

学校代码： 1 0 2 6 4

研究生学号： M150551689

上海海洋大学

硕士学位论文

题 目：
面向自动监测装置的温室粉虱和蓟马成虫图
像分割识别方法研究

英文题目：
Image Segmentation and Recognition of Adult
Whiteflies and Thrips in Greenhouse for
Automatic Monitoring Devices

专 业： 计算机技术

研究方向： 数字图像处理

姓 名： 刘蒙蒙

指导教师： 杨信廷

二〇一八年五月

上海海洋大学学位论文原创性声明

本人郑重声明：我恪守学术道德，崇尚严谨学风。所呈交的学位论文，是本人在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除文中已经明确注明和引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品及成果的内容。论文为本人亲自撰写，我对所写的内容负责，并完全意识到本声明的法律结果由本人承担。

学位论文作者签名：

日期： 年 月 日

上海海洋大学学位论文版权使用授权书

学位论文作者完全了解学校有关保留、使用学位论文的规定，同意学校保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅或借阅。本人授权上海海洋大学可以将本学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存和汇编本学位论文。

保密 在 年解密后适用本版权书。

本学位论文属于

不保密

学位论文作者签名：

日期： 年 月 日

指导教师签名：

日期： 年 月 日

上海海洋大学硕士学位论文

答辩委员会成员名单

姓名	工作单位	职称	备注
陈明	上海海洋大学	教授	主席
陈英义	中国农业大学	副教授	委员
高荣华	北京农业信息技术研 究中心	副研究员	委员
孙传恒	北京农业信息技术研 究中心	副研究员	委员
李明	北京农业信息技术研 究中心	副研究员	委员
吉增涛	北京农业信息技术研 究中心	工程师	秘书
答辩地点	北京农科大厦 A1117	答辩日期	2018.05.22

面向自动监测装置的温室粉虱和蓟马成虫图像分割识别方法 研究

摘要

获取害虫动态变化数据是害虫综合治理预防的重要基础之一，温室害虫一般具有虫体小、迁飞性、隐蔽性（常于叶片背部危害）等特点，目前大多采用人工识别与计数，不仅费时费力，而且受主观影响准确率不稳定。而基于图像处理的机器视觉方法的害虫检测与识别计数方法具有省时省力、自动化、智能化等优点，已经成为现代农业害虫监测领域的研究热点。本文以黄瓜温室中常见的粉虱和蓟马成虫为研究对象，进行了图像检测与识别方法研究。主要的研究内容如下：

(1) 黄瓜温室环境中粉虱和蓟马诱虫板的图像自动获取。黄瓜温室中黄色粘虫板背景下，粉虱和蓟马成虫的虫体较小，体长、颜色差异不明显。采用本课题组自主开发、设计的害虫自动监测装置来获取害虫诱虫板图像，并开发了基于Android 系统的害虫监测软件实现定时拍照，通过移动无线网络上传照片到后台服务器进行存储与后期图像处理，本试验设定的拍照时间间隔为 2 小时。

(2) 图像预处理方法，图像分割与目标提取算法。使用了灰度变换、中值滤波平滑、颜色空间变化、灰度拉伸等图像预处理方法，将原图像由 RGB 颜色空间变换到 HSI、 $L^*a^*b^*$ 颜色空间提高害虫目标与背景的对比度。结合本文害虫目标图像特点最后选择利用 prewitt、canny 算子分别在 HSI 的 I 分量、 $L^*a^*b^*$ 的 b 分量二值图像上进行单头害虫边缘检测，再经过形态学处理、差分法、空洞填充处理，最后融合这两幅二值图像完成单头害虫区域的提取。

(3) 基于支持向量机的害虫识别算法研究。提取害虫目标特征，特征参数归一化处理并组成特征向量组，作为输入向量利用支持向量机进行训练建模与害虫识别。根据粉虱和蓟马成虫的特点，从形态到颜色、纹理等特征提取出发，选取了害虫的 9 个颜色特征、5 个形态特征共 14 项特征作为表征温室虫害的特征参数，并构建了误差反向传播 (BP) 预测识别模型，结果显示：SVM 模型害虫平均识别

准确率达到了 93.5%，粉虱和蓟马的识别率分别是 91.0% 和 96.0%，SVM 识别效果优于 BP。

(4) 针对害虫识别系统适用性，本文作了自动监测装置参数和图像参数的规范标准研究。为了获取更好的识别结果，根据自动检测装置拍照环境，对影响图像采集质量的参数进行探讨，确定最佳的自动监测装置参数与图片参数。分析了当前常见的图像数据类型，选择可见光图像用于后面的图像处理算法。光照变化对害虫图像具有较大的影响，不仅影响图像预处理过程，而且也影响识别效果。对于存在的光照问题，本文选择通过硬件装置参数优化和图像处理算法降低光照的影响。

(5) 利用 MATLAB 和 Microsoft Visual Studio 2010 软件开发了农业害虫识别与计数系统，系统包含了模型构建、害虫识别、监听三部分。模型构建模块目的是建立一个害虫识别分类模型，害虫识别模块用于对采集到的害虫图像利用构建好的分类模型进行害虫识别操作，系统实现模块对自动监测装置传回的害虫图像进行实时监听。

本文以黄瓜温室环境中粉虱和蓟马诱虫板图像为实验材料，基于边缘分割和 SVM 对害虫图像进行分割与识别。从结果来看，本文图像分割识别算法能够自动、有效地对害虫进行分割、计数与识别，可以为虫害的监测与预警提供支持，为及时采取正确的防治措施提供重要的依据。

关键词：边缘检测，支持向量机，温室诱虫板，颜色空间，图像识别，虫害监测

Image Segmentation and Recognition of Adult Whiteflies and Thrips in Greenhouse for Automatic Monitoring Devices

ABSTRACT

One of the important bases for the comprehensive prevention and control of pests is to obtain the data of the dynamic changes of pests. Because the pests in the greenhouse have the characteristics of small insect body, migration and masking (such as obstruction of foliage, accustomed to the back of leaves), artificial sensories are used to determine the species of pests by means of magnifying glasses. This method is labor intensive, inefficient and the accuracy is influenced heavily by subjective. The method of pest detection and recognition based on image processing machine vision is time-saving, labor-saving, continuous and intelligent. It has become a research hotspot in the field of modern agricultural pest monitoring. Based on the common whitefly and thrips adults in Cucumber Greenhouse, the method of detection and recognition of greenhouse crop pests based on image processing is studied. The main research contents are as follows:

(1) To obtain the image of whitefly and thrips in cucumber greenhouse environment. Adult whiteflies and thrips are small, the differences between them are not obvious. The main difference is color, and they are taxes to yellow. A pest automatic monitoring device developed and designed by our group is used to obtain insect pest images. It is mainly whitefly and thrips in the image, and there are also a small number of other pests, such as larger flies which is removed by the setting threshold during image processing.

(2) The methods of image preprocessing, image segmentation and insect target extraction algorithm are described in detail. The contrast between the target and the background is improved by transforming the original image from RGB color space to HSI and L*a*b* color space. In this paper, the Prewitt is used to detect the edge of a single pest in I component of HIS binary image and the Canny operator is used to segment the single head pests on the b component of L*a*b* binary image. Then morphological treatment, empty filling processing, the final fusion of these two binary images to complete single-headed pest area extraction.

(3) The target features of pests are extracted, the feature parameters are normalized and the feature vectors are formed. This paper selects the 9 color characteristics and five morphological characteristics as the characteristic parameters of cucumber pests. Two kinds of pest prediction models, BP and SVM, are constructed. The average recognition accuracy was 93.5%, and the identification rate of whitefly and thrips was 96.0% and 91.0% respectively. The recognition results show that the recognition effect of SVM is better than that of BP, and the color feature vector is the main component of the pest identification.

(4) In order to get better recognition results, the parameters that affect the quality of image acquisition are discussed, and the best parameters of automatic monitoring device and image are determined. Illumination change has a great impact on the image of pests, which not only affects the process of image preprocessing, but also affects the recognition effect. The paper chooses to optimize the hardware parameters and image processing algorithms to reduce the influence of illumination. Aiming at the applicability of pest identification system, the standard of parameters and image parameters of automatic monitoring device is made in this paper.

(5) The system of identifying and counting agricultural pests includes three parts: model building, pest identification and monitoring. The purpose of model building is to build a pest identification classification model. The pest identification module is used to identify the collected insect images and the pest monitoring module monitors the insect images returned by the automatic monitoring device in real time.

From the results, the image segmentation and recognition algorithm can automatically and effectively segment, count and identify pests. It can provide support for monitoring and early warning of pests, and provide important basis for timely prevention and control.

KEY WORDS: Edge detection, support vector machine, greenhouse trap board, color space, image recognition, pest monitoring

目录

面向监测装置的温室粉虱和蓟马成虫图像分割识别方法研究	I
摘要	I
ABSTRACT	III
目录	V
第一章 引言	1
1.1 研究背景及问题的提出	1
1.2 国内外研究现状	2
1.2.1 基于机器视觉的害虫图像获取方法研究现状及分析	3
1.2.2 害虫图像识别与计数研究现状与分析	4
1.3 论文研究内容和技术路线	5
1.3.1 论文研究主要内容	5
1.3.2 论文技术路线	6
1.4 论文组织结构	7
第二章 害虫图像采集、预处理及目标分割提取	9
2.1 害虫图像采集系统	9
2.1.1 图像识别研究对象：粉虱与蓟马	9
2.1.2 自动监测设备及害虫监测软件	9
2.2 颜色模型转换与选取	11
2.2.1 颜色模型转换	11
2.2.2 不同颜色空间下的害虫图像	15
2.3 图像增强	16
2.3.1 直方图均衡化增强	16
2.3.2 灰度拉伸	17
2.4 害虫图像目标的分割与提取	18
2.4.1 图像分割方法	18
2.4.2 基于边缘检测的害虫目标分割	19
2.4.3 害虫目标提取	22
2.4.4 分割算法分析	23
2.5 本章小结	25

第三章 利用支持向量机对害虫目标识别分类	26
3.1 害虫目标特征选取与特征值处理	26
3.2 支持向量机的建模与识别	27
3.2.1 支持向量机的基本原理	27
3.2.2 利用支持向量机训练建模	28
3.2.3 不同核函数、特征向量组合的支持向量机识别分析	29
3.3 BP 与 SVM 的害虫识别结果对比分析.....	30
3.4 图像识别效果	31
3.4 本章小结	31
第四章 自动监测装置参数与拍摄参数标准的探索	32
4.1 常见图像数据类型	32
4.2 光照变化产生的问题	33
4.2.1 光照变化对害虫图像整体灰度分布的影响	33
4.2.2 光照变化对害虫图像色度空间的影响	34
4.2.3 光照变化对害虫图像识别的影响	34
4.3 解决光照变化的处理方法	35
4.3.1 优化自动监测获取害虫图像的参数	35
4.3.2 图像处理算法	36
4.4 自动监测装置和图像识别参数标准	37
4.4.1 自动监测装置参数标准化	37
4.4.2 拍摄图像参数标准化	38
4.5 本章小结	38
第五章 害虫图像识别的应用研究	39
5.1 客户端害虫自动监测系统	39
5.2 服务器端系统功能及其实现	41
5.2.1 模型构建	42
5.2.2 害虫识别	43
5.2.2 系统实现	43
5.3 自动监测装置稳定性分析	44
5.4 本章小结	45
第六章 结论与展望	46
6.1 结论	46

6.2 展望	47
参考文献	48
附录	52
攻读硕士学位期间的科研成果	52
致谢	53

第一章 引言

1.1 研究背景及问题的提出

近年来，由于居民的生活水平提高、绿色健康生活理念，这增加了对蔬菜的需求，尤其是淡季蔬菜的供应需求，促使温室栽培得到迅猛发展。根据农业部农机化司统计，从 2008 至 2013 年，中国的设施园艺（包括连栋温室、日光温室、塑料大棚）蓬勃发展，种植总面积从 81.3 万 hm² 飞增至 187.4 万 hm²，平均年增长率为 18.5%^[1]。但是，高湿、高温、封闭的设施气候环境和连续不间断生产为害虫越冬和滋生提供了相宜的场所，导致虫害发生多、危害重、传播快，严重影响了温室作物的产量和品质安全。为害或潜在的发生普遍为害严重的温室蔬菜病虫在 60 种以上，一般情况下危害损失可达 20% 以上，如果防治不及时将使蔬菜减产 50%~60%，严重时甚至绝收^[2]。因此害虫的及时、高效地监控与防治对温室蔬菜安全生产至关重要。

温室内害虫有虫体小、迁飞性、隐蔽性等特点，种群数量增长快，对及时防治要求高。一般温室害虫有 3 个虫态（分别为卵、若虫、成虫），对成虫目前常用人工借助辅助工具进行识别与计数的监测方法^[3]。人工计数工作量大，效率低且准确性受主观影响大，存在人工计数难度大的问题。另外，农民对害虫多采用经验式防治措施，易出现“打保险药”的情况，而且较为随意不计环境影响、蔬菜安全。早期的害虫种类以及数量动态变化的获取可以对害虫发展趋势做出快速预测与评价，是害虫综合管理（Integrated Pest Management, IPM）的先决条件之一，也是害虫精准施药防治的重要基础。因此，实现害虫自动识别计数对于提升害虫的监测效率至关重要^[4-7]。

对害虫进行精准分类识别和数量变化动态监控是实现害虫防治的基础，当前采用的人工监测手段具有低效、费时、费力的局限性，与实际生产要求不匹配。当下，随着硬件设备的发展与性能的提高，基于图像处理技术的害虫自动识别被广泛研究与应用。国内外的科研工作者已将图像处理技术应用于农业害虫监控，这种方法在对作物害虫诊断检测时对作物无伤、不影响正常生产，而且不受主观因素的影响、精确、速度快。这有助于人们快速采取防治措施，合理施药，在保护环境的同时，也能提高经济效益。鉴于此，本文利用图像处理技术对温室作物害虫进行检测

与识别，为虫害的监测与预警提供支持，为及时采取正确的防治措施提供重要的依据。

1.2 国内外研究现状

害虫的分类识别与计数研究，国内外已有长时间的研究，不同研究者针对自己研究的害虫目标与环境尝试了不同监测方法，取得了一定的成果。为解决传统方法存在诸多弊端，虫害机器监测和检测识别技术的研究得到越来越多的关注，目前在声特征检测法、雷达观测法、图像识别法以及光谱监测法等方面取得了较明显的进展^[8]。目前，在这三种方法上，中外学者关于虫害机器视觉监测的主要研究技术方向有：

(1) 声特征检测法：利用拾音器获取声音信号，经过信号放大和滤波降噪优化后，再去除环境噪声信号得到害虫的声特征信号，利用声频谱估计害虫的种别和数量级。声信号特征检测在微电子设备及计算技术的推动下，由最初在小容器谷物样品中钻蛀监测发展到实仓多点监测储粮害虫系统，实现了害虫监测适用范围的扩大与检测准确度的提高^[9, 10]。局限性是害虫声信号微弱或者外界环境干扰较强时，声特征监测法就难以发挥作用，所以目前多用于害虫声信号较强或者安静环境下的害虫监测。

(2) 雷达观测法：主要用于检测迁飞型害虫。雷达运用电磁波进行目标的探测和测距，水既是良好的电磁波反射体，也是害虫体内的主要组成物质，这使得害虫能被雷达探测和分析，获得害虫迁飞的动态信息。从 1949 年美国利用雷达检测到害虫，雷达监测开始进入研究者视线，我国的雷达昆虫学研究始于 1986，随后研究者在害虫发生的广大区域建立雷达监测网，实现大范围多对象系统的空间和时间的连续监测^[11]。局限性是长期监测消耗资源大，对于掩蔽性的田间害虫，雷达观测法并不适用。

(3) 图像识别法：害虫图像识别法是利用拍照设备获取害虫图像，运用数字图像处理和模式识别技术，有效地识别害虫数量和种类，从而达到监测害虫及综合防治的目的。得益于计算机软硬件及成像设备性能的提升，图像识别法在害虫的机器视觉研究中迅速发展，其涉及昆虫学、图像处理、模式识别等理论^[12]。目前仍需要解决的问题是算法普适性较差（需要根据环境优化图像处理技术），时效性低，距离大范围实际应用还要一段距离。

由于智慧农业、精准农业的发展，人们越来越希望便捷、快速地掌握害虫动态

变化信息，这使得害虫的图像识别方法越来越受到关注与青睐。下面本文结合害虫图像识别方法的处理流程，重点分析国内外在害虫图像获取方法和图像识别分类技术的研究现状。

1.2.1 基于机器视觉的害虫图像获取方法研究现状及分析

在基于机器视觉的害虫监测过程中，害虫图像数据的有效采集是整个监测的基础。图像获取部分主要是机器视觉、光源、电源等，机器视觉可采用扫描仪、摄像机、相机或手机，光源可采用环形光源或多个光源对称进行部署，以获取无影图像，电源可采用有源电源或太阳能、蓄电池等^[13]。

早期受到成像设备的限制，对粘虫板诱捕的害虫在实验室环境下利用扫描仪获取害虫图像，这种方法获取的害虫图像成像环境稳定，操作简单。国外方面，Cho 等^[14]将一般的粘虫板（尺寸为 100mm×150mm）放置在由硬纸板支撑的凹形框架上，并且在粘虫板表面与扫描仪的玻璃面板之间有 1mm 的间隙，然后利用扫描仪扫描成像，获取害虫样本图像。Qiao 等^[15]将黄色粘虫板（尺寸为 18cm×13cm）放置在四周有 1.5cm 宽的硬纸板上，并保持与平板扫描仪的玻璃顶间距在 1.5~2mm，利用扫描仪扫描成像样本图像。国内方面，Chunlei 等^[16]将粘虫板（尺寸 15cm×10cm）放在高于番茄 10cm 处色诱害虫，并用 2mm 厚的纸板封装，然后利用 HP G3110 扫描仪扫描粘虫板，获得粘虫板图像。

随后利用相机获取害虫图像，这种方法可以不受限制地获取害虫图像，但拍照对环境有了一定要求，例如光照、焦距等。Murakami 等^[17]利用 Nikon 相机对自然环境下的黄瓜叶片上的蓟马进行拍照，获取的 RGB 图像分辨率为 413 万，相机与目标之间的间距是 5~10cm。Solis-Sánchez 等^[18]利用相机获取温室环境下粉虱粘虫板图像，通过形态学特征面积、偏心率等的聚类分析达到识别粉虱的目的，可以减少人工计数的时间和错误。国内方面，沈佐锐等^[19]采用了两种田间白粉虱图像获取方法，一种是用传统胶卷尼康相机加 3 片近摄镜头对目标进行拍照，另一种是利用 CCD 摄像机对目标摄像，而且拍照和摄像时间多选择在上午 10 点以前和下午 17 点之后，因为此时可以减少由于光线造成的阴影误差。邱白晶等^[20]将带有蚜虫的黄瓜叶片背面朝上放在白瓷盘中，采用索尼摄像机垂直拍摄图像，采用 G 分量阈值将蚜虫和非蚜虫区域分离开，并用距离变换和分水岭分割去除蚜虫黏连，计数准确率达到 96.2%。

随着成像硬件设备性能进一步的提高，逐渐形成一个设计自动监测设备获取

害虫图像的趋势，田间自动监测设备实现害虫图像获取、图像传输、图像处理、害虫识别，其中图像获取可采用相机、摄像机和手机等，图像传输主要通过 3G/4G 信号、无线局域网或者有线传输，图像处理可以在线处理或者后台服务器处理，害虫识别通过设计分类器建模、识别。自动监测设备主要有 2 种设计思路：

(1) 对诱捕的害虫拍照成像，上传图像数据到服务器，通过后台服务器图像处理程序实现害虫的自动识别与计数或者虫害专家通过屏幕人工判别害虫种类^[21-24]。

(2) 针对需要诱捕的害虫，利用特定的诱素诱捕害虫目标，对诱捕的目标利用传感器（如红外传感器）感知实现计数^[25]。

上述图像获取方法研究过程表明，随着成像设备的发展，基于机器视觉的害虫监测方法得到更多应用，由简单的图像拍摄发展为获取、传输、计数与识别一体化。为了更有效的检测害虫动态变化、及时预警，这就需要基于图像处理的害虫图像识别算法与之相匹配。

1.2.2 害虫图像识别与计数研究现状与分析

由于计算机硬件和成像设备性能的提升，基于图像处理的害虫识别被广泛研究。国外方面，Cho 等^[14]对获取的白粉虱、蓟马、蚜虫的黄色粘虫板图像提取颜色和形态特征，利用他们三者间的形态、颜色区别成功的进行了害虫识别。Martin and Thonnat 等^[26]为了从叶片背景上分割粉虱，提出一种基于自适应学习技术的调整最优参数的图像认知视觉方法。Solis Sánchez 等^[7]利用目标的几何形态特征（偏心率、面积等）从诱虫板上分割识别粉虱。Espinoza 等^[27]提出了一种基于图像处理和人工神经相结合的检测和识别温室环境下白粉虱、蓟马成虫的图像识别方法，对图像中的目标进行检测、分割、形态学和颜色属性估计，最后利用前馈多层人工神经网络实现识别分类。Ebrahimi 等^[28]利用目标大直径与小直径比值作为区域区域特征参数，以色相、饱和度和亮度作为颜色特征参数，设计了识别草莓蓟马的支持向量机（SVM）结构，平均识别错误率少于 2.25%。

国内方面，沈佐锐等^[19]对田间温室白粉虱图像采用 Jonannsen 基于熵的分割算法，对分割后的二值图像利用区域标记算法得到白粉虱数量，累积准确率为 91.99%。张建伟等^[29]利用麦田中诱集蚜虫图像通过图像分割与连通区域标记算法完成对黄板上蚜虫的自动计数。王志彬等^[30]利用 K-means 聚类对粉虱图像进行分割，使粉虱从背景图像中分离，然后利用基于最小二乘法的椭圆拟合方法对粉虱实现计数。

Sun 等^[31]提出了一个新颖的粉虱和蓟马计数算法，害虫图像预处理后，将诱捕的害虫作为噪声而二维傅里叶变换作为噪声收集器从而实现计数。

上述方法中，首先对害虫目标从背景图像中分割出来，然后再进行害虫的计数与识别^[32-34]。但是还存在以下问题亟待解决：1) 田间实际拍照如何提取小目标害虫区域，目前图像分割时较早多采用确定阈值，近年来的研究在图像简单预处理的基础上与其它方法（比如 K-means）相结合进行分割，这使得害虫图像分割算法对拍照环境要求较敏感或者对算法的初始参数设置有一定的要求；2) 大多数算法主要是针对一种害虫，生产上诱虫板通常会诱集两种以上的害虫，例如在本试验中主要就有蓟马和粉虱两种害虫，分类识别和计数是精准防治的必然要求。因而，如何提升识别的鲁棒性和准确性，是基于机器视觉的图像识别的一个重要发展方向。

1.3 论文研究内容和技术路线

1.3.1 论文研究主要内容

本研究以黄瓜温室环境中粉虱和蓟马诱虫板图像为实验材料，利用图像处理技术对温室作物虫害进行检测与识别，为虫害的监测与预警提供支持、及时采取正确的防治措施提供重要的依据。本文的主要研究内容如下：

(1) 黄瓜温室环境中粉虱和蓟马成虫诱虫板图像的获取装置。在温室环境下，采集了北京市小汤山国家精准农业研究示范基地中的黄瓜大棚中粉虱和蓟马图像。本文采用本课题组自主设计的田间自动害虫监测拍照设备来获取害虫图像，设备自上而下分别是太阳能板、诱虫板与安卓手机拍照盒、20000mAh 的蓄电池箱，并开发了基于 Android 系统的害虫监测软件实现定时（单位为分钟）拍照、通过移动网络上传照片到后台服务器的功能，本试验设定 2 小时拍照一次。

(2) 研究了害虫图像的预处理与目标分割提取。为了获得更好目标分割提取效果，前期的害虫图像预处理也十分重要，使用了灰度变换、中值滤波平滑、颜色空间变化等图像预处理方法。利用边缘检测算法来进行目标边缘检测，利用 prewitt 算子在 HSI 的 I 分量二值图像进行单头害虫边缘检测，利用 canny 算子在 L*a*b* 的 b 分量二值图像进行单头害虫边缘分割，最后融合这两幅二值图像完成单头害虫区域的提取。

(3) 研究了特征提取和利用支持向量机识别害虫。根据研究对象蓟马和粉虱，从形态到颜色、纹理等特征提取出发，本文选取了害虫的 9 个颜色特征（分别为

HSV 颜色空间、HSI 颜色空间、L*a*b*颜色空间各分量的一阶矩)、5 个形态特征(面积、相对面积、周长、复杂度、占空比)共 14 项特征作为表征黄瓜虫害的特征参数，并对特征值进行归一化处理。构建特征输入向量，利用支持向量机进行训练建立学习模型，对预测图像利用模型进行分类识别。

(4) 针对害虫识别系统适用性，本文作了自动监测装置参数和图像参数的规范标准的初步探索研究，对影响图像采集质量的参数进行探讨，确定最佳的自动监测装置参数与图片参数。对于存在的光照问题，本文选择通过硬件装置参数优化和图像处理算法降低光照的影响。

(5) 利用 MATLAB 和 Microsoft Visual Studio 2010 软件开发了农业害虫识别与计数系统。系统包含了模型构建、害虫识别、系统实现三部分，分别实现建立害虫识别分类模型、对预测图像进行识别分类预测、对自动监测装置传出图像数据识别实现。

1.3.2 论文技术路线

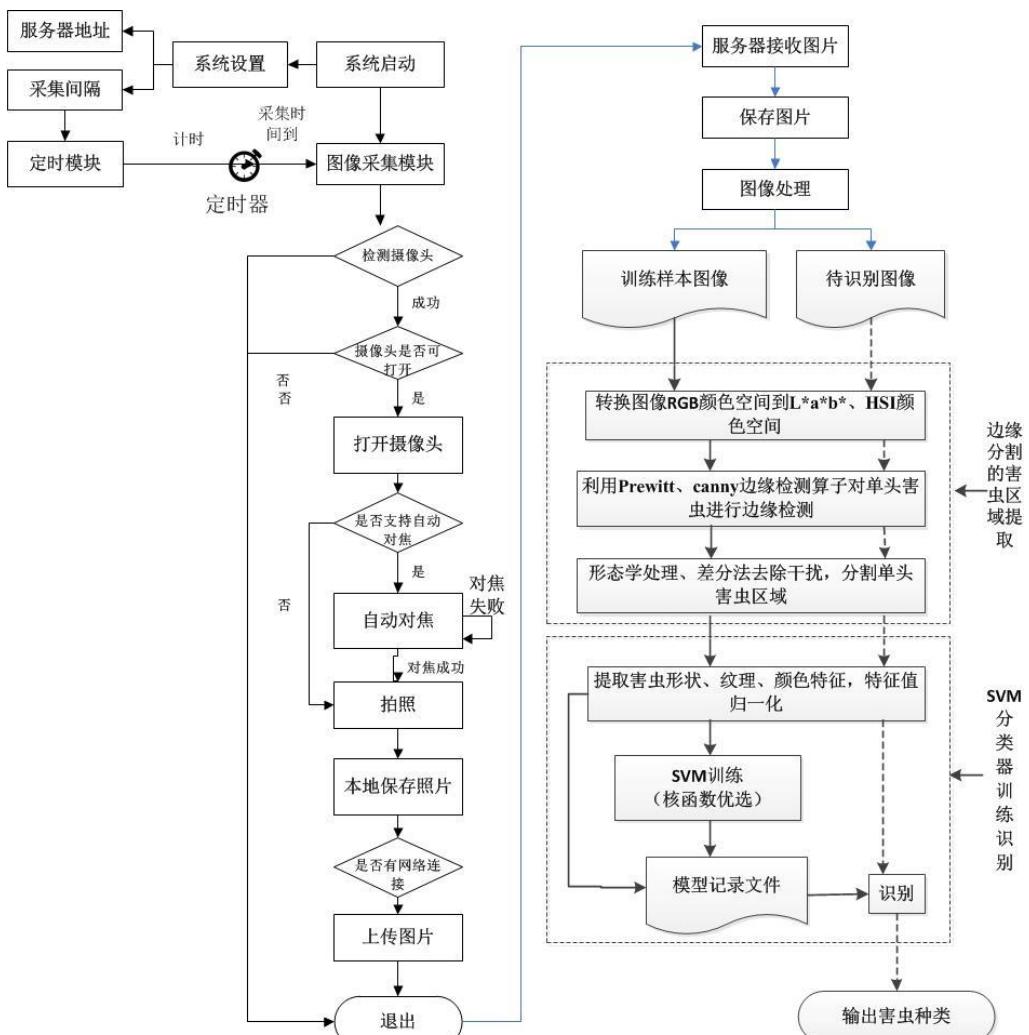


图 1-1 害虫图像获取、目标分割与识别流程图

Fig.1-1 Schematic flow of image acquisition, target segmentation and species identification

1.4 论文组织结构

本文共有六个章节，各个章节的主要内容如下：

第一章，引言。介绍了温室害虫利用图像识别的研究背景，详细阐述了国内外在基于机器视觉的害虫图像获取方法和图像识别分类与计数技术的研究现状及分析。

第二章，害虫图像预处理与目标分割提取。介绍了害虫图像采集装置系统，包括装置安放、图像拍摄、图像传输等。图像预处理，使用了灰度变换、中值滤波平滑、颜色空间变化等。分析了目标分割方法，设计了基于 prewitt 算子、canny 算子的害虫目标分割提取算法。

第三章，利用支持向量机识别害虫。提取害虫目标特征，本文选取了害虫的9个颜色特征（分别为HSV颜色空间、HSI颜色空间、L*a*b*颜色空间各分量的一阶矩）、5个形态特征（面积、相对面积、周长、复杂度、占空比）共14项特征作为表征温室虫害的特征参数。特征向量处理，主要对特征值进行归一化处理。支持向量机训练建模与识别，构建特征输入向量，利用支持向量机进行训练建立学习模型，对预测图像利用模型进行分类识别。

第四章，自动监测装置参数和图像参数的规范标准研究。分析了当前常见的图像数据类型，权衡后选择可见光图像用于后面的图像处理算法。分析光照变化对害虫图像的影响，不仅影响图像预处理过程，而且也影响识别效果。对于存在的光照问题，选择通过硬件装置参数优化和图像处理算法降低光照的影响。针对害虫识别系统适用性，本文作了自动监测装置参数和图像参数的规范标准。

第五章，害虫识别分类的应用研究。自动监测装置硬件设计，分析了装置的诱捕部分、图像采集部分、处理控制部分、供电部分等。系统软件设计，包含了模型构建、害虫识别、监听三部分。装置性能分析，主要分析装置供电持续拍摄性能。

第六章，总结与展望。总结了本文的研究成果以及相关结论，展望本文存在的改进方向和未来害虫识别计数的发展趋势。

第二章 害虫图像采集、预处理及目标分割提取

运用图像处理监测害虫种类与数量变化，首先是获取害虫图像，设计了害虫图像采集系统。为了消除在原图像获取过程中受到成像环境的影响而产生的噪声，另外为了获得更好图像处理效果需要进行图像预处理。对预处理后的图像利用边缘检测算子进行害虫目标边缘分割与提取。

2.1 害虫图像采集系统

2.1.1 图像识别研究对象：粉虱与蓟马

温室粉虱和蓟马成虫主要识别特征^[35, 36]如表 2-1 所示，整体上温室内粉虱和蓟马虫体较小、体长差异不显著，主要在颜色上存在差异，对黄色有趋性。

表 2-1 温室粉虱和蓟马成虫主要识别特征

Table 2-1 Main feature of adult whitefly and thrip in greenhouse

主要 特征		
	粉虱 Whitefly	蓟马 Thrip
颜色	体淡黄色，翅面有白色蜡粉， 外观呈白色	体黄色，复眼稍突出，外观褐色
形态	长 0.85~0.91mm，停息时双 翅合成屋脊状，翅端半圆形	头近方形，长 1.0~1.1mm，腹部 扁长，虫体狭长

2.1.2 自动监测设备及害虫监测软件

试验在北京市小汤山国家精准农业研究示范基地温室环境下进行，采集了黄瓜大棚中粉虱和蓟马图像。采用本课题组自主设计的田间自动害虫监测拍照设备来获取害虫图像，自动拍照设备置于两垄黄瓜作物中间，与黄瓜茎秆距离为 30cm。设备利用高效信息素诱虫板（30cm×15cm）诱捕害虫，用安卓手机拍照（分辨率为

3008×2000), 摄像头与诱虫板间距为 27cm, 摄像头与诱虫板垂直。拍摄图像时, 相机设置为自动调节焦距和光圈, 自动白平衡。温室为不加热型温室, 覆盖材料为聚乙烯塑料薄膜, 温室为南北走向, 北部是砖墙, 东西部各有一个小窗, 温室面积为 50m×7 m。黄瓜生长的前期每隔 7d 更换一次诱虫板, 中后期由于虫子数量的快速增加, 每隔 3d 更换一次诱虫板。设备及获取的高效信息素诱虫板局部图像如图 2-1 所示。自动监测设备如图 2-1 (a) 所示, 设备自上而下分别是太阳能板、诱虫板与拍照盒、20000mAh 的蓄电池箱。

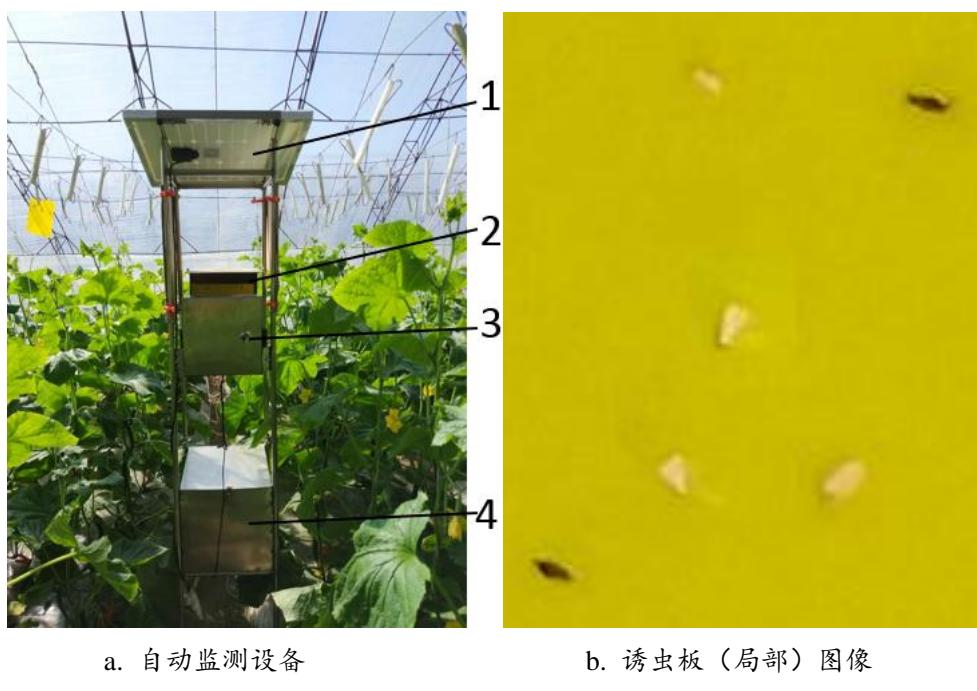


图 2-1 自动监测设备及诱虫板（局部）图像

Fig.2-1 Auto monitoring device and trap board (local) image

开发了基于 Android 系统的害虫监测软件实现定时 (单位为分钟, 本试验设定 2 小时拍照一次) 拍照, 软件系统界面图如图 2-2 所示。利用 GPRS/2G/3G/4G 移动无线网络拍照后即刻上传图像, 自动上传到远端的后台服务器, 可随时远程监测温室害虫动态变化情况, 记录每天采集数据, 形成虫害数据库。



图 2-2 基于 Android 系统的害虫监测软件

Fig.2-2 Pest monitoring software based on Android system

2.2 颜色模型转换与选取

颜色模型是三维颜色空间中的一个可见光子集，它包含某个颜色域的所有颜色^[37]。常用的彩色图像模型主要有两种，一种是面向硬件设备的彩色图像模型，另一种是面向视觉感知的彩色图像模型^[38]。常用的颜色模型主要有 RGB、HSV、NTSC、YCbCr、HSI 等^[39]。在实际图像处理过程中，由于不同的颜色模型对目标图像和背景图像的色彩表征不同使得颜色模型的选取对后期图像分割有显著的影响。

2.2.1 颜色模型转换

本文根据害虫图像特点，主要使用了 RGB、HSV、HSI、L*a*b*颜色模型，下面将详细介绍这四种颜色模型以及模型间的相互转换。

(1) RGB 颜色模型：

RGB 颜色模型采用 CIE 规定的三原色红色 (Red)、绿色 (Green)、蓝色(Blue)组成，任何一种颜色都可以通过这三种颜色以不同的百分比混合而成，目前成像设备得到的原始图像大多是 RGB 颜色空间下的彩色图像。用三原色英文字母大写表示这种颜色模型，图像中的每个像素都以 (R, G, B) 表示，每种颜色用 8 位表示，各颜色分量的灰度级变化范围为从 0 到 255，共 256 级，即 RGB 颜色模型可以表示 $2^8 \times 2^8 \times 2^8 = 16777216 \approx 16770$ 万种颜色。

用 RGB 颜色模型的 R、G、B 三种颜色的组合可以表示所有的颜色，表达式

如式 2-1:

$$C(\lambda) = (R, G, B) = RR + GG + BB \quad (2-1)$$

其中 R 、 G 和 B 的值在 0 到 1 的范围内赋值， R 、 G 、 B 为单位向量。

RGB 颜色模型基于笛卡尔坐标系统来表示，颜色模型立体图如图 2-3 所示。立体模型的 3 个坐标轴分别为红、绿、蓝，这个立体空间中的任意一点都是由这三个分量亮度值组成，亮度值限定在 $[0,1]$ 区间^[40]。如图所示，此时原点表示纯黑色，立方体上对应的是其它各个颜色。

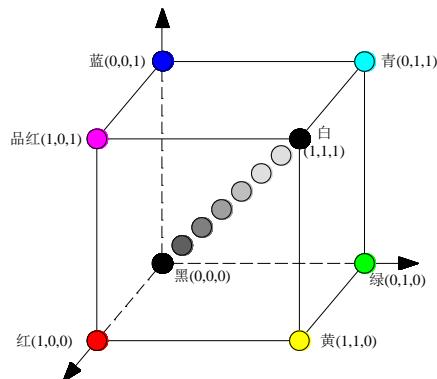


图 2-3 RGB 颜色空间立体图

Fig.2-3 RGB color space stereogram

(2) L*a*b*颜色模型

$L^*a^*b^*$ 颜色模型是国际照明协会指定的最完备的颜色模型，它描述了所有对人眼可见的颜色，被用做一种与设备（显示器或相机）不相关的参考模型^[41]。1976 年，经修改后被正式命名为 CIE Lab^[42]。在 $L^*a^*b^*$ 颜色模型中，亮度分量 L 在纯黑到纯白范围变动，颜色分量 a 在红色和绿色范围内变动，颜色分量 b 在黄色到蓝色范围内变动^[43]。 $L^*a^*b^*$ 颜色模型立体图如图 2-4 所示：

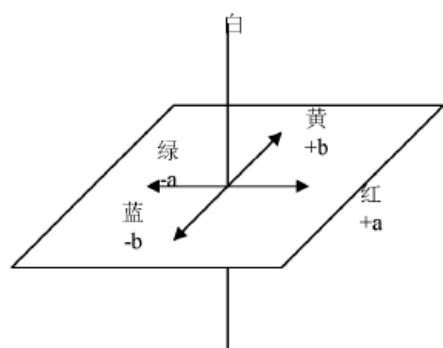


Fig.2-4 $L^*a^*b^*$ color space stereogram

RGB 颜色空间需要借助 XYZ 颜色空间才能转到 L*a*b*颜色空间，转换公式如下^[44]：

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2.7689 & 1.7518 & 1.1302 \\ 1.0000 & 4.5907 & 0.0601 \\ 0.0000 & 0.0565 & 5.5943 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (2-2)$$

$$L^* = \begin{cases} 116f(Y/Y_0)^{1/3} - 16, & Y/Y_0 > 0.008856 \\ 903.3f(Y/Y_0)^{1/3}, & Y/Y_0 \leq 0.008856 \end{cases} \quad (2-3)$$

$$a^* = 500 \left[f\left(\frac{X}{X_0}\right) - f\left(\frac{Y}{Y_0}\right) \right] \quad (2-4)$$

$$b^* = 200 \left[f\left(\frac{Y}{Y_0}\right) - f\left(\frac{Z}{Z_0}\right) \right] \quad (2-5)$$

式中

$$f(t) = \begin{cases} t^{1/3}, & t > 0.008856 \\ 7.787t + \frac{16}{116}, & t \leq 0.008856 \end{cases} \quad (2-6)$$

其中 X_0 、 Y_0 、 Z_0 分别表示 X 、 Y 、 Z 对应的参考白点， t 表示 X 、 Y 、 Z 和各自对应的参考白点的比值。

(3) HSI 颜色模型

HSI 颜色模型基于人的视觉系统，利用色调 H 和饱和度 S 表示颜色信息，亮度 I 则与颜色信息无关^[37]。HSI 颜色模型可以用圆锥空间模型来描述，虽然圆锥模型复杂，但是通过圆锥模型可以 H 、 S 和 I 的相互关系及变化表现透彻，图 2-3 展示的是 HSI 颜色模型的立体图：

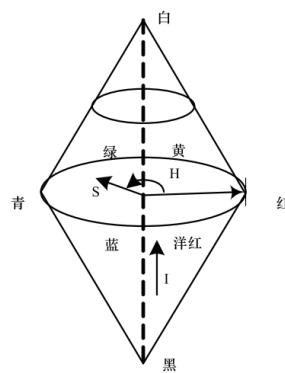


图 2-5 HSI 颜色空间立体图

Fig.2-5 HSI color space stereogram

拍照设备获取的害虫原始图像是 RGB 颜色空间，需要转换到 HSI 颜色空间，转换公式如下：

$$H = \begin{cases} \theta & B \leq G \\ 360 - \theta, & B > G \end{cases} \quad (2-7)$$

$$S = 1 - \frac{3}{R + G + B} [\min(R, G, B)] \quad (2-8)$$

$$I = \frac{1}{3}(R + G + B) \quad (2-9)$$

式中

$$\theta = \cos^{-1} \left\{ \frac{0.5[(R - G) + (R - B)]}{[(R - G)^2 + (R - B)(G - B)]^{1/2}} \right\} \quad (2-10)$$

(4) HSV 颜色模型

HSV 是用色调 (Hue)、饱和度 (Saturation) 和亮度 (Value) 描述颜色空间，三维表示从 RGB 立方体演化而来，如图 2-6 所示。色调 H 用一角度量来表示所处的光谱颜色的位置，红、绿、蓝分别相隔 120° 。饱和度 S 范围从 0 到 1，纯色饱和度最高 $S=1$ ， $S=0$ 时，只有灰度。亮度 V 范围从 0 到 1，和光强度之间并没有直接的联系。

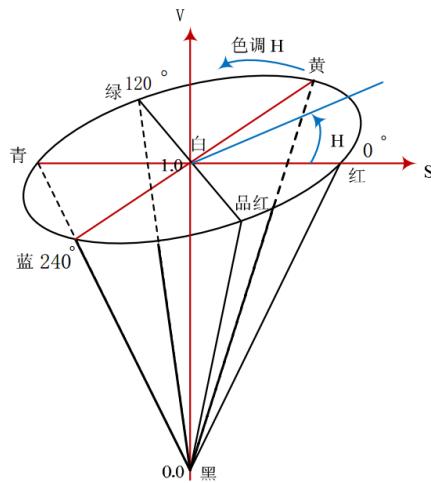


图 2-6 HSV 颜色空间立体图

Fig.2-6 HSV color space stereogram

从 RGB 转化到 HSV 的转换公式如下：

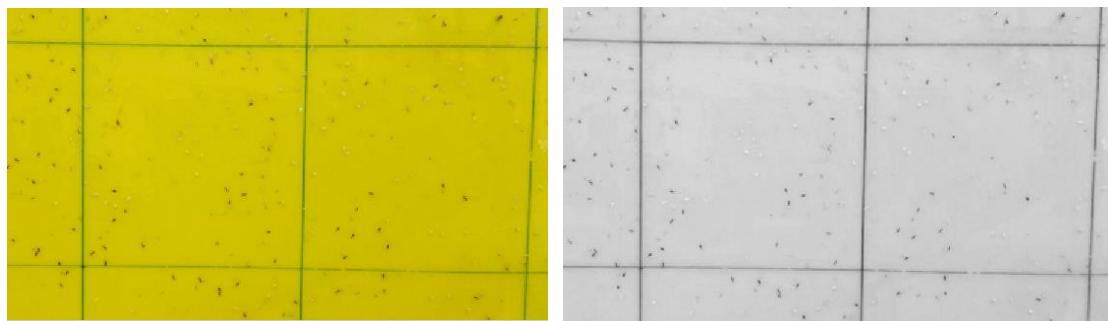
$$V = \max\{R, G, B\} \quad (2-11)$$

$$S = \begin{cases} 0 & V = 0 \\ (V - \min\{R, G, B\})/V, & V \neq 0 \end{cases} \quad (2-12)$$

$$H = \begin{cases} 1 + \frac{G - B}{V - \min\{G, B\}}, & S \neq 0 \ \text{且} \ V = R \\ 3 + \frac{B - R}{\min\{B, R\}}, & S \neq 0 \ \text{且} \ V = G \\ 5 + \frac{R - G}{\min\{R, G\}}, & S \neq 0 \ \text{且} \ V = B \end{cases} \quad (2-13)$$

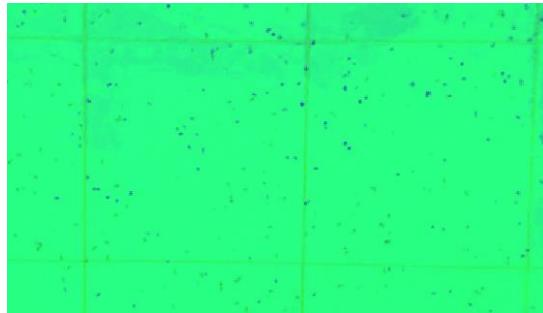
2.2.2 不同颜色空间下的害虫图像

图像边缘检测常用于提取图像目标特征，图像的边缘存在于目标与背景、目标与目标、区域与区域、基元与基元之间^[45]。粘虫板原始图像为 RGB 图像，由害虫区域和背景区域组成，需要首先将害虫目标区域从图像中分割出来，以便进行有效特征参数的提取。边缘检测借助目标边缘的灰度值突变特点，达到检测目标边界目的。为增强边缘检测的效果，需要加强目标与背景的对比性。



a. 原始图像（RGB 颜色空间图像）

b. RGB 颜色空间 R 分量图像



c. HSI 颜色空间图像



d. HSI 颜色空间 I 分量图像



e. L*a*b*颜色空间图像



f. L*a*b*颜色空间 b 分量图像

图 2-7 不同颜色空间下的害虫粘虫板（局部）图像

Fig.2-7 Trap board (local) image in different color space

不同颜色空间下的害虫粘虫板（局部）图像，如图 2-7 所示，其中的三个分量图像均是所对应颜色空间对比性最好的分量二值图像。本文后期的图像基于边缘

检测的图像分割算法是利用各颜色空间的某一分量二值图像进行边缘检测，由于 HSI 颜色空间的亮度 I 分量与颜色无关和 L*a*b*颜色空间的 b 分量在黄色到蓝色范围内变动的特性，由上图可见会与粘虫板图像的黄色背景形成较强的对比性，这有助于进行害虫边缘检测。

2.3 图像增强

为了提升图像分析、处理效果，需要对图像进行增强，提高图像质量和辨识度。图像增强技术一般通过对图像的某些特征进行突出或增强，从而图像的有用信息得以体现，提高图像的使用价值^[38]。在害虫粘虫板图像拍摄过程中，受到拍照环境的影响，可能受到的各种畸变、噪声的影响使害虫边缘呈现噪点、假边缘等，图像增强的目的就是去除这些影响使得图像更接近于原始图像，使后面的边缘检测和图像分割取得更好的效果。

经过颜色空间选取得到的 HSI 颜色空间的 I 分量灰度图像和 L*a*b*颜色空间的 b 分量灰度图像的灰度值大部分集中在一个小范围区域内，给图像的边缘检测带来一定影响，需要通过一定的方法将灰度拉伸到整个范围，才能有更清晰、更精准的边缘信息。本文将主要利用两种方法，直方图均衡增强与灰度拉伸。这两种方法的原理都是基于图像直方图，对整个图像整帧像素进行改造，以改善原图像的特性^[46]。

2.3.1 直方图均衡化增强

图像灰度直方图表示的是图像中各个灰度值及其出现频率，横轴是像素的灰度级，纵轴是该处灰度级整体出现的像素点数。图像光照不充足时，像素主要集中在直方图的左端（即灰度级比较低处）；图像光照充足时，像素主要集中在直方图的右侧（即灰度级比较高处）；图像对比度较差时，像素主要集中在直方图中间段（即等灰度级处）；图像对比度较好时，像素均匀分布。

灰度直方图均衡化实现步骤：

- 1) 计算给定原图像的直方图概率密度函数 $P_r(r)$ ；
- 2) 对原图像的统计直方图利用累积分布函数做变换，得到新的图像灰度。
- 3) 将旧灰度进行相似处理，产生新灰度，同时合并每个灰度值相等或相似的灰度直方图，得到 $P_s(s)$ 。

2.3.2 灰度拉伸

灰度拉伸属于线性点运算的一种，也称对比度拉伸，它拓展图像的直方图。本文使用的是全等级直方图拉伸，使其充满整个灰度级范围内。整个灰度级的直方图灰度拉伸的步骤是：

- 1) 计算最大灰度级 $A = \max[f(x, y)]$, 最小灰度级 $B = \min[f(x, y)]$, 其中 $f(x, y)$ 为输入图像;
- 2) 灰度变换, 公式 $g(x, y) = (f(x, y) - B) / (A - B)$, $g(x, y)$ 为拉伸后的图像。

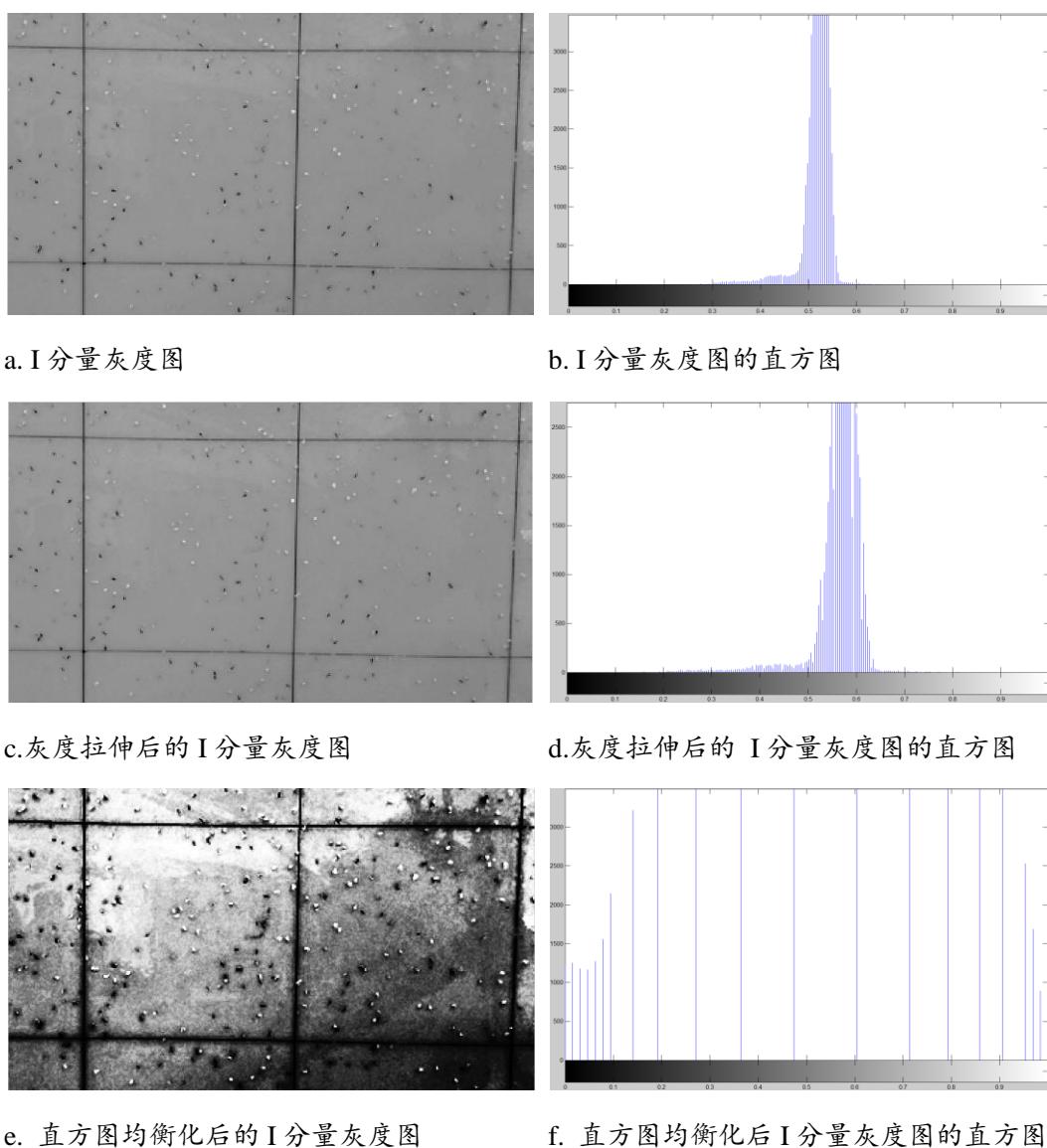


图 2-8 I 分量灰度图及其直方图

Fig.2-8 Gray scale and histogram of I component

图 2-8 所示的是经过灰度均衡化处理后的 I 分量灰度图及其直方图。对比发现

直方图均衡化处理后的图 2-8 (e) 相对于图 2-8 (a) 对比性更高, 但是存在 2 点不足: 一是处理后的图像灰度级减少, 导致细节减少, 可见害虫边缘变动模糊而且害虫区域明显变大; 二是原图像本身具有高峰, 处理后其对比度产生不自然的过分增强, 出现过亮或过暗现象, 达不到图像增强的目的。灰度拉伸后的图 2-8 (c) 相较于图 2-8 (a) 视觉上变得简洁, 观察它们对应的直方图发现, 灰度拉伸后的直方图相较于原图像的直方图高峰不那么集中, 即像素均匀分布。通过上文分析, 图像直方图的一个特点——图像对比度较好时, 像素均匀分布, 可见达到了图像增强的目的。

2.4 害虫图像目标的分割与提取

目标的分割与提取是数字图像处理、模式识别和人工智能等智能领域中一个重要且困难的课题, 是计算机视觉技术中首要的关键步骤^[38]。通常人们习惯把一张图像分为两大部分, 即感兴趣的前景部分与剩下的背景区域。从 20 世纪 60 年代图像分割研究的出现, 至今研究工作者已经提出了数以千计的图像分割算法, 绝大多数算法是针对具体问题提出, 目前还没有一种适用于所有图像的分割算法。

2.4.1 图像分割方法

机器视觉的图像理解是建立在图像目标分割的基础上, 有以下四类图像分割方法:

(1) 基于阈值分割技术: 核心是阈值的选取, 一般借助于直方图来选取, 常见的阈值分割方法有全局阈值处理、最大类间方差法 (Otsu 方法) 和模糊阈值分割。全局阈值可以通过全局的信息, 利用整个图像的灰度直方图, 选取直方图中波谷点处的灰度值作为全局阈值。最大类间方差法对灰度直方图利用最小二乘法原理将灰度值分为两部分, 实现在统计意义上的最佳分割。模糊阈值分割的原理是先将图像看作一个模糊阵列, 通过计算图像的模糊率或模糊熵来确定阈值。

(2) 基于区域分割技术: 主要有分水岭分割法和区域生长法。区域生长的思想是集合具有类似特征的像素形成初始区域, 然后继续将与初始区域具有相似性质的像素或区域归并到一起, 逐渐增大区域, 直至没有其他可以归并的点或其他小区域为止。分水岭分割法, 将图像类比地形图, 按灰度值大小对应地形的高度值, 局部低洼处形成盆地, 盆地之间的山脊称为分水岭。

(3) 基于边缘的分割技术：常用的边缘检测算子有 Prewitt 边缘检测算子、Roberts 边缘检测算子、Canny 边缘检测算子、Log 边缘检测算子等，利用这些算子作为模板检测目标边缘。

(4) 基于特定理论的分割技术：随着形态学理论、神经网络、模糊集理论、小波理论、统计学理论等特定理论在图像分割中的应用，产生了很多新方法和新思路^[47]。其中 *K-means* 聚类、模糊 *C-means* 聚类算法是应用比较多的基于聚类分析的分割算法。

2.4.2 基于边缘检测的害虫目标分割

实际中的图像由于物体和背景组合在一起，存在噪声的干扰、难以准确识别，所以在数字图像处理技术中，边缘检测是一个关键又难以处理的步骤^[48]。本文主要研究了常用的 Sobel 算子、Prewitt 算子、Roberts 算子和 Canny 算子四种检测方法，对比分析这四种算子的对害虫图像的目标检测效果。

1. Roberts 算子：对于离散的图像 $f(x, y)$ ，Roberts 算子的梯度算子通过利用图像的垂直和水平差分来逼近，即：

$$\nabla f = (f(x, y) - f(x - 1, y), f(x, y) - f(x, y - 1)) \quad (2-11)$$

Roberts 算子由下面两个模板组成：

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} \quad \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix}$$

在进行边缘检测时，先计算各像素的梯度 ∇f ，再求绝对值，最后进行阈值操作，Roberts 算子的实现公式是：

$$R(i, j) = \sqrt{[f(i, j) - f(i + 1, j + 1)]^2 + [f(i, j + 1) - f(i + 1, j)]^2} \quad (2-12)$$

式中， $f(i, j)$ 为图像中像素点 (i, j) 处的灰度值，选择适宜阈值 T ，若 $R(i, j) > T$ ，则点 (i, j) 为边缘阶跃点。

2. Prewitt 算子：在图像空间利用水平和垂直方向模板与图像进行卷积来完成边缘检测，其模板为：

$$\begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$$

图像中的每个点 (x, y) 利用如上两个模板进行卷积，求出其中较大的一个作为点 (x, y) 的梯度值，Prewitt 算子求梯度值 $M(x, y)$ 的公式为：

$$G_x = \{f(x+1, y-1) + f(x+1, y) + f(x+1, y+1)\} - \{f(x-1, y-1) + f(x, y-1) + f(x+1, y-1)\} \quad (2-13)$$

$$G_y = \{f(x-1, y+1) + f(x, y+1) + f(x+1, y+1)\} - \{f(x-1, y-1) + f(x, y-1) + f(x+1, y-1)\} \quad (2-14)$$

求出 $M(x, y)$ 后，设定常数 T，当 $M(x, y) > T$ 时，标记该点 (x, y) 为边界点。

3. Sobel 算子：Sobel 算子的模板与 Prewitt 算子模板都是 3×3 ，即为：

$$\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

Sobel 算子利用上述水平、垂直的两个算子，各逼近一个偏导数，梯度幅值计算公式为：

$$|\nabla f(x, y)| = [((f(x, y) - f(x+1, y+1))^2 + (f(x+1, y) - f(x, y+1))^2]^{1/2} \quad (2-15)$$

4. Canny 算子：Canny 算子边缘提取的思路是，首先利用高斯滤波器对目标图像进行平滑滤波，其次利用非极大值抑制技术对平滑后的图像进行操作，最后得到边缘信息^[49]。计算平滑后的数据矩阵 $f(i, j)$ 的梯度幅值和方向公式分别为：

$$M(i, j) = \sqrt{D_x^2 + D_y^2} \quad (2-16)$$

$$\theta(i, j) = \arctan\left(\frac{D_x(i, j)}{D_y(i, j)}\right) \quad (2-17)$$

其中水平方向的差分算子 $D_x(i, j) = (f(i, j+1) - f(i, j)) + (f(i+1, j+1) - f(i+1, j))/2$ ，垂直方向的差分算子 $D_y(i, j) = (f(i, j) - f(i+1, j)) + (f(i, j+1) - f(i+1, j+1))/2$ 。

本文通过四种经典边缘检测算子 Prewitt、Sobel、Roberts、Canny 对害虫目标图像进行边缘检测，图 2-9 害虫目标图像在 HSI 的 I 分量二值图像边缘检测、图 2-10 害虫目标图像在 L*a*b* 的 b 分量二值图像边缘检测。

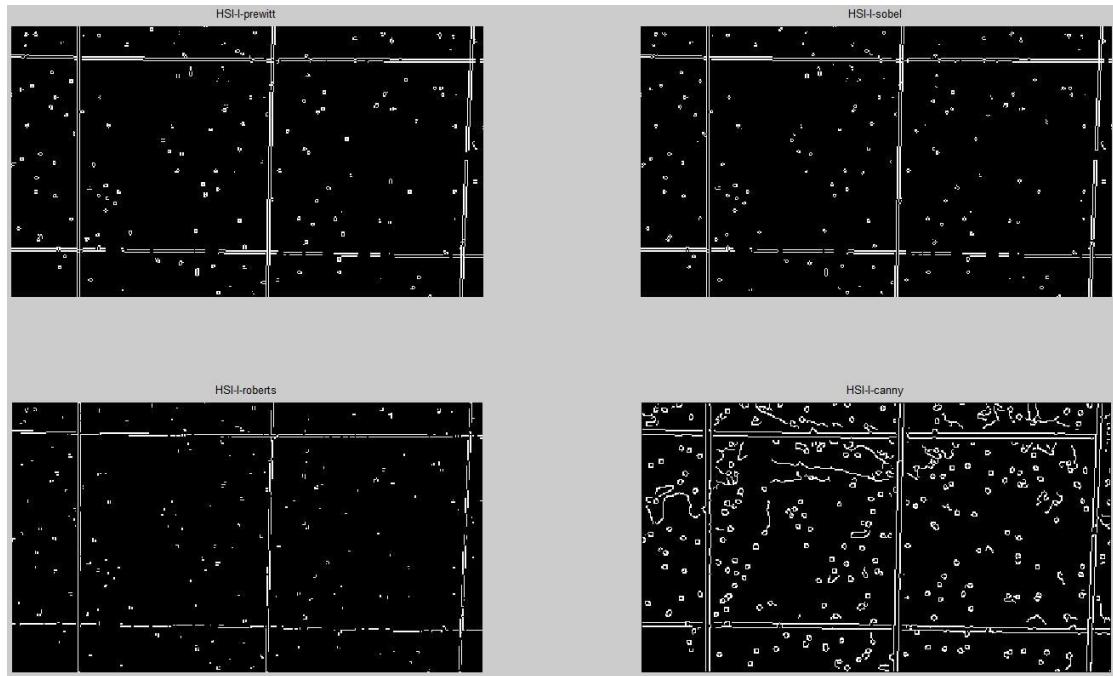


图 2-9 害虫目标图像在 HSI 的 I 分量二值图像边缘检测

Fig.2-9 Edge detection of pest target image based on the I component of HSI

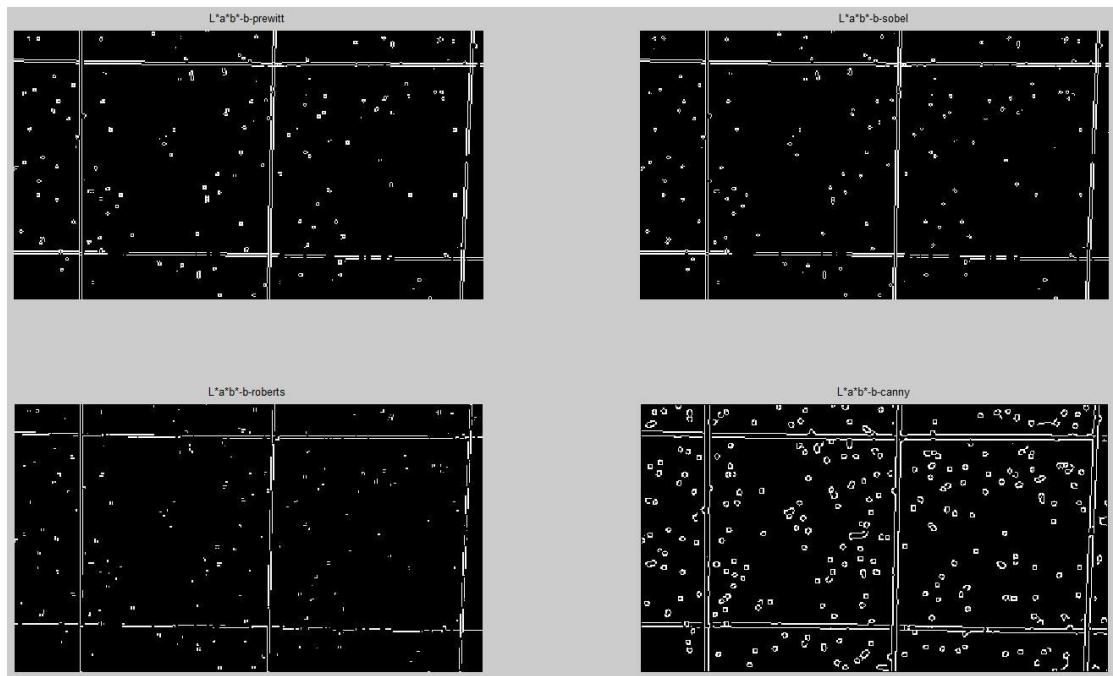


图 2-10 害虫目标图像在 $L^*a^*b^*$ 的 b 分量二值图像边缘检测

Fig.2-10 Edge detection of pest target image based on the b component of $L^*a^*b^*$

Prewitt 和 Sobel 两个算子检测出的边缘效果类似，具有平滑作用，能滤除噪声，去掉部分伪边缘，如图 2-9 所示 HSI 颜色空间 I 分量的二值图像的边缘检测在

这 2 个算子上的表现差不多，但相较其它两种表现更好；Roberts 算子简单直观，在图像噪声少时，检测结果还是相当可以的，但是对噪声敏感，在本文噪声较多的情况下边缘检测效果不理想；Canny 算子能够检测较为完整的、连续的边缘信息，主要是因为它进行了“非极大值抑制”和形态学连接操作的结果^[50]，由图 2-10 可以看出害虫目标图像利用 canny 算子在 L*a*b* 的 b 分量二值图像单头害虫边缘检测效果较好。

综上所述，本文害虫目标图像利用 prewitt 算子、canny 算子分别在 HSI 的 I 分量二值图像、L*a*b* 的 b 分量二值图像进行单头害虫边缘检测。

2.4.3 害虫目标提取

边缘检测之后图像存在一些干扰，先进行图像膨胀处理，利用差分法去除由于为了方便人工计数而设计的网格线、文字等，然后对图像进行空洞填充，最后对图像腐蚀处理得到单头害虫目标区域图像。将基于 L*a*b* 的 b 分量、HSI 的 I 分量的单头害虫目标区域提取的二值图像进行融合，融合是为了最小化因图像处理而造成害虫的漏取，得到最终单头害虫区域提取二值图像，如图 2-11。

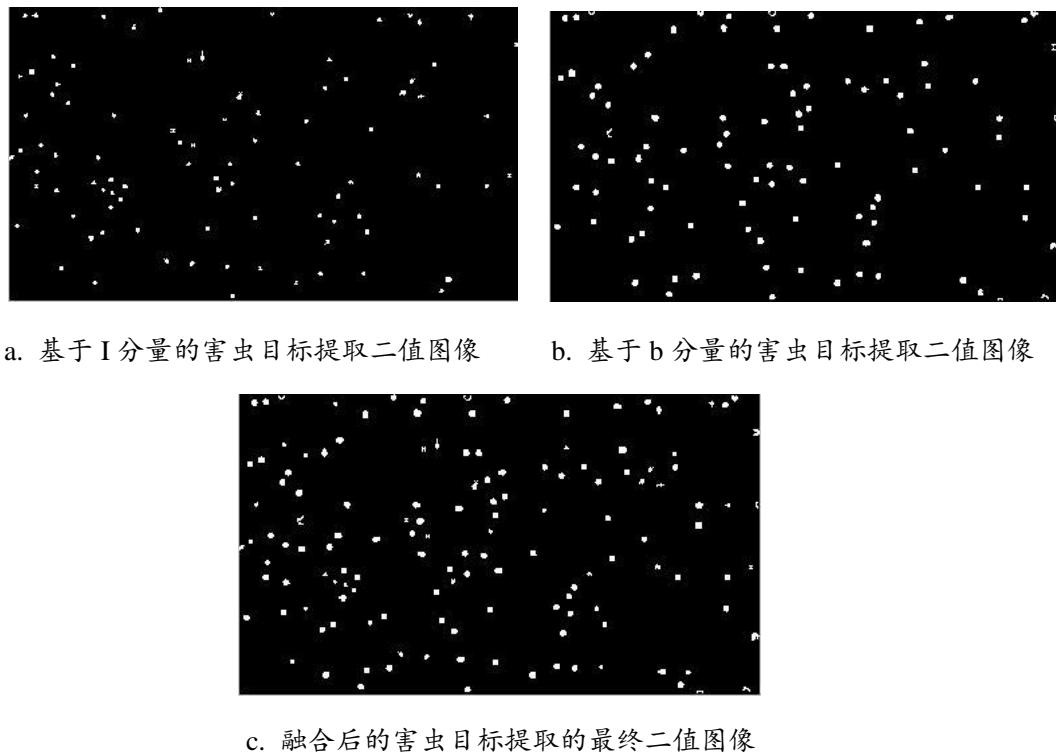


图 2-11 害虫目标提取的二值图像

Fig.2-11 Pest target extraction of binary images

2.4.4 分割算法分析

为了说明本文算法的有效性，采用灰度图像的自动阈值分割（OTSU）算法、基于 K 均值的图像算法与本文基于 prewitt、canny 算子的边缘分割的效果进行对比。其中，借助于图像的颜色、纹理等特征信息，K 均值算法较好的体现了图像局部与整体的信息，是目前研究较多的方法之一^[51-54]。

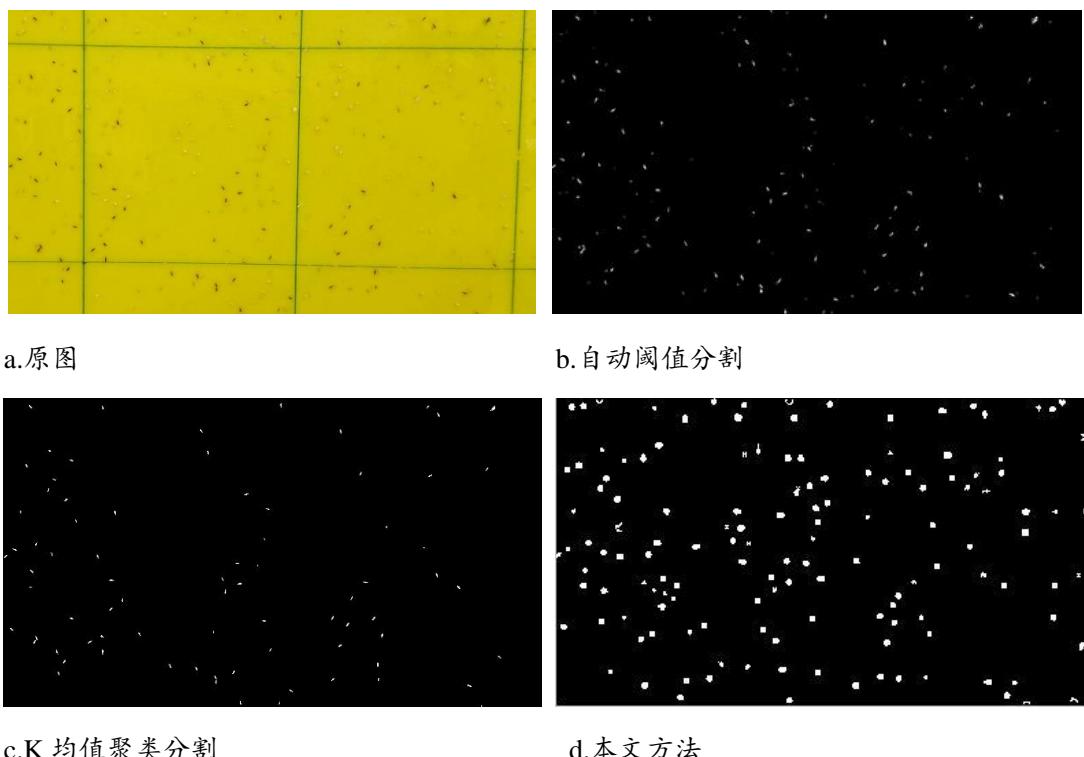


图 2-12 常见方法与本文方法对诱虫板害虫图像的分割效果

Fig.2-12 Segmentation effect of pest image with common methods and the proposed method

从图 2-12 分割提取结果看（所有分割方法均经过一致的处理），基于 OTSU 分割和 K 均值聚类分割都只能分割出有背景板有明显颜色差异的蓼马黑色区域，而对于粉虱的白色区域则提取效果极差。OTSU 分割算法需要待分割图像具有良好的峰谷性质而诱虫板害虫图像不具备这一条件，K 均值聚类算法可以将图像聚集到 3 类（粉虱、蓼马、背景区域），但是由于粉虱的颜色与背景颜色相近致使分割效果不佳。本文方法通过害虫图像边缘强度变化（如纹理结构突变、颜色的突变、灰度突变等）的特性，更易提取害虫区域。

在试验中，提取害虫目标区域，会出现错取、漏取，本文通过错误提取率(error extraction rate, EER)、漏取率(missing rate, MR), 提取准确率(extraction accuracy, EA) 等 3 个指标对试验结果进行对比，指标计算式如下所示：

$$EER = \frac{N_{error}}{N_1} \quad (2-17)$$

$$MR = \frac{N_{missing}}{N_2} \quad (2-18)$$

$$EA = \frac{N_{correct}}{N_2} \quad (2-19)$$

式中: N_{error} 表示错误提取的害虫数量, $N_{missing}$ 表示漏取的害虫数量, $N_{correct}$ 表示正确提取的害虫数量, $N_1=N_{error}+N_{correct}$ 表示算法提取的害虫总数, $N_2=N_{missing}+N_{correct}$ 表示图像中实际害虫数量。

表 2-2 样本图片害虫提取结果

Table 2-2 Pest extraction results of sample images

图 片	漏取害 虫数	本文方法提取害虫数量		实际害 虫数量	漏取 率/%	错误提 取率/%	提取准 确率/%
		错误提取数	正确提取数				
图片 1	14	7	195	209	6.7	3.5	93.3
图片 2	7	3	84	91	7.6	3.4	92.4
图片 3	8	6	105	113	7.1	4.5	92.9
图片 4	6	3	96	102	5.8	3.0	94.2
图片 5	26	13	315	341	7.6	4.0	92.4
图片 6	5	25	89	104	4.8	22.0	95.2
图片 7	4	3	95	99	4.0	3.1	96.0
图片 8	6	4	101	107	5.6	3.8	94.4
图片 9	46	17	395	441	10.4	4.1	89.6
图片 10	7	2	85	92	7.6	2.3	92.4
图片 11	6	14	95	101	5.9	12.8	94.1
图片 12	8	7	103	111	7.2	6.4	92.8
图片 13	19	35	380	399	4.8	8.4	95.2
图片 14	3	2	66	69	6.9	2.9	93.1
图片 15	28	23	375	403	6.9	5.8	93.1
图片 16	12	9	197	209	5.7	4.4	94.3
图片 17	16	16	233	249	6.4	6.4	93.6
图片 18	7	4	101	108	6.5	3.8	93.5
图片 19	6	3	110	116	5.2	2.7	94.8
图片 20	51	29	405	456	11.2	6.7	88.8
图片 21	13	12	252	265	5.0	4.5	95.0
图片 22	16	9	239	255	6.3	3.6	93.7
图片 23	4	0	77	81	5.0	0	95.0
图片 24	8	4	114	122	6.6	3.4	93.4

图片 25	23	10	301	324	7.6	3.2	92.4
图片 26	15	5	201	216	6.9	2.4	93.1
图片 27	8	6	103	111	7.2	5.5	92.8
图片 28	11	9	112	123	9.0	7.4	91.0
图片 29	21	17	396	417	5.0	4.1	95.0
图片 30	46	30	438	484	9.5	6.4	90.5
均值	15	10.9	195.3	210.6	6.7	5.2	93.3

表 2-2 是对 30 幅图像提取结果，发现平均错误提取率为 5.7%，平均漏取率为 6.7%，提取准确率为 93.3%。提取害虫区域出现错误主要有 2 种情况，反光造成的亮点和干扰物（如灰尘颗粒）造成的类似害虫情况。害虫提取遗漏，主要出现在当虫子黏着在网格线、文字处时，会被当做网格线一起被处理掉，说明害虫区域提取算法在处理网格线、文字处还待优化。

2.5 本章小结

本章详细介绍了本文的图像采集系统、预处理方法，以及害虫图像分割与目标提取算法。使用了灰度变换、颜色空间变化、灰度拉伸等图像预处理方法，其中中值滤波去除了噪声可能产生的影响，将原图像由 RGB 颜色空间变换到 HSI、L*a*b* 颜色空间提高害虫目标与背景的对比度。结合本文害虫目标图像特点最后选择利用 prewitt 算子在 HSI 的 I 分量二值图像进行单头害虫边缘检测，利用 canny 算子在 L*a*b* 的 b 分量二值图像进行单头害虫边缘分割。再经过形态学处理、差分法去除干扰、空洞填充处理，最后融合这两幅二值图像完成单头害虫区域的提取。

第三章 利用支持向量机对害虫目标识别分类

3.1 害虫目标特征选取与特征值处理

在不同的样本图像中,选择既能体现同类别目标特点的特征,同时该特征又能达到区别不同类目标的目的,是特征参数选择的原则。根据粉虱和蓟马的特点,从形态特征到颜色特征、纹理特征等特征提取出发^[55, 56],本文选取害虫9个颜色特征、5个形态特征共14项特征作为表征温室虫害的特征参数,作为支持向量机的输入向量。

根据研究对象粉虱和蓟马害虫的形态特点,本文选取了5个形态特征,分别为:面积A、相对面积RA、周长P、复杂度C、占空比B。

- 1) 面积: $A = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N f(x, y)$, 目标的面积为图像中目标所占的像素点总数。
- 2) 相对面积: $RA = A/SUM$, 为目标像素数与总像素数的比值,它反映了目标在整个图像中所占的比例。
- 3) 周长: $P = A - SUM(in)$, 式中A表示目标的面积,SUM(in)表示其4邻域的像素值全为目标点的像素点总数。
- 4) 复杂度: $C = P^2/4\pi A$, 式中A和P分别表示目标的面积和周长。

占空比: $B = A/(L \times W)$, 其中L和W分别表示目标最小外接矩形的长和宽,它在某种程度上反映了目标的复杂程度。

颜色特征是一种方向和大小都不敏感的全局特征,因此颜色特征比其它特征更有稳健性。本文根据害虫特点选择的颜色特征为HSV颜色空间、HSI颜色空间、L*a*b*颜色空间各分量的一阶矩(共9个参数)作为颜色特征参数,其计算公式如下:

$$\mu = \frac{1}{P} \sum_{j=1}^P f_i \rho(f_i) \quad (3-1)$$

其中, P表示病斑区域总像素, f_i 表示病斑区域内的任意坐标, $\rho(f_i)$ 表示 f_i 点的颜色值。

为了消除各特征值之间量纲、量级等不同的影响,使各个指标具有可比性,在分类描述之前需要对原始数据进行如下的归一化处理^[57]。

$$x'_{ij} = \frac{x_{ij} - min_j}{max_j - min_j} \quad (3-2)$$

式中， x'_{ij} 、 x_{ij} 分别是第 i 个害虫的第 j 个特征变换前和变换后的数据， max_j 和 min_j 分别为 n 个害虫中第 j 个特征的极大值和极小值。

3.2 支持向量机的建模与识别

3.2.1 支持向量机的基本原理

支持向量机是由 Vanpik^[58]提出的一种得到广泛应用的分类技术，其被认为是目前针对小样本统计估计和预测学习的最佳理论。对于线性可分的训练样本集 (x_i, y_i) ，可以找到特定的分类面是训练样本没有错误地分开，最优分类面是使分类间隔最大的一个分类面。应用二次规划方法可求出此最优分类函数为^[59-61]：

$$f(x) = \text{sgn} \left\{ \sum_{i=1}^n a_i^* y_i (x_1 \cdot x) + b^* \right\}$$

其中， sgn 为符号函数， $a^* = (a_1^*, \dots, a_n^*)$ 是 Lagrange 乘子， b^* 为分类的阈值。

在线性不可分的情况下，需要引入错分惩罚常数 c 和非负的松弛项 g，通过核函数把样本映射到一个高维特征空间，然后用内积运算在原空间求最优超平面。对应的最优分类函数变为：

$$f(x) = \sum_{i=1}^n a_i^* y_i K(x_1 \cdot x) + b^*$$

其中， K 为核函数。

常见的 SVM 核函数有：

- 1) 线性核函数： $K(x, y) = x \cdot y$
- 2) 多项式核函数： $K(x, y) = [(x \cdot y) + 1]^d$
- 3) 径向基核函数： $K(x, y) = \exp \left\{ -\frac{|x-y|^2}{\sigma^2} \right\}$
- 4) sigmoid 核函数： $K(x, y) = \tanh[K(x \cdot y) + m]$

3.2.2 利用支持向量机训练建模

30幅样本图片其中20幅(图片1~图片20)用于建立训练模型,共提取到目标害虫3625,其中粉虱数目为1489,蓟马数目为2136,随机选取粉虱和蓟马各1000头组成训练样本。另外的10幅图片作为测试样本数据,随机选取400头作为测试数据,不同训练样本数的识别结果如表3-1所示。本文方法基于Matlab 2012b(Mathworks)编程实现,PC处理器为Intel Core i5-4210H,运行内存为4GB。

表 3-1 不同训练样本数识别结果

Table 3-1 Recognition results of different training samples

样本数	粉虱	蓟马	平均	建模时间/s
	识别率/%	识别率/%	准确率/%	
2000	64	76	70.0	6.48
1900	72	81	76.5	6.28
1800	80	88	84.0	5.88
1700	84	90	87.0	5.48
1600	87	96	91.5	5.58
1500	87	97	92.0	5.24
1400	88	97	92.5	5.22
1300	87	97	92.0	5.11
1200	88	96	92.0	5.21
1100	91	96	93.5	5.42
1000	88	96	92.0	5.67
900	88	95	91.5	5.28
800	88	94	91.0	5.07
700	87	94	90.5	5.33
600	88	90	89.0	5.14
500	82	86	84.0	5.41
400	80	84	82.0	5.33

表3-1可以看出,训练样本数量对分类结果存在较大影响。当样本数从2000

减少到 1600 时，识别率快速提高。样本数在 1600 与 800 之间时，识别率变化不大，最高达到了 93.5%。样本数从 800 减少到 400 时，识别率同样下降较快。这说明支持向量机对小样本的分类问题具有很好的学习能力和分类能力，样本太多时易产生“过拟合”的情况使识别率下降。

所以，选取训练样本数为 1100（各 550 头），测试样本数为 400（各 200 头）。

3.2.3 不同核函数、特征向量组合的支持向量机识别分析

对 4 种不同核函数的支持向量机对建立的训练样本与测试样本的识别效果进行了分析，如表 3-2 所示。其中 $c=10$, $\xi=0.001$, 多项式核函数中的 $q=3$, 径向基核函数中的 $\sigma^2=3$, Sigmoid 核函数中 $v=1/6$, $c=-1$ 。

表 3-2 不同核函数的支持向量机性能比较

Table 3-2 Performance comparison of support vector machines with different kernel functions

	支持向量数	粉虱识别率/%	蓟马识别率/%	平均识别率/%
线性	147	91.0	96.0	93.5
多项式	384	59.5	96.7	78.3
径向基	264	91.7	90.0	90.8
Sigmoid	314	86.9	83.3	85.1

从表 3-2 可以看出，整体上线性核函数分类性能最好，平均识别准确率达到了 93.5%，单种害虫识别率分别是 96.0% 和 91.0%。从粉虱和蓟马的各自识别率上看，线性核函数和径向基核函数对粉虱识别率在 90% 以上，线性核函数、多项式核函数和径向基核函数对蓟马识别率均在 90% 以上。另外，线性核函数的支持向量机的支持向量数大幅少于其他核函数的支持向量数，则线性核函数的 SVM 推广性最好。所以，选择线性核函数的 SVM 分类方法用于粉虱和蓟马的害虫图像识别。

本文在构建害虫识别模型时，选取害虫的 9 个颜色特征、5 个形态特征共 14 项特征作为表征温室虫害的特征参数，根据颜色特征与形态特征建立 3 种向量组合方式：F1={形态特征向量}={面积、相对面积、周长、复杂度、占空比}；F2={颜色特征向量}={HSV 颜色空间、HSI 颜色空间、L*a*b*颜色空间各分量的一阶矩}；F3={形态特征向量、颜色特征向量}=F1+F2

不同特征组合方式的识别结果如表 3-3 所示，向量 F1 的平均识别率为 18.5%，向量 F2 的平均识别率为 83%，向量 F3 的平均识别率为 93.5%，可以看出颜色特

征向量是害虫识别的主成分，这也符合人类的视觉感受，即这两种害虫存在较明显颜色差异。

表 3-3 不同特征向量的识别结果

Table 3-3 Recognition results of different feature vectors

输入组	蓟马识别率/%	粉虱识别率/%	平均识别率/%
F1	11	26	18.5
F2	80	86	83
F3	91	96	93.5

3.3 BP 与 SVM 的害虫识别结果对比分析

基于误差反向传播算法的多层前馈网络（简称 BP 神经网络）是目前应用较多的网络之一，主要通过学习来实现输入目标与输出目标之间的非线性映射^[62]。

表 3-4 不同特征向量的 SVM 和 BP 识别率

Table 3-4 Recognition rates of SVM and BP with different feature vectors

输入组	预测模型	蓟马识别率/%	粉虱识别率/%	整体识别率/%
F1	SVM	11.0	26.0	18.5
	BP	10.0	23.0	16.5
F2	SVM	80.0	86.0	83.0
	BP	76.0	83.0	79.5
F3	SVM	91.0	96.0	93.5
	BP	87.0	92.0	89.5

不同特征向量组合方式的 BP、SVM 识别结果如表 3-4 所示，向量 F1 组合的 BP、SVM 平均识别率分别为 16.5%、18.5%，向量 F2 组合的 BP、SVM 平均识别率分别为 79.5%、83%，向量 F3 组合的 BP、SVM 平均识别率分别为 89.5%、93.5%，可以看出 SVM 识别效果优于 BP。

3.4 图像识别效果

为验证所提算法的有效性，本文对本课题组自主设计的田间自动害虫监测拍照设备获取的害虫测试图像进行害虫识别试验。随机选取测试图像中的一幅局部（分辨率为 1212×775 ）进行展示，如图 3-1 所示。



图 3-1 害虫图像识别结果

Fig.5-8 Recognition results of pest images

数字 1 是粉虱识别标签，数字 2 是蓟马识别标签，通过分类标记验证识别效果。图中方框区域标记了其它的个体较大的害虫，椭圆区域标记了位于网格线上或者与网格线连接在一起的害虫，三角形区域标记了由于反光点造成的害虫错误提取。图中实际害虫总数为 107 头，正确提取害虫 100 头，错误提取 4 头害虫，漏取 7 头害虫，提取准确率 93.46%，错误提取率 3.85%，漏取率 6.54%，害虫识别准确率 97%（其中有 3 头粉虱被识别为蓟马）。

3.5 本章小结

选取害虫目标颜色和形态特征，并对数据进行特征参数归一化处理，组成特征向量组，作为输入向量利用支持向量机进行训练建模与害虫识别。本文选取了害虫的 9 个颜色特征、5 个形态特征共 14 项特征作为表征温室虫害的特征参数。又构建了误差反向传播（BP）预测模型，结果显示：SVM 模型害虫平均识别准确率达到了 93.5%，粉虱和蓟马的识别率分别是 91.0% 和 96.0%，SVM 识别效果优于 BP。

第四章 自动监测装置参数与拍摄参数标准的探索

当前在高度集成的害虫图像识别系统中，图像获取是其中一个非常重要的数据基础。虽然在可控的环境下，害虫图像识别可以取得理想的识别效果，但是在不可控环境下，害虫的图像识别仍然需要面对较多问题，如光照强度与角度变化、拍摄角度与距离差异等。本研究采用的自动监测装置是专门用来获取害虫图像，需要24小时、全天候监测工作，所以获取害虫图像的光照环境必然有较大的变化。为了获取更好的识别结果，需要对影响图像采集质量的参数进行探讨，通过分析来设定最佳的自动监测装置参数与拍摄参数。

4.1 常见图像数据类型

图像数据的来源，大致可以划分为这几类：可见光图像、近红外图像、三维图像。可见光图像利用反射成像，可以反映场景的细节，然而目标与背景的颜色和空间特征相近时，则很难分割目标与背景。红外图像利用辐射成像，用温度差控制目标与背景的灰度值，对具有温度差的目标与背景易于区分。三维成像获取目标的三维信息，通过重建过程实现构建目标的三维特征，在人脸识别中应用较多。这三种图像数据类型的特点，如表4-1所示。

表4-1 三种类型图像数据的差别

Table 4-1 The difference between three types of image data

图像采集类型	可见光	近红外	三维图像
优点	直观、自然，采集成本低，识别速度快	对光照变化不敏感，采集成本低，识别速度快	对光照变化不敏感，识别效率高
缺点	受光照影响大	识别准确度不够，不够直观、自然	图像采集成本高，建模时间长

从表4-1可见，红外图像与三维图像不受光照变化影响、识别速度快，但是红外图像识别准确度不够，三维图像采集成本高、建模时间较长。可见光图像采集成本低，识别速度快，但是受光照的影响大。综合这三种图像数据的特点，结合温室害虫图像获取便捷性、后期推广性，本文选择可见光图像数据更适合用于温室害虫

的图像识别。

4.2 光照变化产生的问题

在温室场景下，同一地点在不同时间的光照环境会产生很大变化，光照变化主要是太阳光照强度、光线与诱虫板角度的变化，这两种光照变化对害虫图像的整体分布、彩色图像的色度空间产生非常大的影响。

4.2.1 光照变化对害虫图像整体灰度分布的影响

害虫图像的灰度分布是图像边缘检测和分割的主要依据，图 4-1 展示的是两张粘虫板在不同光照下的害虫图像和及其对应的灰度直方图。

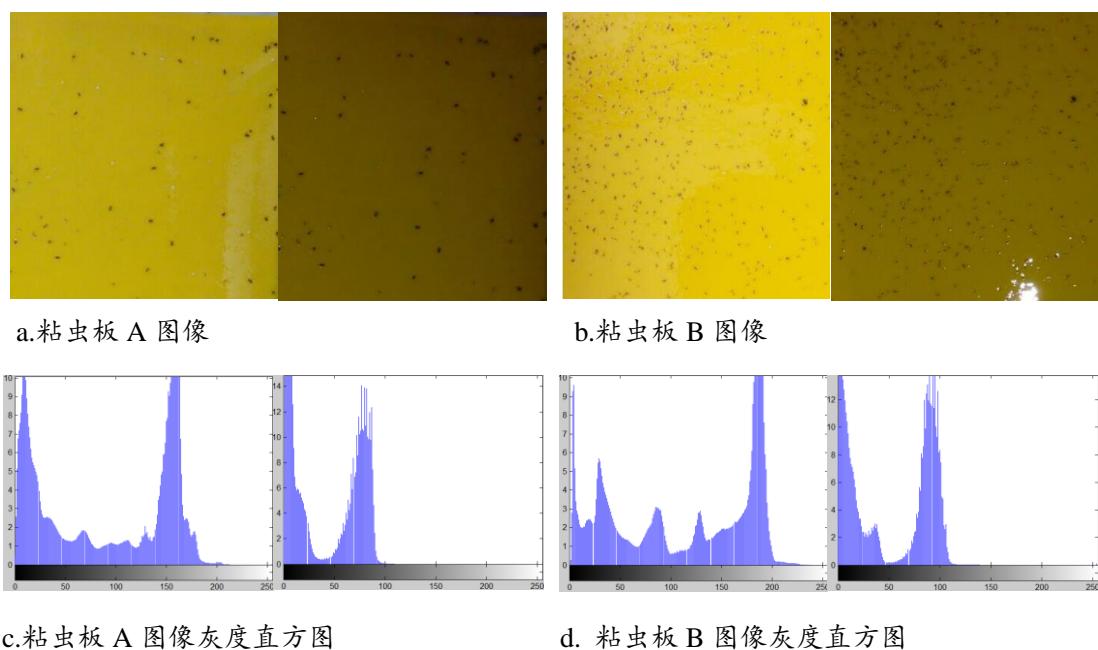


图 4-1 两张粘虫板在不同光照条件下的害虫图像及其灰度直方图

Fig.4-1 Pest images and corresponding gray scale histogram of two sticky board under different light conditions

图 4-1 (a) 和图 4-1 (b) 表示的是两张粘虫板在不同光照条件下的害虫图像，图 4-1 (c) 和图 4-1 (d) 分别表示相对应的灰度直方图。可以发现，光照对害虫图像的影响很大，会影响图像的单头害虫检测，并且会降低识别准确性。

4.2.2 光照变化对害虫图像色度空间的影响

当前的各种图像，以彩色为主的图像越来越多，和灰度图像相比，颜色能反映出丰富得多的信息量^[63]。本文的研究对象粉虱和蓟马，两者虫体较小、体长差异不显著，主要在颜色上存在差异，本文害虫图像识别方法利用色度空间对于彩色图像的进行分析。但由于变化的光照环境，图像色度信息也极易改变，害虫的识别性能会由于这些变化而降低^[64]。

4.2.3 光照变化对害虫图像识别的影响

在温室环境下，太阳光照强度和角度的变化作用到害虫图像上的结果就是偏光、侧光导致的高光和过亮、过暗和阴影，其中高光、过亮、过暗、阴影面积都计算为光照影响面积，光照影响面积与图像总面积的比值记为光照影响面积率。按照影响程度的比值大小分为六类，分别为 0%、20%、40%、60%、80%、100%，然后对测试图像进行识别准确率和目标提取准确的统计，如图 4-2 所示。

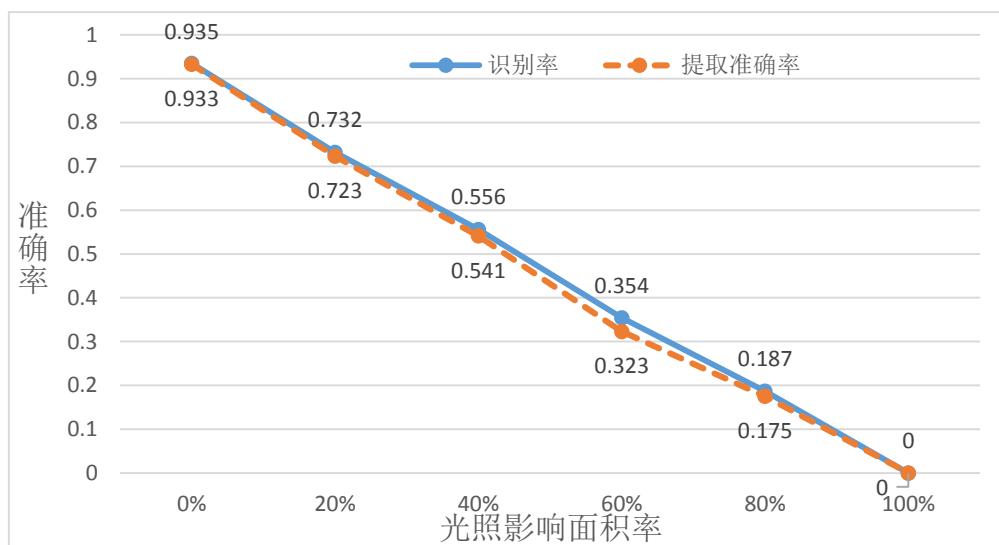


图 4-2 不同光照影响面积率的准确率

Fig.4-2 Accuracy of area rate affected by different light

从图 4-2 可以看出，随着光照影响面积率从 20% 增大到 80%，识别准确率和目标提取准确率都在下降，从 73% 左右下降到 18% 左右，这说明光照变化对害虫图像识别算法性能具有十分巨大的影响。考虑到自动监测装置图像识别的准确性要求，需要控制光照影响面积率控制在 20% 以内。

光照变化对害虫图像的影响，可以分为以下两个方面：

(1) 光照强度的变化引起粘虫板表面反光产生高亮区域、光照角度变化产生

阴影区域，高亮区域会使害虫目标提取困难，阴影区域会影响害虫的色度特征，进而识别性能。

(2) 光照变化作用于粘虫板，与最佳拍照光照相比，会使相机系统的非线性调整，对获得害虫的图像产生较大影响，如对焦失败、颜色失真。

4.3 解决光照变化的处理方法

解决光照变化对害虫图像的影响，可以通过优化自动监测获取害虫图像参数和图像预处理算法来降低影响。

4.3.1 优化自动监测获取害虫图像的参数

自动监测装置硬件的粘虫板必须保持暴露性，以避免影响害虫趋光性诱捕效果，本研究针对自动监测装置获取害虫图像过程存在的问题以及做的改进尝试主要有：

(1) 粘虫板朝向选择：选择粘虫板朝向太阳时，在一个自然光照环境下，光照变化比较复杂，会形成前文分析的高光、过亮、过暗、阴影情况，需要对复杂光照下的图像进行处理；选择粘虫板背向太阳时，相机镜头由于太阳光的照射会形成光晕，或者因为背向太阳（光线会较暗），相机由于自动闪光进行补光，图像会形成反光，这些更不利于害虫图像的后续处理。所以经过权衡，最终选择的是粘虫板朝向太阳，虽然光照有时会影响，但是更多的是可以用于后续处理的。

(2) 诱虫背景板上增加遮挡板：在诱虫背景板上增加遮挡板，可减少光照较强（温室生产环境光照强度一般较高）时造成的图像高光、过亮区域。但是遮挡板也不能太大，太大一方面会影响诱捕害虫目标，另一方面会影响拍照的光照环境（如会过暗、阴影）。最终选择的遮挡板尺寸为 35cm×10cm（诱虫板尺寸为 30cm×15cm），遮挡板中间置于诱虫背景板上，即在诱虫板前上方的遮挡板尺寸为 35cm×5cm。

(3) 选择黑色背景板：粘虫板的背景板由最初的银白色背景变成黑色背景，黑色背景一方面可以吸收光线、不反射，即不会因为背景板反射光线进而影响害虫图像，另一方面黑色背景板与黄色粘虫板有较大色度差异，便于后期的图像处理。

4.3.2 图像处理算法

针对图像中的光照变化问题，目前科研人员已经提出了很多的方法，大致可以分为四类：光照变化建模法、光照归一化法、光照不变特征提取法以及三维建模法^[65]。本文选择光照归一化法尝试消除光照变化的影响。

光照归一法，又被称作图像预处理法，把图像归一到相同的光照下进行处理。其中最常用的是直方图均衡化，然而在第二章节图像预处理中发现，其在处理害虫图像时存在两个不足：一是处理后的图像灰度级减少，导致细节减少，可见害虫边缘变动模糊而且害虫区域明显变大；二是原图像本身具有高峰，处理后其对比度产生不自然的过分增强，出现过亮或过暗现象，达不到图像增强的目的。除了直方图均衡化，还有直方图匹配、对数变换和伽马亮度校正，通过实验发现伽马校正可以对害虫过暗图像进行校正。

伽马校正的主要算法流程是：

1) 利用公式 4-1 计算 Gamma 参数：

$$\gamma^* = \arg \min_{\gamma} \sum_{x,y} [G(I_{xy}; \gamma) - I_0(x, y)]^2 \quad (4-1)$$

其中

$$G(I_{xy}; \gamma) = cI_{xy}^{\frac{1}{\gamma}} \quad (4-2)$$

2) 计算图像中每点 (x, y) 的亮度

$$I'_{xy} = G(I_{xy}; \gamma^*) \quad (4-3)$$

处理效果如图 4-3 所示，经过伽马校正后的过暗害虫图像的亮度由原来集中在 0.2~0.35 提高到 0.5~0.65，这有利于提高害虫目标的提取准确率与识别准确率。



a.粘虫板局部原图像 A

b.图像 A 的灰度图像 B

c.图像 B 的伽马校正图像 C

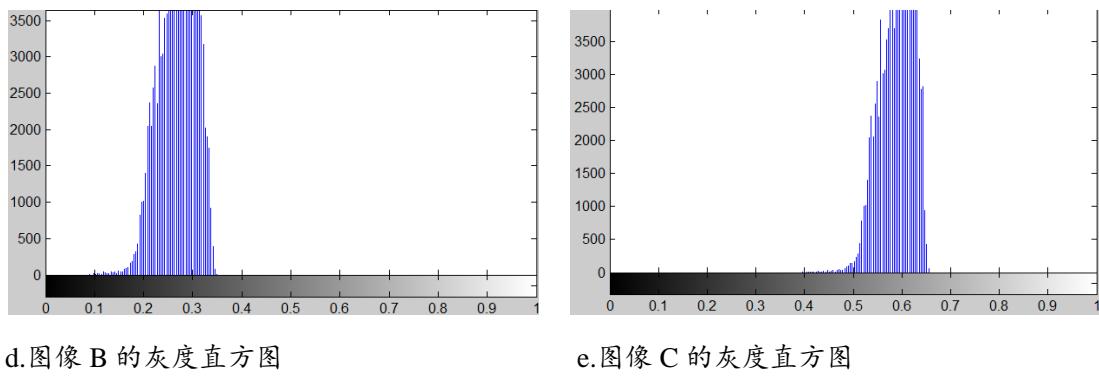


图 4-3 伽马校正图像处理

Fig.4-3 Image processing of Gamma correction

4.4 自动监测装置和图像识别参数标准

本课题组设计的自动监测装置与害虫识别算法，是为虫害的监测与预警提供支持，整个系统需要对自动监测装置参数与害虫图像作相应的基本要求。

4.4.1 自动监测装置参数标准化

自动监测装置是获取害虫图像数据的硬件基础，适宜的装置安放与校正对于整个害虫识别系统也是十分关键的。

表 4-1 自动监测装置参数标准表

Table 4-1 Parameter standard table for automatic monitoring device

监测装置位置	置于作物垄间，与作物茎秆间距 30cm 左右，保证有光照
诱虫板位置	根据作物长势确定高度，朝向向光，左右两侧无遮挡
诱虫背景板	选择黑色背景板，可选择增加 35cm×10cm 的遮挡板
成像距离	摄像头与诱虫板间距 27cm
太阳板角度	根据当地太阳光线、经纬度设定（经纬度加减五度）

如表 4-1 所示，对装置安放位置、诱虫板位置、诱虫背景板、成像距离、太阳能板角度作了参数标准化。自动监测位置的安放需要考虑到光照，不仅仅是为了满足害虫的趋光性诱捕效果，还需要考虑太阳能提供能源，另外设定因地制宜的太阳能板角度也能提高太阳能的转化率。诱虫板位置、背景板、成像距离的选定是为了获得更好的害虫图像。

4.4.2 拍摄图像参数标准化

本文提出的害虫图像预处理与识别算法对图像具有相应的基本要求,表 4-2 是针对图像提出的参数标准。对其中的图片格式、模糊、光照作了一定的要求,光照影响面积率根据前文中其对识别的影响来设定的。

表 4-2 害虫图像标准表

Table 4-1 Parameter standard table for pest image

支持格式	所有可见光图片格式
模糊	害虫目标轮廓清楚
光照	光照不过亮、过暗
光照影响面积率	小于 20%, 太高影响识别准确性

4.5 本章小结

为了获取更好的识别结果,本文作了自动监测装置参数和拍摄图像参数的规范标准初步探索,根据自动监测装置拍照环境,对影响图像采集质量的参数进行探讨,确定最佳的自动监测装置参数与拍摄图像参数。对于存在的光照问题,本文选择通过硬件装置参数优化和图像处理算法降低光照的影响。

第五章 害虫图像识别的应用研究

在实际生产中，确定害虫的种类和数量对于用户而言更易预警与采取防治措施。因此，本研究采用边缘检测提取害虫目标，利用 SVM 建立分类识别模型实现温室粉虱和蓟马成虫的图像识别，并应用到开发的农业害虫识别与计数系统中。

本系统总体上设计为客户机/服务器的架构，包括客户端害虫监测系统和服务端的害虫监测识别平台，系统框架如图 5-1 所示。



图 5-1 系统框架图

Fig.5-1 System framework diagram

客户端包括害虫监测设备与害虫监测系统，负责害虫诱捕、实时信息采集，客户端智能手机采用天创 T500 (Android 5.1 系统，硬件配置为 MTK MT6589 CPU, 1.7GHZ 八核, 3GB RAM, 32GB ROM, 防水防尘 (IP68), 5.0 英寸电容屏)。测试用的 4G 通道为中国联通的 WCDMA 网络。服务器端害虫识别服务平台主要完成实时接收害虫定时图像并进行害虫种类识别，利用 MATLAB 和 Microsoft Visual Studio 2010 软件开发了农业害虫识别与计数系统，系统包含了模型构建、害虫识别、监听三部分。

5.1 客户端害虫自动监测系统

传统方法应用有色粘虫板诱捕害虫，所诱捕的害虫需要人工进行计数。本研究设计的害虫自动监测装置可以实现害虫的远程自动化监测，具有害虫诱捕、图像采集与传输、太阳能电源供应的功能，害虫自动监测装置示意图如图 5-2 所示。监测装置包括诱捕部分、图像采集部分、处理控制部分、伸缩支架、供电部分，其中诱捕部分、图像采集部分、处理控制部分位于诱捕监测箱体内，供电部分位于控制箱内部。

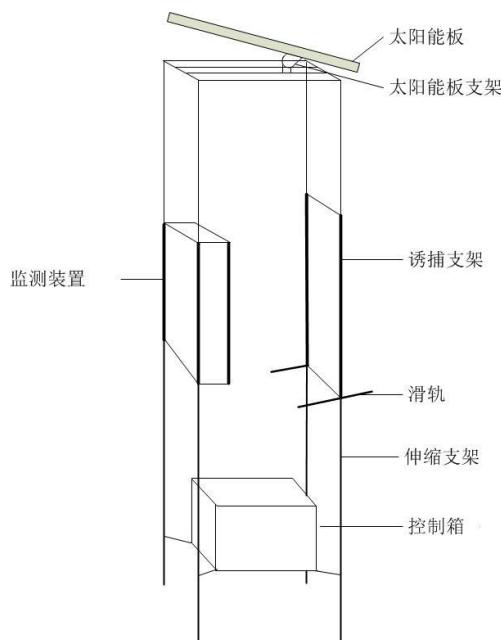


图 5-2 害虫自动监测装置示意图

Fig.5-2 Schematic diagram of automatic monitoring device for pests

1) 诱捕部分：位于监测装置的中部位置，能根据作物生长情况来上下滑动调节，实现更好的害虫诱捕效果。采用有色粘虫板进行色诱诱捕害虫，底板的长宽可根据粘虫板的长宽进行设计，本研究选用的粘虫板长、宽分别为 $28\text{cm} \times 22\text{cm}$ 。诱捕部分与圆形钢管相连，安装时嵌套于支架上，诱捕部分的位置可进行调整。

2) 图像采集部分：位于诱捕部分的上方，应用三防手机进行图像获取。本试验所采用的手机型号为三防手机 T500，Android 版本 4.4.2，拍照间隔时间可根据田间监测试验需要进行设置。

3) 处理控制部分：主要包括系统参数设置、图像信息采集 2 个模块，是基于 android 系统开发 app 应用程序。系统参数设置模块可以设置定时采集的时间间隔和远程服务器的 IP 地址，时间间隔可以由用户根据实际监测需求设置（单位为分钟），服务器 IP 地址为系统采集完害虫实时照片，需要上传的目标服务器地址。图像信息采集模块进行害虫图像的定时采集，包括摄像头检测、摄像头打开、自动对焦、拍照、保存照片、上传照片等流程。每次采集照片都会首先保存在本地，在采集地点网络信号状态良好的情况下，将采集的数据即时传输并存储于服务器端；如在采集地点网络信号中断的情况下，将采集的数据临时存储于智能手机的本地存储卡中，待网络畅通后再将临时存储的数据上传到服务器端。

4) 供电部分：包括太阳能板、太阳能板支架、蓄电池、控制器，通过太阳能板结合蓄电池实现手机电源的供给，太阳能能源转化与控制流程如图 5-3 所示。

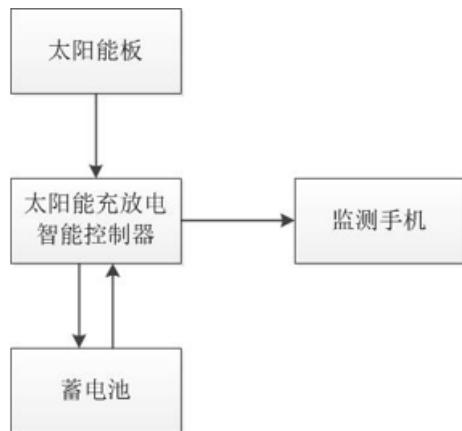


图 5-3 太阳能能源转化与控制流程图

Fig.5-3 Solar energy conversion and control flow chart

太阳能板支架包括水平旋转部分和垂直旋转部分，所述水平旋转部分为圆形支架，实现水平 360° 旋转，所述垂直旋转部分为半圆形支架，支架上旋转刻度，实现垂直方向 65° 旋转。便于监测装置可以在不同地域、不同季节实现电量的快速存储，保证充足的电量供应。控制器主要用于控制蓄电池的充放电以及手机的充电时间，对铅酸蓄电池提供充放电管理，主要防止反流、防止过充电和过放电，手机充电控制方面主要是防止手机过充电。本研究太阳能板为单晶硅太阳能电池板，功率为 40W，输出电压为 18V，输出电流为 2.2A，尺寸为 $640\text{mm} \times 540\text{mm}$ 。

5) 支架部分为可伸缩支架，包括内插支架、外部支架和固定桩，外部支架中空，所述内插支架置于所述外部支架内，以实现支架的伸缩。配合诱捕部分的上下移动调整，诱捕部分在支架上的高度调整幅度为 110cm，诱捕部分离地面的高度范围为 40~150cm。

5.2 服务器端系统功能及其实现

服务器端害虫识别平台实时监听、接收客户端的害虫监测图像并进行分类识别，最终将识别结果存入数据库供病虫害监测预警系统害虫模型预警使用，系统包含了模型构建、害虫识别、监听三部分，系统流程如图 5-4 所示。

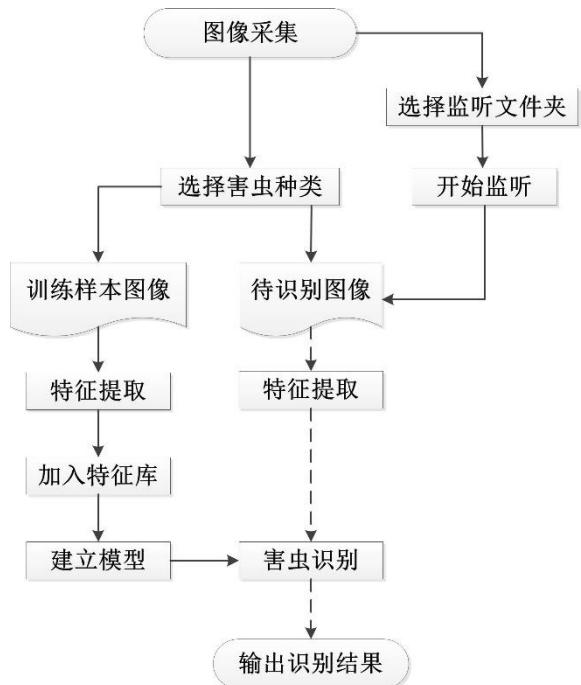


图 5-4 害虫识别与计数系统流程图

Fig.5-4 Flow chart of pest identification and counting system

5.2.1 模型构建

害虫识别与计数的前提是建立一个模型，进而利用模型实现害虫的识别与计数。本研究选用支持向量机作为分类器，模型构建的程序界面如图 5-5 所示。



图 5-5 模型构建系统界面

Fig.5-5 System interface of model building

模型构建的主要功能如下：

- 1) 选择害虫种类：根据图像采集框中的害虫图像，判断图像上存在的害虫种类，进行害虫种类逐类添加选择，如本研究的对象是白粉虱和蓟马。这一害虫选择功能可以为不同环境下获取的多种害虫图像提供分场景应用解决方案。

- 2) 特征提取：提取害虫的 5 个形态特征（面积、相对面积、周长、复杂度、占空比）和 9 个颜色特征（HSV 颜色空间、HSI 颜色空间、L*a*b*颜色空间各分量的一阶矩），并对这 14 个特征参数进行归一化处理。
- 3) 加入特征库：确认提取的害虫特征归属于正确害虫种类后，在害虫特征库中添加这些害虫特征。
- 4) 建立模型：将构建的害虫特征数据库作为支持向量机的输入参数建立分类模型，用于害虫识别和监听使用。

5.2.2 害虫识别

害虫识别程序界面如图 5-6 所示，在该界面对采集的图像利用模型构建建立的分类模型进行害虫识别操作，并显示识别结果。

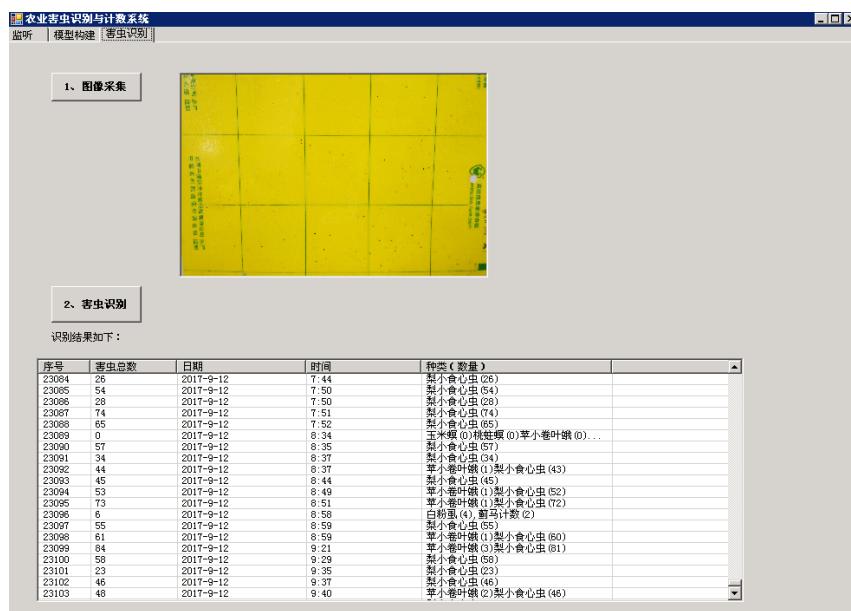
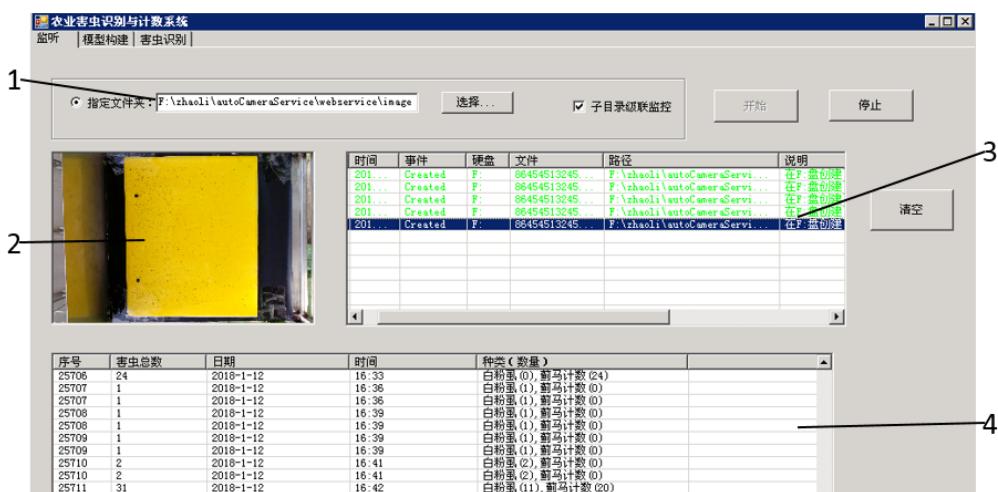


图 5-6 害虫识别系统界面

Fig.5-6 System interface of pest identification

5.2.3 系统实现

系统实现模块，对自动监测装置传回的害虫图像进行实时监听，主要包括监听文件夹选择、监听图像显示、害虫图像获取事件信息显示、监听图像害虫识别结果显示，系统界面如图 5-7。选择存放害虫图像的指定文件，本研究指定的文件夹是 F:\zhaoli\autoCameraService\webservice\image，然后点击开始按钮开始监听。



1、监听文件夹选择；2、监听图像显示；

3、害虫图像获取事件信息显示；4、监听图像害虫识别结果显示

图 5-7 系统实现界面

Fig.5-7 System interface of system implementation

5.3 自动监测装置稳定性分析

图 5-8 为自动监测装置中手机电量变化曲线图，横轴为日期（从 4 月 19 号到 9 月 26 号），纵轴为每天 13 点获取图像时的电量。

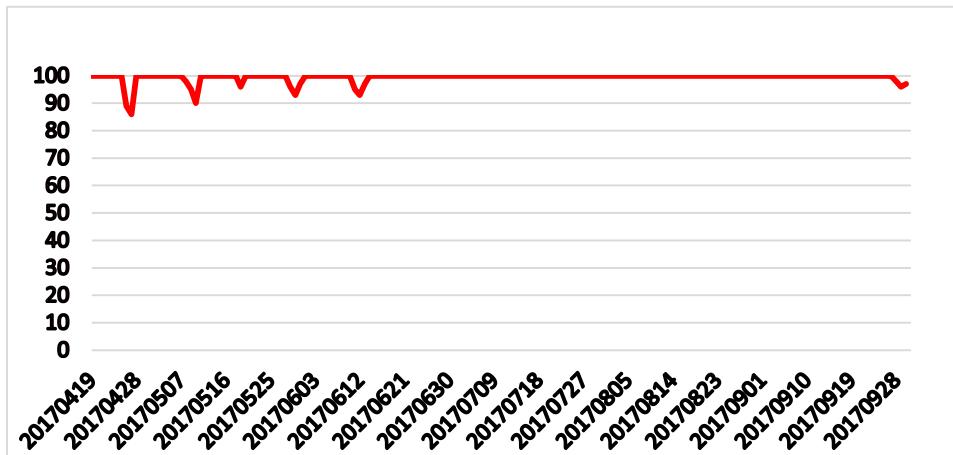


图 5-8 自动监测装置手机电量变化曲线图

Fig.5-8 Change curve of cellphone power in automatic monitoring device

从图可以看出，从试验开始到六月中旬电量在 80% 以上波动，这段时间太阳能转换不充足（如连续阴天、雨天），随后设备电量稳定在 100%，说明设备太阳能转换满足日常消耗。所以设备耗能低，能实现田间长期监测的实际需要。

5.4 本章小结

农业害虫识别与计数系统，系统包含了模型构建、害虫识别、监听三部分。模型构建模块目的是建立一个害虫识别分类模型，利用模型才能进行害虫的识别与计数，害虫识别模块用于对采集到的害虫图像利用构建好的分类模型进行害虫识别操作，系统实现模块用于对自动监测装置传回的害虫图像进行实时监听。

第六章 结论与展望

6.1 结论

本文主要研究内容是基于图像处理的温室作物虫害检测与识别方法，监测温室温室虫害种类、数量变化情况，目的是为虫害的监测、预警与防治提供数据支持，并用于本课题组设计的害虫图像识别系统中的后台服务器端。以粉虱和蓟马为研究对象，利用温室中高效信息素诱虫板图像作为试验材料，总结本文的工作主要分为以下几个方面：

1. 分析了虫害对迅速发展的设施蔬菜产量和质量的危害，综述了虫害检测和监测技术研究，本文结合害虫图像识别法的整体过程，以此为切入点重点分析了在这一过程中国内外在基于机器视觉的害虫图像获取方法和基于图像处理的害虫识别与计数研究现状及分析。本文以实际场景中粉虱和蓟马的小害虫为研究对象，设计了基于边缘检测的目标提取与支持向量机相结合的图像识别方法。
2. 研究了害虫诱虫板图像的预处理、目标分割与提取方法。将原图像由 RGB 颜色空间变换到 HSI、 $L^*a^*b^*$ 颜色空间提高害虫目标与背景的对比度，结合本文害虫目标图像特点最后选择利用 prewitt 算子在 HSI 的 I 分量二值图像进行单头害虫边缘检测，利用 canny 算子在 $L^*a^*b^*$ 的 b 分量二值图像进行单头害虫边缘分割。再经过形态学处理、差分法去除干扰、空洞填充处理，最后融合这两幅二值图像完成单头害虫区域的提取。
3. 选择特定特征参数和利用支持向量机构建了害虫分类识别模型。根据粉虱和蓟马的特点，本文选取了 5 个形态特征和 9 个颜色特征共 14 项特征作为表征温室虫害的特征参数。通过分析比较不同向量组合的 BP 与 SVM 的害虫识别率、4 种不同 SVM 核函数的害虫识别率，发现颜色特征向量是粉虱和蓟马识别的主成分，且 SVM 的识别效果优于 BP 神经网络、线性核函数的 SVM 分类性能最好且稳定。试验结果表明：平均识别准确率达到了 93.5%，粉虱和蓟马成虫的识别率分别是 96.0% 和 91.0%，能够实现温室害虫的诱虫板图像识别。
4. 针对害虫识别系统适用性，本文作了自动监测装置参数和拍摄图像参数的规范标准初步探索。光照变化对害虫图像具有巨大的影响，不仅影响图像预处理过程，而且也影响识别效果。对于存在的光照问题，选择通过硬件装置参数优化和图像处理算法降低光照的影响。

5. 进行了害虫图像识别的应用研究。害虫图像识别系统设计为客户机/服务器(C/S)的架构，包括客户端害虫监测系统和服务器端的害虫监测识别平台。服务器端害虫识别平台实时监听、接收客户端的害虫监测图像并进行分类识别，系统包含了模型构建、害虫识别、监听三部分。

6.2 展望

本文应用图像处理技术对温室作物虫害检测与识别方法做了初步的研究，取得了一定的研究进展，但因时间和本人水平有限，有很大对工作尚处在研究探讨阶段，需要作进一步改进与创新。主要包括：

(1) 本研究设计的自动监测装置有需要探讨与改进的地方。一是拍照在自然光源不足或者夜晚情况下，闪光拍照易局部反光或者整体过亮，这一问题或许可以尝试根据环境自然光线调校、补充光源强度的方式解决。二是太阳光线与粘虫板的角度问题，摄像头与粘虫板间角度是确定的（即垂直，便于拍摄害虫正面图像），太阳光线随着时间不断变化，与粘虫板的角度也不断变化，会产生阴影，如何获取更多、更好的害虫图像，这一问题也需要修改，当然也可以从害虫预处理方法改进。针对去除光照变化影响的图像预处理算法，可以借鉴人脸识别中对光照变化的处理算法，但是由于时间有限，在这方面做的研究还不够深入。

(2) 由于时间以及条件的原因，在对温室害虫的识别种类方面，只有粉虱和蓟马两种，导致识别分类受到了局限，在以后的研究中可以添加其它常见的害虫进行建模与识别。

(3) 文中图像处理算法的参数，一些是参考前人研究中得到的常设值，为了提高算法的准确性，还需要进行大量的测试与优化。另外对于后期害虫图像的粘连问题还没有进行解决。

参考文献

- [1] 蒋卫杰, 邓杰, 余宏军. 设施园艺发展概况、存在问题与产业发展建议[J]. 中国农业科学, 2015,48(17):3515-3523.
- [2] 朱国仁, 李宝聚. 设施蔬菜产业可持续发展的病虫防治对策[J]. 中国蔬菜, 2000,1(s1):5.
- [3] 吴孔明. 中国农作物病虫害防控科技的发展方向[J]. 农学学报, 2018(1):35-38.
- [4] C W, D G. Image-based orchard insect automated identification and classification method[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2012,89(3):110-115.
- [5] Shen W Z, Zhang C L, Chen Z L. Research on Automatic Counting Soybean Leaf Aphids System Based on Computer Vision Technology: 2007 international conference on machine learning and cybernetics, 2007[C].
- [6] Zou X, Ding W. Design of processing system for agricultural pests with digital signal processor[J]. Journal of Information & Computational Science, 2012,9(15):4575-4582.
- [7] Soliss áñchez L O, Garc áescalante J J, Casta ñedamiranda R, et al. Machine vision algorithm for whiteflies (*Bemisia tabaci* Genn.) scouting under greenhouse environment[J]. Journal of Applied Entomology, 2009,133(7):546-552.
- [8] 周志艳, 罗锡文, 张扬, 等. 农作物虫害的机器检测与监测技术研究进展[J]. 昆虫学报, 2010,53(1):98-109.
- [9] 郭敏, 尚志远. 储粮害虫声信号的检测和应用[J]. 物理, 2001,30(1):39-42.
- [10] 韩萍, 张红梅. 仓储物害虫分类识别中的声信号的特征提取[J]. 计算机工程与应用, 2003,39(14):215-217.
- [11] 姜玉英. 雷达监测农作物迁飞性害虫研究与应用前景[J]. 中国植保导刊, 2006,26(4):17-18.
- [12] 姚青, 吕军, 杨保军, 等. 基于图像的昆虫自动识别与计数研究进展[J]. 中国农业科学, 2011,44(14):2886-2899.
- [13] 陈梅香, 刘蒙蒙, 赵丽. 基于机器视觉的设施农业害虫监测技术研究进展与展望[J]. 农业工程技术, 2017,31(37):10-15.
- [14] Cho J, Choi J, Qiao M, et al. Automatic identification of whiteflies, aphids and thrips in greenhouse based on image analysis[J]. International Journal of Mathematics & Computers in Simulation, 2007,1(1):46-53.
- [15] Qiao M, Lim J, Ji C W, et al. Density estimation of *Bemisia tabaci* (Hemiptera: Aleyrodidae) in a greenhouse using sticky traps in conjunction with an image processing system[J]. Journal of Asia-Pacific Entomology, 2008,11(1):25-29.

- [16] 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.
- [17] Murakami S, Homma K, Koike T. Detection of small pests on vegetable leaves using GLCM [Z]. 2005.
- [18] Soliss áñchez L O, Garc áñescalante J J, Casta ñedamiranda R, et al. Machine vision algorithm for whiteflies (*Bemisia tabaci* Genn.) scouting under greenhouse environment[J]. Journal of Applied Entomology, 2009,133(7):546-552.
- [19] 沈佐锐, 于新文. 温室白粉虱自动计数技术研究初报[J]. 生态学报, 2001,21(1):94-99.
- [20] 邱白晶, 王天波, 李娟娟, 等. 黄瓜蚜虫的图像识别与计数方法[J]. 农业机械学报, 2010,41(8):151-155.
- [21] Guarnieri A, Maini S, Molari G, et al. Automatic trap for moth detection in integrated pest management.[J]. Bulletin of Insectology, 2011,64(2):247-251.
- [22] Fukatsu T, Watanabe T, Hu H, et al. Field monitoring support system for the occurrence of *Leptocoris chinensis* Dallas (Hemiptera: Alydidae) using synthetic attractants, Field Servers, and image analysis[J]. Computers & Electronics in Agriculture, 2012,80(1):8-16.
- [23] Ding W, Taylor G. Automatic moth detection from trap images for pest management[J]. Computers & Electronics in Agriculture, 2016,123(C):17-28.
- [24] 田冉, 陈梅香, 董大明, 等. 红外传感器与机器视觉融合的果树害虫识别及计数方法[J]. 农业工程学报, 2016,32(20):195-201.
- [25] E G, Y C, A H, et al. Development of an automatic monitoring trap for Mediterranean fruit fly (*Ceratitis capitata*) to optimize control applications frequency[J]. Computers & Electronics in Agriculture, 2017,139:115-125.
- [26] Martin V, Thonnat M. A Cognitive Vision Approach to Image Segmentation [M]. InTech, 2008.
- [27] Espinoza K, Valera D L, Molina-Aiz F D. 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.
- [28] Ebrahimi M A, Khoshtaghaza M H, Minaei S, et al. Vision-based pest detection based on SVM classification method[J]. Computers & Electronics in Agriculture, 2017,137(C):52-58.
- [29] 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.
- [30] 王志彬, 王开义, 张水发, 等. 基于K-means聚类和椭圆拟合方法的白粉虱计数算法[J]. 农业工程学报, 2014,30(1):105-112.
- [31] Ebrahimi M A, Khoshtaghaza M H, Minaei S, et al. Vision-based pest detection based on SVM

- classification method[J]. Computers & Electronics in Agriculture, 2017,137(C):52-58.
- [32] 刘艳, 赵英良. Otsu多阈值快速求解算法[J]. 计算机应用, 2011,31(12):3363-3365.
- [33] Ning J, Zhang L, Zhang D, et al. Interactive image segmentation by maximal similarity based region merging [J]. Pattern Recognition, 2010,43(2):445-456.
- [34] 陈月华, 胡晓光, 张长利. 基于机器视觉的小麦害虫分割算法研究[J]. 农业工程学报, 2007,23(12):187-191.
- [35] 王泽华, 石宝才, 宫亚军, 等. 棕榈蓟马的识别与防治[J]. 中国蔬菜, 2013,1(13):28-29.
- [36] 王泽华, 石宝才, 魏书军, 等. 烟粉虱的识别与防治[J]. 中国蔬菜, 2012(15):27-28.
- [37] 邵慧娟. 常用颜色模型[J]. 电子世界, 2013(3):57-58.
- [38] 杨丹, 赵海滨, 龙哲. MATLAB图像处理实例详解[M]. 清华大学出版社, 2013.
- [39] 蒋亚军. 三种常用颜色模型的比较研究[J]. 湖南科技学院学报, 2007,28(4):37-38.
- [40] 杨康叶, 邬春学. 基于RGB模型颜色相似性的彩色图像分割[J]. 计算机系统应用, 2013,22(3):128-131.
- [41] 汤慧梅, 赵跃进. 分数阶微分的CIE L~*a~*b~*颜色空间边缘检测[J]. 中国图象图形学报, 2013,18(6):19-27.
- [42] Xu L. A New Method for License Plate Detection Based on Color and Edge Information of Lab Space: International Conference on Multimedia and Signal Processing, 2011[C].
- [43] 杨飚, 杨苓. Lab颜色空间和形态学处理相结合的双行车牌定位方法[J]. 科学技术与工程, 2014,14(26):108-110.
- [44] Wang X, Hänsch R, Ma L, et al. Comparison of different color spaces for image segmentation using graph-cut[J]. Computer Communications, 2014,4(1):3-9.
- [45] 郭显久. 一种新的基于小波变换的边缘检测算法[J]. 大连海洋大学学报, 2005,20(2):158-162.
- [46] 厉梁. 基于图像识别技术的农业虫害远程自动监测系统的研究[D]. 浙江工业大学, 2012.
- [47] 王孝国, 王景玉, 张雄伟. 基于特定理论工具的图像分割方法综述[C]//全国青年通信学术会议. 2004.
- [48] 魏伟波, 芮筱亭. 图像边缘检测方法研究[J]. 计算机工程与应用, 2006,42(30):88-91.
- [49] 拓小明, 李云红, 刘旭, 等. 基于Canny算子与阈值分割的边缘检测算法[J]. 西安工程大学学报, 2014(6):745-749.
- [50] 贺桂娇. 几种经典的图像边缘检测算子分析比较[J]. 计算机光盘软件与应用, 2014(9):182-183.
- [51] 王丹丹, 徐越, 宋怀波, 等. 融合K-means与Ncut算法的无遮挡双重叠苹果目标分割与重建[J]. 农业工程学报, 2015,31(10):227-234.

-
- [52] Tolliver D A, Miller G L. Graph Partitioning by Spectral Rounding: Applications in Image Segmentation and Clustering[C]// IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2006:1053-1060.
 - [53] Lu W J, Yan Z Z. Improved FCM Algorithm Based on K-Means and Granular Computing[J]. Journal of Intelligent Systems, 2014,24(2):215-222.
 - [54] 杨信廷, 孙文娟, 李明, 等. 基于K均值聚类和开闭交替滤波的黄瓜叶片水滴荧光图像分割[J]. 农业工程学报, 2016,32(17):136-143.
 - [55] 李文勇, 李明, 陈梅香, 等. 基于机器视觉的作物多姿态害虫特征提取与分类方法[J]. 农业工程学报, 2014,30(14):154-162.
 - [56] 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.
 - [57] 田村秀行. 计算机图像处理[M]. 科学出版社, 2004.
 - [58] Vapnik, Vladimir N. The nature of statistical learning theory[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 8(6):1564-1564.
 - [59] 边肇祺, 张学工. 模式识别. 第2版[M]. 清华大学出版社, 2000.
 - [60] Chapelle O, Haffner P, Vapnik V N. Support vector machines for histogram-based image classification.[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1999,10(5):1055.
 - [61] 范立南. 图像处理与模式识别[M]. 科学出版社, 2007.
 - [62] 张海波, 董槐林, 龙飞, 等. 基于BP神经网络的图像识别研究[J]. 计算机与现代化, 2008,2008(5):17-19.
 - [63] 任智斌, 隋永新, 杨英慧, 等. 在均匀颜色空间中实现彩色图像的颜色量化[J]. 光学精密工程, 2002, 10(4):340-345.
 - [64] 伍强. 复杂光照条件下的人脸识别算法研究[D]. 东北大学, 2013.
 - [65] 罗璐. 不同光照和遮挡条件下的人脸识别算法研究[D]. 江西理工大学, 2015.

附 录

攻读硕士学位期间的科研成果

一. 攻读硕士学位期间已发表的论文:

- 1) 杨信廷, 刘蒙蒙, 许建平, 等.自动监测装置用温室粉虱和蓟马成虫图像分割识别算法研究[J]. 农业工程学报, 2018, 34(1):164-170
- 2) 陈梅香, 刘蒙蒙, 赵丽, 等. 基于机器视觉的设施农业害虫监测技术研究进展与展望[J]. 农业工程技术, 2017(31):9-15
- 3) 刘蒙蒙, 赵丽, 许建平, 等. 基于机器视觉的温室害虫自动监测设备研究 [C]// 中国植物保护学会第十二次全国会员代表大会暨学术年会. 2017.

二. 攻读硕士期间申请的专利:

- 1) 李明,赵丽,刘蒙蒙,陈梅香,温冬梅,柳瑞,杨信廷.一种温室粘虫板害虫自动识别分类方法及系统 (发明专利, 实审)
- 2) 赵丽,温冬梅,柳瑞,刘蒙蒙,陈梅香,李明,杨信廷.一种温室粘虫板害虫自动监测系统 (实用新型专利, 授权号 201721254602.5)

致 谢

光阴似箭，三年的研究生求学生涯即将落下帷幕。这一路走来，遇到过挫折、取得过小欣喜，是恩师、朋友、家人、农科院兄弟姐妹的鼓励和帮助伴随我一路成长。首先，我要深切感谢我父母多年来的养育和教育之恩，正是你们无私的付出、悉心的教导、热切的关爱、深深的支持、永远的坚强后盾，才培养出今天的我，无论将来如何，你们都是我人生中最宝贵的财富。

再次，我的导师杨信廷研究员是我最想感谢的人之一，是他的耐心指导与严格要求才使我顺利完成了论文的写作。杨老师有着严谨的科研态度、渊博的学识、深厚的学术背景和平易近人的导师风范。杨信廷老师的一丝不苟的工作态度、孜孜不倦的工作习惯令我十分敬佩，并深深地影响着我，他将一直是我今后工作和学习中不断奋进的学习榜样。再次向杨老师表达我由衷的尊敬、诚挚的感谢与美好的祝福。

同时，感谢在论文的完成过程中提供耐心指导的李明、陈梅香老师。李老师在我整个研究进程中，帮我细致分析课题方向与研究思路，在我总结实验、写小论文中悉心指导，有时亲力亲为、甚至深夜修改，我心永怀感激。也要感谢在论文撰写、修改期间给我提出建议的韩佳伟师兄，感谢在课题研究过程中为我提供帮助的赵丽、温冬梅、孙文娟师姐，感谢在实验过程中一直协助我展开实验的纪涛、刘冉，王珊珊、张翔、郭强、马腾、田洁、周静静等几位同学在日常学习生活中所给予的帮助，感谢在一起工作、学习、生活过的所有师兄师姐师弟师妹，感谢国家农业信息化工程技术研究中心所有的同事们，谢谢你们一直以来的关照和帮助！

最后，我要感谢即将参加论文答辩以及评阅的各位老师、教授与专家，在此致以由衷的谢意！