ 早稻前期主要病虫发生概况及中后期... 2017-08-02  
■ 广东省旱造农作物病虫害发生趋势预测 2017-08-02

**通知公告**

INFORMATION  
更多  
■ 全国农技中心 中国农科院植保所关... 2017-08-08  
■ 全国农技中心关于召开玉米病虫会商... 2017-08-08  
■ 全国农技中心关于举办玉米重大害虫... 2017-08-08  
■ 全国农技中心关于印发《农作物害虫... 2017-08-08  
■ 全国农技中心关于召开2017年下... 2017-08-08  
■ 全国农技中心关于做好粘虫监测预警... 2017-08-08  
■ 全国新型测报工具应用技术培训班在... 2017-08-02

**工作动态**

REPORT  
更多  
■ 韩国专家代表团赴我国广西湖南开展... 2017-08-08  
■ 玉米重大害虫监测防治技术培训班在... 2017-08-08  
■ 全国玉米病虫会商及测报技术研讨会... 2017-08-08  
■ 2017年下半年全国水稻和马铃薯... 2017-08-02  
■ 全国旱稻病虫害发生趋势性会在海... 2017-08-02

**测报研究**

BASE CONSTRUCTION  
更多  
■ 昆虫采样系统用于棉盲蝽虫量调查... 2017-08-08  
■ 棉花早衰红叶茎枯病与棉花纹纹病... 2017-08-08  
■ 不同光诱灯具对黄河滩棉区棉盲蝽... 2017-08-08  
■ 警惕南方水稻黑条矮缩病量发造成严... 2017-08-08  
■ 有一种鸟，叫画眉 2017-08-02

**功能导航**

FUNCTION  
害虫识别  
害虫知识库  
农地详情  
害虫预警

图 5.7 蔬菜害虫监测系统首页



图 5.8 蔬菜害虫监测系统截图

## 5.6 本章小结

本章首先介绍了试验的环境及试验所使用的蔬菜害虫图像数据集，其实介绍基于机器学习的蔬菜害虫监测计数算法的性能测试以及误差分析，最后介绍了南方蔬菜害虫监测预警平台及基于诱捕板的蔬菜害虫图像采集装备的田间应用试验。

## 6 总结与展望

随着计算机视觉和机器学习等技术的快速发展，利用计算机视觉技术实现对蔬菜农田中的蔬菜害虫监测计数，将在未来的蔬菜种植与蔬菜害虫防治工作中发挥越来越大的作用。本文将研究对象设定为蔬菜重大害虫，分别为烟粉虱、蓟马、小菜蛾和黄曲条跳甲等4种重大害虫，具有实用性和针对性。本文在对基于诱捕板的蔬菜害虫进行采用基于机器学习的检测计数算法进行了研究，主要工作总结如下：

(1) 研究了基于诱捕板的蔬菜害虫图像的预处理方法。使用了基于HSV颜色空间的诱捕板区域识别和基于结构森林的边缘检测算法对害虫目标进行分割提取，针对大田环境中的基于诱捕板的害虫图像，能够较好地识别出诱捕板的位置及分割出蔬菜害虫的轮廓边界，并提取出害虫目标块图像。

(2) 研究了基于BOF模型的害虫特征表示方法，并将该模型与支持向量机结合使用，可有效地对烟粉虱、蓟马、小菜蛾和黄曲条跳甲等蔬菜害虫图像进行分类，从而实现对各害虫的计数。

(3) 通过对蔬菜害虫图像分别进行算法计数和人工计数，本文提出的基于机器学习的蔬菜害虫检测计数算法准确率达到84%至93%，可满足实际应用的需要。

(4) 基于本文所设计的基于机器学习的蔬菜害虫检测计数算法设计了基于诱捕板的蔬菜害虫图像采集装备和南方蔬菜重大害虫监测预警平台。该平台可自动采集各图像采集装备的图像，并处理获得图像中各类害虫数量，并将害虫数量信息快速反馈给植保人员，具有广泛的应用前景。

本文认为在蔬菜害虫监测计数方面，还可以从如下几个方面进行进一步的研究：

(1) 诱捕板中存在多种害虫黏连的情况，将影响害虫识别计数的精度。在进一步的研究中，可以研究如何对存在黏连、重叠等情况的害虫目标进行分割，以进一步提高害虫检测计数算法的准确率。

(2) 扩展至更多种类的蔬菜害虫。本文实现了黄曲条跳甲等4种害虫的检测计数算法，由于本文所设计的基于机器学习的蔬菜害虫检测计数算法有很好的扩展性，可通过收集新的种类的害虫图像，作为训练集，训练出更多种类的害虫检测计数器。以实现对更多种类的蔬菜害虫发生数量的监测。

## 致 谢

时光匆匆，一转眼我已经在华南农业大学学习、生活了近 7 个年头了。在这 7 年的学习生活中，非常感谢各位华南农业大学的老师对我学业上的帮助，感谢各位同学在生活上对我的关怀，感谢家人对我的支持，感谢林美珊对我的关爱。尤其感谢我的导师肖德琴教授对我学业上的指导，为我的科研学习及生活提供了许许多多的帮助。

其次感谢数学与信息学院 640 实验室的全体老师和同学。感谢晓晖师兄、俊谦师兄、顺彬师兄、树鸣师兄、爱晶师姐对我的指导，感谢与我同为 2015 级研究生的张玉康同学对本文的帮助，感谢李泽森、刘小平、蔡家豪、刘勤、王诗吟和思聪等师弟师妹给我的宝贵意见。感谢李亚桢和陈润健同学在宿舍中对我的照料。

感谢国家星火计划重点项目“南方蔬菜重大害虫监测及预警技术集成与应用示范”（项目编号：2015GA780002）的资助。

最后，再次感谢所有一起学习、工作、奋斗过的老师、同学和朋友们，感谢一路有你们！

## 参 考 文 献

- Abe S. Fusing sequential minimal optimization and Newton's method for support vector training[J]. International Journal of Machine Learning & Cybernetics, 2016,7(3):345-364.
- Arbeláez P, Maire M, Fowlkes C, et al.. Contour detection and hierarchical image segmentation.[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2011,33(5):898-916.
- Celebi M E, Kingravi H A, Vela P A. A comparative study of efficient initialization methods for the k-means clustering algorithm[J]. 2012,40(1):200-210.
- Challa A, Danda S, Sagar B S D, et al.. Some Properties of Interpolations Using Mathematical Morphology[J]. Ieee Transactions On Image Processing, 2018,PP(99):1.
- Challa A, Danda S, Sagar B S D. Morphological interpolation for temporal changes: Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2016[C].
- Dalal N, Triggs B. Histograms of Oriented Gradients for Human Detection: IEEE Computer Society Conference on Computer Vision & Pattern Recognition, 2005[C].
- Dollar P, Zitnick C L. Structured Forests for Fast Edge Detection: IEEE International Conference on Computer Vision, 2014[C].
- Dollár P, Zitnick C L. Fast Edge Detection Using Structured Forests.[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2015,37(8):1558-1570.
- Espinoza K, Valera D L, Torres J A, et al.. Combination of image processing and artificial neural networks as a novel approach for the identification of *Bemisia tabaci* and *Frankliniella occidentalis* on sticky traps in greenhouse agriculture[J]. Computers & Electronics in Agriculture, 2016,127(C):495-505.
- Li C N, Huang Y F, Wu H J, et al.. Multiple recursive projection twin support vector machine for multi-class classification[J]. International Journal of Machine Learning & Cybernetics, 2016,7(5):729-740.
- Li Y, Xia C, Lee J. Detection of small-sized insect pest in greenhouses based on multifractal analysis[J]. Optik - International Journal for Light and Electron Optics, 2015,126(19):2138-2143.
- Lim J J, Zitnick C L, Dollar P. Sketch Tokens: A Learned Mid-level Representation for Contour and Object Detection: Computer Vision and Pattern Recognition, 2013[C].
- Lowe D G. Object Recognition from Local Scale-Invariant Features: iccv, 1999[C].
- Lowe D G. Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004,60(2):91-110.
- Martin D R, Fowlkes C, Tal D, et al.. A Database of Human Segmented Natural Images and its Application to[J]. Computer Vision, 2002,2(11):416-423.
- Podgorelec V, Zorman M. Decision Tree Learning[J]. 2017,2:1751-1754.
- Wan J, Ruan Q, Deng S, et al.. One-shot learning gesture recognition from RGB-D data using bag of features[J]. Journal of Machine Learning Research, 2017,14(1):2549-2582.
- Xia C, Chon T S, Ren Z, et al.. Automatic identification and counting of small size pests in greenhouse conditions with low computational cost[J]. Ecological Informatics, 2014,29:139-146.
- 韩瑞珍, 何勇. 基于计算机视觉的大田害虫远程自动识别系统[J]. 农业工程学报, 2013,29(3):156-162.
- 胡雅辉, 高灵旺. 烟粉虱成虫密度自动计数系统[J]. 应用昆虫学报, 2011,48(1):84-87.
- 胡智祯, 万晋廷, 王毓玮. 论计算机视觉技术在自动化中的应用[J]. 南方农机, 2017,48(5):125.

- 纪钢, 吴萍萍. 在HSV下的材料腐蚀特征区域颜色与边界量化处理[J]. 重庆理工大学学报, 2016,30(1):63-69.
- 李亚. 基于机器学习的图像边缘检测方法的研究与应用[D]. 武汉工程大学, 2009.
- 廖红虹. 视觉词袋模型架构下的图像分类算法研究[D]. 华中科技大学, 2014.
- 柳琪. 发展蔬菜生产全程机械化正当时[J]. 当代农机, 2016(12):42-44.
- 欧温暖, Ouwen-Nuan. 几种常见边缘检测算子的分析比较[J]. 现代计算机(专业版), 2010,2010(5):75-77.
- 彭激汐, 赵冠先, 王志前. 基于图像识别系统的灰度化算法研究与效率分析[J]. 电子世界, 2014(7):105.
- 苏晓萌. 瓦房店地区日光温室蔬菜蓟马的发生与防治[J]. 辽宁农业科学, 2017(3).
- 谭林秋, 李大成. 基于VC++的改进的图像边缘检测算法研究[J]. 西安理工大学学报, 2008,24(4):490-494.
- 王果红, 韩日畴. 黄曲条跳甲的生物防治[J]. 中国生物防治学报, 2008,24(1):91-93.
- 王立浩, 方智远, 杜永臣, 等. 我国蔬菜种业发展战略研究[J]. 中国工程科学, 2016(01):123-136.
- 无. 全国蔬菜产业发展规划(2011-2020年)[J]. 中国蔬菜, 2012(5):1-12.
- 吴青君, 张文吉. 小菜蛾的发生为害特点及抗药性现状[J]. 中国蔬菜, 2001,1(5):49-51.
- 武瑛. 形态学图像处理的应用[J]. 计算机与现代化, 2013,1(5):90-94.
- 徐克, 李辉尚, 马娟娟, 等. 2015年中国蔬菜进出口贸易状况及展望[J]. 农业展望, 2016(05):72-76.
- 张建伟, 王永模, 沈佐锐. 麦田蚜虫自动计数研究[J]. 农业工程学报, 2006,22(9):159-162.
- 张水发, 王开义, 刘忠强, 等. 基于离散余弦变换和区域生长的白粉虱图像分割算法[J]. 农业工程学报, 2013,29(17):121-128.
- 张素华. 我国蔬菜生产过程中害虫防治的问题与对策[J]. 农业与技术, 2015(12):122.
- 郑慧新, 夏吉星, 周小毛, 等. 警惕烟粉虱传播的番茄褪绿病毒病在我国快速扩散[J]. 中国蔬菜, 2016,1(4):22-26.
- 朱四洪. 蔬菜病虫害复混发生种类及防治措施[J]. 河南农业, 2016(4):26.

## 附录：攻读硕士学位期间的科研工作

### 参与的科研项目

- [1]国家星火计划项目“南方蔬菜重大害虫快速监测及预警技术集成与应用示范”（项目编号：2015GA780002）
- [2]广东省科技计划“基于视频追踪的后备种猪运动大数据采集与应用技术研究”（项目编号：2015A020209149）

### 所获得的专利

- [1]实用新型专利名称：一种基于视觉传感器的南方蔬菜重大害虫诱捕监测装备（登记号：2017207239559）
- [2]专利名称：基于视频追踪的猪只运动大数据提取方法及其系统（登记号：2016101175765，CN105809711A）
- [3]专利名称：一种猪只行为节律分析方法（登记号：2016106452285，CN106295558A）

### 所发表的论文

- [1]肖德琴,叶耀文,冯健昭,潘春华,陆永跃.适应场景光照变化的桔小实蝇诱捕监测系统优化设计与试验[J].农业工程学报,2016,32(11):197-204.
- [2]肖德琴,张玉康,范梅红,潘春华,叶耀文,蔡家豪.基于视觉感知的蔬菜害虫诱捕计数算法[J].农业机械学报,2018(03):51-58.
- [3]殷建军,潘春华,肖克辉,叶耀文,刘小平,肖德琴.基于无线图像传感器网络的农田远程监测系统[J].农业机械学报,2017,48(07):286-293.
- [4]殷建军,张铁民,潘春华,叶耀文,肖克辉,肖德琴.分辨率实时可调的无线图像传感器节点设计与试验[J].农业工程学报,2017,33(03):182-189.
- [5]Deqin X, Qiumei Y, Junqian F, et al. A multi-target trapping and tracking algorithm for Bactrocera Dorsalis based on cost model[J]. Computers & Electronics in Agriculture, 2016, 123(C):224-231.