



## 摘要

农业与民生和经济发展息息相关，对农业发展科学化的关注既是民生需求，也是经济稳步发展的迫切需求。病虫害是影响农作物生长的重要因素，对农作物的产量和品质都能造成无法估计的损害。

针对目前广大农业产区农业植保人员稀缺、病虫害识难度大等问题，论文在当前已有的研究基础上进行设计，提出了一套基于机器视觉的远程害虫种类识别和数量检测系统，该系统能够在农业产区进行害虫捕杀和图像采集，同时将昆虫图像上传到虫类鉴别服务器进行昆虫识别。论文以机器视觉为核心，利用 OpenCV 开源视觉库，研究和实现了昆虫识别的完整流程。论文研究的内容主要包括：

（1）对昆虫图像进行图像预处理的研究。使用了加权平均法对图像进行灰度化处理，再使用高斯滤波对图像进行平滑处理，最后使用大津法对灰度化后的图像进行二值化处理。

（2）对昆虫图像进行特征提取的研究。使用 OpenCV 对二值化后的图像进行轮廓查找，同时实现昆虫计数，然后分别针对昆虫轮廓的矩形度、延长度、似圆度、球状性、叶状性进行数学定义和特征提取。

（3）对昆虫识别进行了分类器的研究。选取了逻辑斯蒂回归模型、线性 SVM 模型和 K 临近模型进行分类器的训练和测试，比较了三种分类器在昆虫识别上的性能。

论文对基于机器视觉的昆虫种类及数量检测机制进行了研究，并在此基础上实现了昆虫的识别和计数。

**关键词：**昆虫识别；机器视觉；图像处理；机器学习；

# ABSTRACT

Agriculture is closely related to people's livelihood and economic development. Scientific research on the development of agriculture is not only the need for people's livelihood, but also the urgent need for steady economic development. Pests are important factors that affecting the growth of crops, and pests can cause unpredictable damage to the yield and quality of crops.

To deal with the problems such as the scarcity of agricultural plant protection personnel and the difficulty of identification for pest and disease, This paper presents a set of remote pest species identification and quantity detection system based on machine vision, which is based on the existing research. This system is capable of pest killing and image acquisition in agriculture areas, while uploading pest images to insect identification servers for insect identification. This paper the use of OpenCV open source vision library. This paper includes the following contents:

- (1) Research on image preprocessing of insect image. Use the weighted average method to gray the image, and then use Gaussian filtering to smooth the image. Finally, binarize the gray scale image by OTSU method.
- (2) Research on Feature Extraction of insect image. Use OpenCV to find the contour of binarized image, while realized the insect counting. Then propose the mathematical definition of insect features and extract the insect features, insect features include rectangularity, elongation, roundness, sphericity, leafy.
- (3) Research on Classifier for insect identification. This paper chose the logistic regression model, the linear SVM model and the k-nearest neighbors model as the insect classifier to training and testing. Then compare the performance of three classifiers on insect identification.

This paper studies the counting and identification of insects based on machine vision, achieve the counting and identification of insects.

**Key words :** Insects Identification; Machine Vision; Image Processing; Machine Learning

# 目 录

摘 要 .....	I
ABSTRACT .....	II
目 录 .....	III
第 1 章 绪论 .....	1
1.1 课题研究的背景和意义 .....	1
1.2 国内外研究现状 .....	1
1.2.1 国内研究现状 .....	2
1.2.2 国外研究现状 .....	2
1.3 研究的内容和目的 .....	3
1.3.1 研究内容 .....	3
1.3.2 研究目的 .....	3
1.4 章节安排 .....	4
第 2 章 系统总体设计 .....	5
2.1 系统设计目标 .....	5
2.2 系统总体架构 .....	5
2.3 图像采集节点 .....	6
2.3.1 装置总体设计 .....	6
2.3.2 运行流程 .....	9
2.4 虫类鉴别服务器和虫类信息数据库设计 .....	10
2.4.1 服务器设计 .....	10
2.4.2 服务器虫类分类器实现 .....	11
2.4.3 PC 上的昆虫分类识别软件 .....	12
第 3 章 昆虫图像预处理与计数研究 .....	15
3.1 昆虫图像的采集 .....	15
3.2 昆虫图像的预处理 .....	16

3.2.1 图像的灰度化, 高斯滤波和尺度变换.....	16
3.2.2 二值化.....	17
3.2.3 大津法 OTSU 在昆虫图像二值化上的应用.....	18
3.3 昆虫图像的计数.....	20
3.3.1 检测轮廓.....	20
3.3.2 昆虫计数.....	20
<b>第 4 章 昆虫图像特征提取与识别研究 .....</b>	<b>23</b>
4.1 特征的选取.....	23
4.2 特征描述以及提取方式.....	23
4.3 分类器的选择和训练 .....	32
4.4 机器学习结果分析 .....	33
4.4.1 性能评价指标 .....	33
4.4.2 三种分类器的性能比较.....	34
<b>第 5 章 总结与展望 .....</b>	<b>37</b>
5.1 总结 .....	37
5.1.1 完成的工作 .....	37
5.1.2 创新点和不足之处 .....	37
5.2 展望 .....	38
致谢.....	错误!未定义书签。
参考文献.....	40
附录一: 部分昆虫图像样本.....	42
附录二: OTSU 的 PYTHON 实现 .....	44
附录三: 英文文献翻译.....	错误!未定义书签。

# 第 1 章 绪论

## 1.1 课题研究的背景和意义

农业是与人类生活紧密联系，息息相关的产业。因此，只有大力发展农业，并且将最新的科技创新技术应用在农业的发展商，确保农业产品的高质高量供应，才能确保经济稳步持续发展。

由于自然气候反常变化和农业灾害频繁发生的影响，农作物的收获量和农业的发展受到了严重的制约，其中病虫害是导致农作物减产减收的主要因素。在防治病虫害方面，大部分地区依旧采用化学防治方法，农药的滥用带来了食品安全、环境污染、生态破坏等诸多问题。为了实现农业的科学化管理，需要对害虫进行准确的识别，目前农业产区的害虫种类识别主要是依靠农业植保人员的人工识别，但是植保人员的有限和专业技术人才的匮乏，难以覆盖全国各地广大的农业产区，因此研究一套及时采集害虫图像的设备以及一套快速检测识别害虫种类的技术，具有十分重要的意义。

随着计算机视觉技术和机器视觉技术的高速发展，依据高分辨率相机采集的清晰昆虫图片，应用图像处理算法，进行昆虫的视觉特征的提取成为了现实。使用高清相机捕获到的昆虫图像包含了以下视觉特征：形状特征、颜色特征和纹理特征，我们可以在对这些特征的分析的基础上进行昆虫的分类和识别。这种基于机器视觉的害虫识别方法，不仅可以解决农业植保人员不足带来的农业害虫识别难题，还有助于及时收集农业害虫的信息，建立各地农业害虫的档案，从而建立起害虫数据库，依靠分析害虫的历史档案，进行虫情爆发的预测，提前进行害虫的防治。因此，建立起一套基于机器视觉的农业害虫分类识别方法，能够解决害虫识别难题，提高农作物产量，具有深远的研究价值和意义。

## 1.2 国内外研究现状

目前，国内外都在应用机器视觉研究昆虫识别系统，并应用在多种不同的使用场景。

### 1.2.1 国内研究现状

设计的重点在于,如何应用机器视觉和图像处理技术,对获取的昆虫图像进行处理和分析,进而识别图像中的昆虫种类。中国农业大学植物保护学院的赵汗青等使用昆虫数学形态特征中的面积和周长等 11 项特征,对选择的多种昆虫进行了自动鉴别的研究,从而得到如何给各项特征值分配权重<sup>[1]</sup>。中国农业大学农学与生物技术学院的杨红珍等建立了一套昆虫识别系统,提取了 12 个形态特征值,包括了 7 个 Hu 不变矩和似圆度、延长度、球状性、叶状性、矩形度等特征;还有颜色特征值,包括红、绿、蓝灰度直方图及基于红、绿的二维色度直方图等,达到了很高的准确率<sup>[2]</sup>。浙江工商大学的竺乐庆等以识别鳞翅目昆虫为目的,提出了将 RGB 图像像素值映射到 11 种颜色名空间形成颜色名视觉词袋特征,其次提取 OpponentSIFT 特征形成 OpponentSIFT 视觉词袋,用两种词袋特征进行训练分类<sup>[3]</sup>。西南林学院的于新文等以棉铃虫的识别为例,提出了提取和测量了 9 个昆虫图像的形态特征,它们分别包括:虫体轮廓周长、虫体面积、虫体偏心率、虫体外表孔洞、虫体轮廓圆形性、虫体似圆度、虫体球状性、虫体叶状性等形态特征值<sup>[4]</sup>。

### 1.2.2 国外研究现状

美国华盛顿大学的 Natalia Larios 等以石虱幼虫为实验对象,提出了一种自动快速通道分类方法,包括:(a)识别感兴趣区域,(b)将这些区域表示为 SIFT 向量,(c)将 SIFT 向量分类转换为学习的“特征”,用以形成检测到的特征的直方图,(d)最后用先进的集成分类算法对特征直方图进行分类。其中,对于(a)部分,作者开发了一种基于曲率的区域检测器(PCBR),精度较高<sup>[5]</sup>。Yilmaz Kaya 等针对识别蝴蝶品种,提出了一种基于极限学习机(ELM)和 Gabor 滤波器(GF),作者在空间域中设计了包括 5 个频率和 4 个方向的 20 个滤镜,使用 GFs 提取纹理特征,使用 ELM 进行蝴蝶种类的诊断,并得出了使用 ELM 蝴蝶种类诊断的成功率更高的结论<sup>[7]</sup>。

## 1.3 研究的内容和目的

### 1.3.1 研究内容

论文为解决农业产区害虫识别的难题，提出了一种基于机器视觉的害虫种类及数量检测方案，并完成了如下工作：

（1）设计实现了一套可应用于野外的害虫捕获和图像采集装置。该装置放置在农业种植区域，24 小时进行害虫的诱杀和图像采集，同时，装置可以通过无线网络将害虫图像上传至农业监控中心虫类鉴别服务器，并进行害虫种类的识别，进行产区内害虫种类数目的信息收集。

（2）开发了一套的适用于苍蝇粘板等包含多数昆虫设备的图像的基于机器视觉的昆虫计数工作方法。该方法首先对包含多数昆虫的图片进行二值化预处理，然后进行轮廓的查找，并进行轮廓的计数，得到的数目约等于图片中的昆虫数目。

（3）开发了一套适用于本套图像采集装置的基于机器视觉的昆虫识别工作方法和流程。该方法在参照前人工作成果的基础山，选取了昆虫形态特征中的昆虫矩形度、昆虫延长度、昆虫圆形度、昆虫球状性、昆虫叶状性等 5 个特征，进行昆虫图像的特征提取。之后，采用逻辑斯蒂回归模型、线性 SVM 模型和 K 邻近分类器分别进行训练，并测试比较训练结果，以进行分类器算法的筛选。

（4）设计了一套远程害虫自动识别系统，结合上述三个功能，该系统可以实现：在图像采集节点进行害虫捕获和昆虫图像采集，在虫类鉴别服务器进行昆虫图像的识别和分类。

### 1.3.2 研究目的

研究的目的在于建立一套远程病虫害自动识别系统，有助于缓解农业植保人员和病虫害鉴定专家的人力资源紧张，有助于病虫害知识有限的农业人员进行及时的病虫害检测，并且，通过害虫种类数目的监测和信息收集，定期对昆虫数据进行整理和分析，建立病虫害爆发的规律模型，进而预测判断病虫害爆发的时间，及时通知农业植物保护人员和农户进行合理地科学地预防。提高农作物产量和质量。



## 1.4 章节安排

论文章节安排如下：

第1章：绪论。介绍害虫识别和计数的背景和研究意义，通过介绍国内外相关研究，提出了自己设计的远程害虫自动识别计数系统，最后介绍了论文的论文架构。

第2章：系统总体设计。介绍系统的设计目标，分别介绍硬件设备端的设计和害虫识别软件的设计，最终将两种功能整合到一起，介绍了设计的远程害虫自动识别计数系统。

第3章：昆虫图像预处理和计数研究。介绍了如何对昆虫图像进行预处理，包括灰度化、高斯滤波和二值化。同时介绍了大津法在图像二值化中的作用，最后介绍了如何使用查找轮廓的方式对图像上的昆虫进行计数。

第4章：昆虫图像特征提取与识别研究。该部分是论文的重点部分，也是论文着重精力研究的部分。先介绍了昆虫图像形状特征参数的选择、理由及其数学描述，然后介绍了对昆虫图像如何进行特征提取，最后介绍了如何在收集了昆虫特征参数之后应用机器学习进行昆虫分类模型的训练和测试。

第5章：总结与展望。总结了论文对昆虫识别分类和计数的设计，提出了论文的创新点，对研究的结果进行了综合评价，设计达到了预期的要求。最后对论文提出了不足之处，对之后的改进工作进行了深刻的展望。

## 第 2 章 系统总体设计

### 2.1 系统设计目标

设计旨在针对农业产区内对害虫识别的需求，设计出一套基于机器视觉的害虫识别系统，功能包括种类识别和数量检测。该系统包括：一台能够在野外进行实时诱捕昆虫和昆虫图像采集的设备，一款能在个人 PC 上进行昆虫图像处理和种类鉴别的识别软件，和一个用来保存昆虫图像采集时间、地点、周围环境信息和判断结果的数据库。

### 2.2 系统总体架构

系统总体架构如图 2.1 所示：

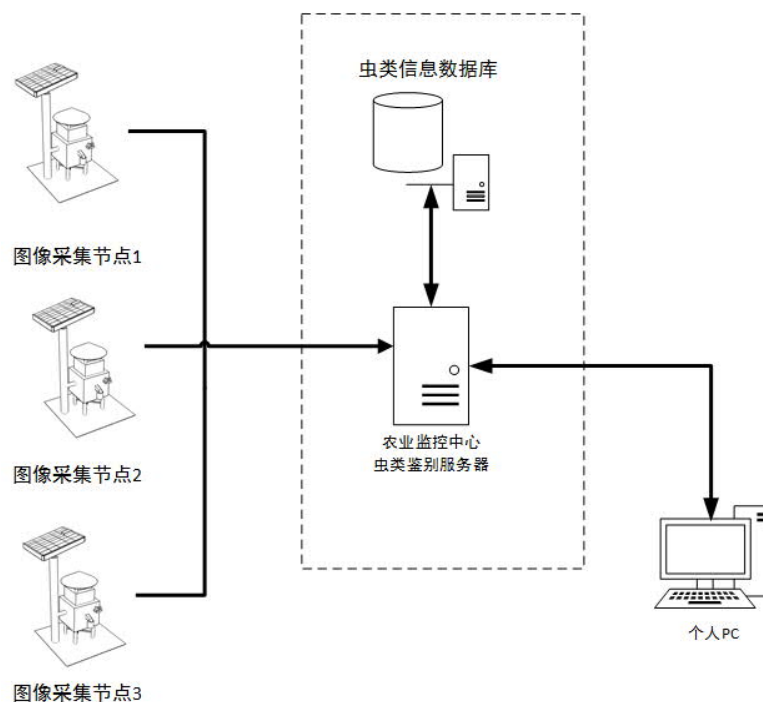


图 2.1 系统总体架构

由图 2.1 可见，整个系统由四部分模块：图像采集节点、农业监控中心虫类鉴别服务器、虫类信息服务器、个人 PC。

（1）图像采集节点分布在农业产区的各个安置点，用来对整个农业产区的昆虫虫情进行监控。当图像采集节点诱杀昆虫并捕获昆虫图像之后，节点内的嵌入式计算机将图像和当时的节点信息上传到农业监控中心虫类鉴别服务器，其中上述

节点信息包括捕获图像时的时间、地点、图像采集装置节点编号、周围环境信息（由装置内的环境监测站提供）。

（2）农业监控中心虫类鉴别服务器位于农业监控中心，同时配套有用于观察实时信息的显示屏幕。当农业监控中心服务器接收到图像采集节点发送的昆虫图像时，服务器调用预先编程好的昆虫图像特征提取程序，进行昆虫图像的特征提取，进而使用预先训练好的昆虫分类器对提取到的特征参数进行计算分析，最终对接收到的昆虫图像进行分类识别决策。

（3）当农业监控中心虫类鉴别服务器将图像采集节点上传的图片进行分类决策后，服务器将接收到的昆虫图片和节点信息以及分类器识别结果一起保存到虫类信息数据库中，进行存储。同时在虫类信息数据库设置各种警报线，例如在某一农业产区当天或者当月捕杀的昆虫数目到达上限值后，虫类信息数据库可以达到警报触发，及时通知到相关的农业植保人员。除此之外，虫类信息数据库可以设定自动报表，当天或者当月对指定农业产区的昆虫种类和数目生成报表工相关农业植保人员查阅。

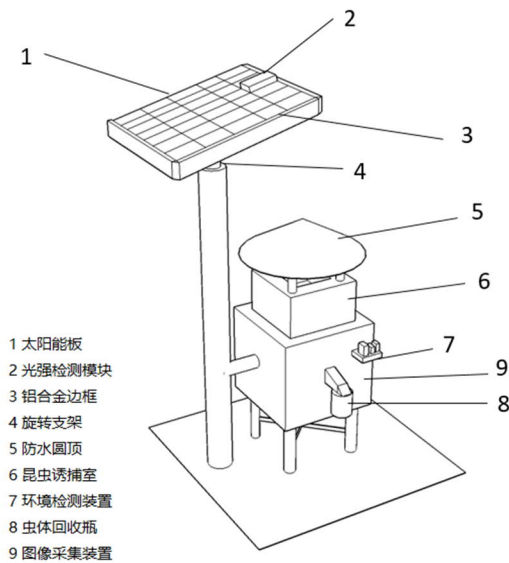
（4）各个农业产区的农业植保人员和农户分别对服务器和数据库拥有不同的操作和查阅权限，他们可以在自己的个人 PC 上及时查看自己权限范围内的昆虫监控信息。

（5）相关的农业植保人员和昆虫鉴定专家组织定时定期的数据库审查，通过将昆虫分类器错误分类的案例及时纠正，并且将纠正过后的案例收集供给昆虫分类器分类算法作为样本使用，进而达到进一步提高昆虫分类器准确度和精确率的作用。

## 2.3 图像采集节点

### 2.3.1 装置总体设计

图 2.2 是论文设计的一种基于机器视觉的远程昆虫识别和计数装置的示意图，包括太阳能供电装置、防水圆顶、昆虫诱捕室、图像采集装置、环境监测装置、虫体回收瓶。



(a)



(b)

图 2.2 (a)装置总体设计结构图 (b) 图像采集节点实物图

其中，太阳能供电装置包括太阳能板、光强检测模块、旋转支架，太阳能蓄电池安装在装置箱体内部。太阳能板与旋转支架通过螺丝固定，光强检测模块安装在太阳能板正上方。工作室，光强检测模块检测光强变化，控制旋转支架旋转至最佳位置，使太阳能板正对太阳，使太阳能转化效率最高。

除此之外，昆虫诱捕室包括昆虫诱剂托盘、诱虫灯源、杀虫灯源。在白天，诱虫灯源关闭，昆虫诱剂托盘上的诱剂吸引昆虫飞入昆虫诱捕室，位于箱体内部的杀虫灯源捕杀昆虫后，昆虫虫体掉落连接通道进入图像采集室；在夜晚，诱虫灯源打开，利用昆虫的趋光性，吸引昆虫进入昆虫诱捕室，杀虫灯源捕杀昆虫后，昆虫虫体掉落连接通道进入图像采集室。

图 2.3 是设计的装置内部图像采集区域示意图，当有昆虫虫体通过捕获室通道调入图像采集室时，传送带开始工作，带动昆虫虫体缓慢通过图像采集区域，其中，图像采集区域有分布在三个不同角度的微型摄像机组成，当系统检测到图像采集区域内有物体通过时，微型摄像机快速捕获虫体图像，保存至系统存储器中，当昆虫虫体通过图像采集区域后，当系统检测到连续 5 分钟图像采集区域没有物体时，图像采集装置停止工作。

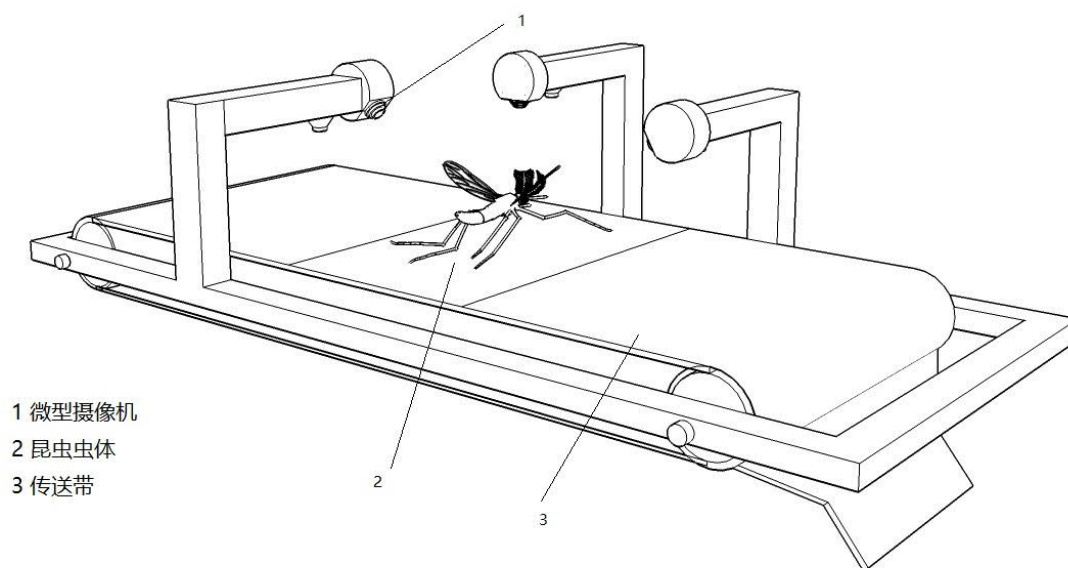


图 2.3 图像采集区域示意图

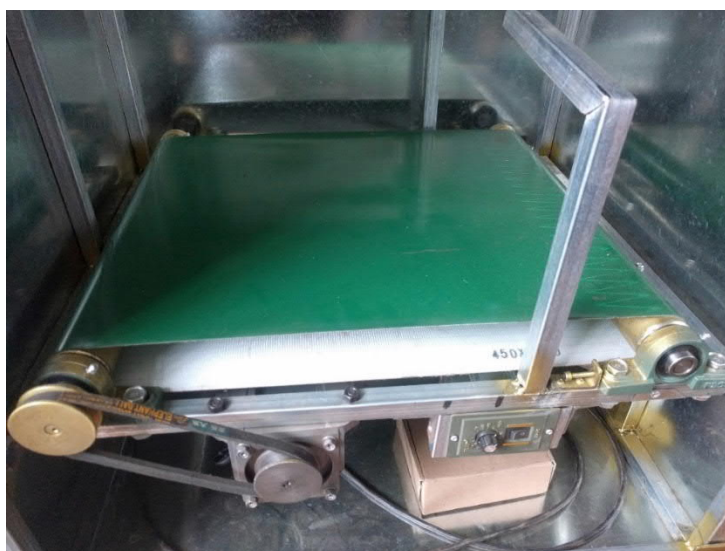


图 2.4 图像采集区域实际图

同时，图像采集装置还可配有环境监测装置，装置包括但不限于以下传感器：光强传感器、空气温湿度传感器、土壤湿度传感器。其中光强传感器可以检测阳光强度，为太阳能板的旋转提供信息参考，空气温湿度传感器可以监测图像检测节点附近的空气温湿度信息，土壤温湿度传感器安装在节点下方，可以实时采集土壤的湿度情况，为农业灌溉提供参考。环境监测装置留有多路模拟输入接口和数字输入接口，可以按照环境监测的需要添加相应的传感器。

整个装置的运行由嵌入式计算机、存储器和 4G 传输模块组成。嵌入式计算机负责控制传送带的开始和停止；负责获取环境监测装置上的传感器的输出值，存储到存储器中，并定时向农业监测服务中心发送；负责获取昆虫虫体的图片存储到存储器中，并实时通过 4G 模块发送至农业监控中心虫类鉴别服务器中，并接受返回的服务器鉴别结果，在节点上显示。

### 2.3.2 运行流程

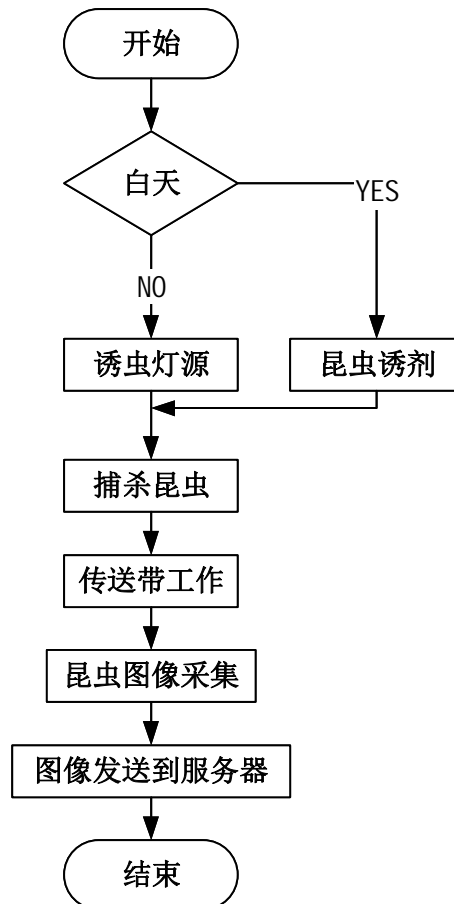


图 2.5 装置运行流程图

如图 2.5 所示，整套装置有嵌入式计算机控制，分别在白天和夜晚使用不同的诱捕方法对农业产区内的害虫实施捕获，并进行图像的采集，害虫的捕获和图像的采集分别在昆虫捕获室和图像采集装置内进行，图像采集装置内装有的三个微型相机可以从不同角度对昆虫进行高清的图像采集，图像采集完成之后，控制系统可以将图像存储到本地存储器，同时通过 4G 高速网络将图片发送到农业监测中心虫类监测服务器中进行识别，获得结果之后将图像的识别结果保存在本地，供农户及时查看最近的昆虫监测信息。

同时，图像采集节点同时包含环境监测站的功能，集成了诸多用于环境监测的传感器，可以同时检测空气温湿度、光照强度、土壤湿度等一些列和农作物生长息息相关的环境参数。图像采集实时采集完这些环境数据之后，通过定时器定时将这些环境信息发送到农业监测中心，农业监测中心的专家可以对病虫害的数量和种类跟环境信息联系起来，做出更多研究。

## 2.4 虫类鉴别服务器和虫类信息数据库设计

### 2.4.1 服务器设计

虫类鉴别服务器的建立旨在将昆虫图像的识别功能集中到一起，使用配置更加高级、功能更加强大的服务器对图像进行识别，替代了传统工作方法中在端节点使用功能有限、效率不高的单片机进行图像处理的方式。

根据题目的要求，分析并给出了以下功能需求：

- (1) 接受来自远程图像采集节点的图像数据
- (2) 对图像进行预处理和图像特征提取
- (3) 能够根据图像的特征值使用机器学习分类器进行分类决策
- (4) 将图像识别结果和环境信息保存到数据库中
- (5) 能够通过网络页面显示虫情监测情况供相关人员查看

运行本套系统的服务器配置如表 2.1 所示：

表 2.1 虫类鉴别服务器配置表

操作系统	Ubuntu 16.04
内存	4G RAM
磁盘空间	1T 以上
设备支持	显示器、配套键鼠

运行本套系统还需要其他配置如下：

- Python 支持
- Node JS 支持
- FFmpeg 视频流编解码支持
- OpenCV 开源计算机视觉库支持
- MySQL 支持

### 2.4.2 服务器虫类分类器实现

服务器中虫类鉴别服务器使用 Python 编程语言，其优点在于拥有众多可供调用和修改的 package，包括适用于科学计算、机器学习等方面的诸多强大的计算工具，方便了论文的原理论证和程序实现。

同时，为了能够对昆虫图像实现图像的预处理和特征提取，设计使用了强大的开源计算机视觉库 OpenCV 作为图像处理的工具，OpenCV 包含了许多模块，包括了图像的灰度化、二值化、滤波等等，方便了论文的原理论证和实现。

昆虫图像的自动识别是建立在提前用训练样本将昆虫分类器训练完成的基础之上的，首先论文选取了三种分类器算法，旨在研究对比三种算法在昆虫识别方面的效果，进而挑选一种最佳的分类器算法，作为今后实际使用的分类器算法。

使用虫类鉴别服务器识别昆虫之前，需要先进行模型的训练和优化，分类器模型的学习过程如图 2.6 所示：

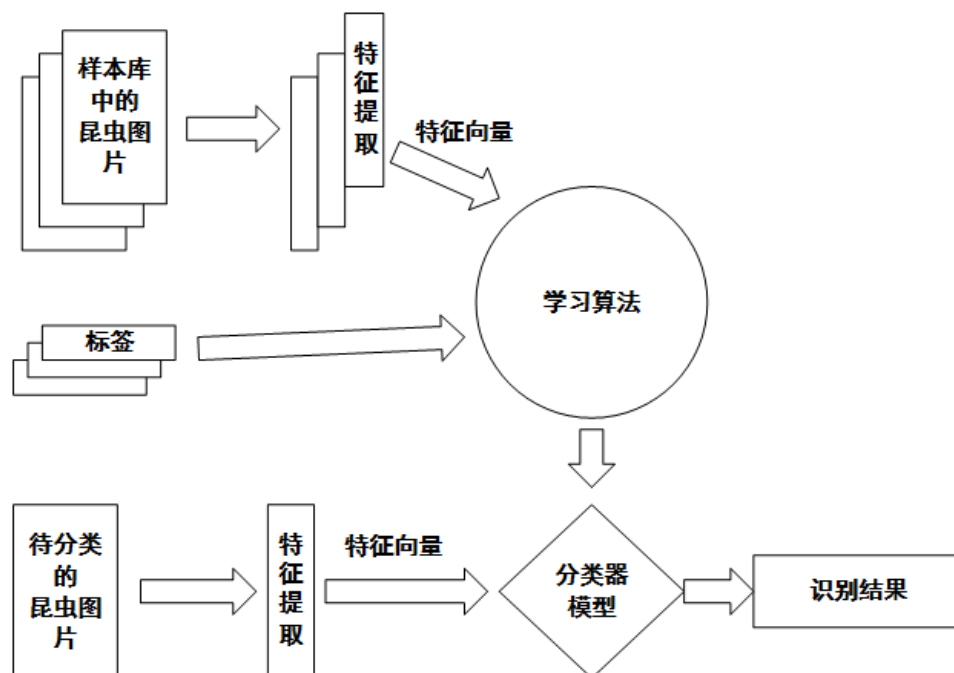


图 2.6 虫类鉴别服务器分类器模型的学习过程

在进行昆虫图片的分类识别之前，需要先将样本库中的图片进行特征值提取，提取的特征值列表作为特征向量，与标签一起输入学习分类器学习算法中，进行分类器的训练和优化。设计中，选取了昆虫的 5 个形态特征参数，包括昆虫轮廓



的矩形度、昆虫轮廓的延长度、昆虫轮廓的似圆度、昆虫轮廓的球状性、昆虫轮廓的叶状性。

设计使用 OpenCV 进行了昆虫轮廓的提取，并且在提取轮廓的基础上，对昆虫的轮廓进行上述几个形态特征的提取。

同时，在进行正常使用时，由农业植保人员和专业昆虫鉴别专家定期对存储在虫类信息库中的识别结果进行抽查，可以及时将错误的识别结果反馈给服务器的昆虫分类器，进而更进一步地提升昆虫分类器的性能。

### 2.4.3 PC 上的昆虫分类识别软件

为了能够对本次设计进行原理论证和测试，使用 Python 作为编程语言，开发了一款在 Windows10 上运行的软件。具体程序界面如图 2.7 所示：



图 2.7 昆虫分类识别软件

界面中包括：一个用以预览摄像头的窗口，一个用来显示处理之后图像的窗口，一个用来显示识别结果的标签和一个用来点击进行拍照的按钮。

图 2.8 介绍了论文设计的分类识别软件的运行过程。

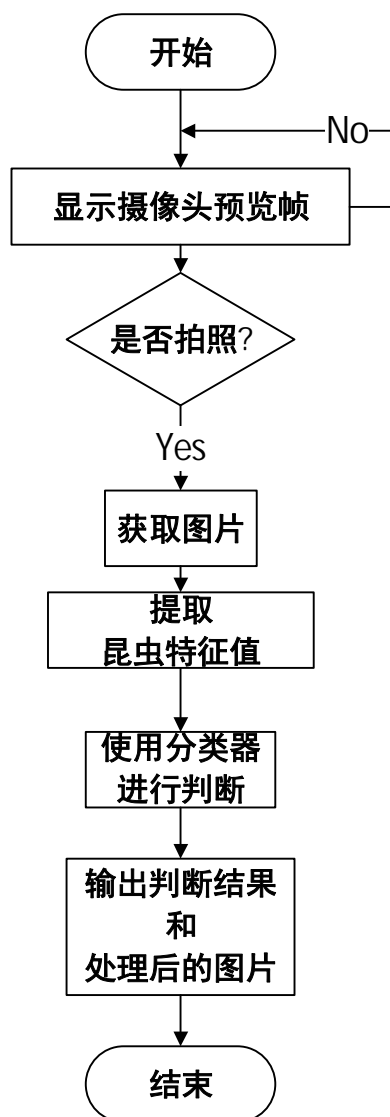


图 2.8 识别软件运行过程

具体的程序运行流程是：摄像头预览窗口进行摄像头的显示，当用户点击拍照按钮进行拍照获取后，照片使用在后台使用 OpenCV 进行特征值的提取，将提取出来的特征值使用提前训练完成的昆虫分类器模型进行识别判断，最终将识别的结果和处理结束的图片在界面上显示。



## 第 3 章 昆虫图像预处理与计数研究

### 3.1 昆虫图像的采集

在进行昆虫的识别原理论证的同时,为防止背景和光线对图像轮廓提取造成影响,论文中采用的昆虫样本图片均采用从互联网获取的,附录一展示部分昆虫样本图片,以白色作为背景,彩色昆虫图像作为前景的图像,如图 3.1 所示。



图 3.1 部分昆虫样本图像

对于昆虫计数原理的论证,论文选取了黄色粘蝇板作为实验对象,对图像中的昆虫进行计数统计。同时,在实验过程中,论文同样使用了大米的图像进行计数效果的测试。图像样本如图 3.2 所示。

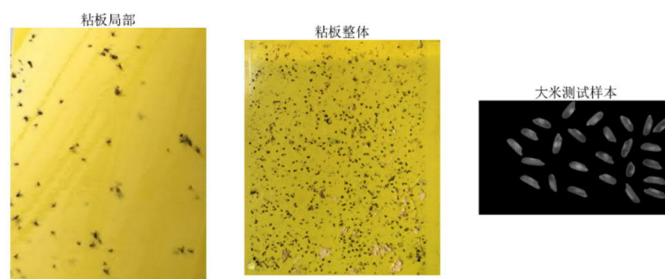


图 3.2 苍蝇粘板图像和大米图像

## 3.2 昆虫图像的预处理

### 3.2.1 图像的灰度化，高斯滤波和尺度变换

在机器视觉领域中，灰度图像是指将每个像素通过 8 位非线性尺寸保存，共计 256 种灰度。针对论文进行形态特征提取的方式，进行灰度化即抛弃了不需要的颜色特征等信息，又保留了对于形态特征提取有用的信息，同时易于编程，提高了运算速度。

论文使用灰度处理算法中的加权平均法对昆虫图像进行灰度化处理，由于科学研究中人眼对蓝色敏感度最低，绿色的敏感度最高，因此，论文按照式(3.1)对 RGB 图像中的三种分量进行加权平均，最终能得到合理的灰度图像。

$$\text{gray}(i,j) = 0.30 * R(i,j) + 0.59 * G(i,j) + 0.11 * B(i,j) \quad (3.1)$$

图灰度化后的样本图片，如图 3.3 所示。

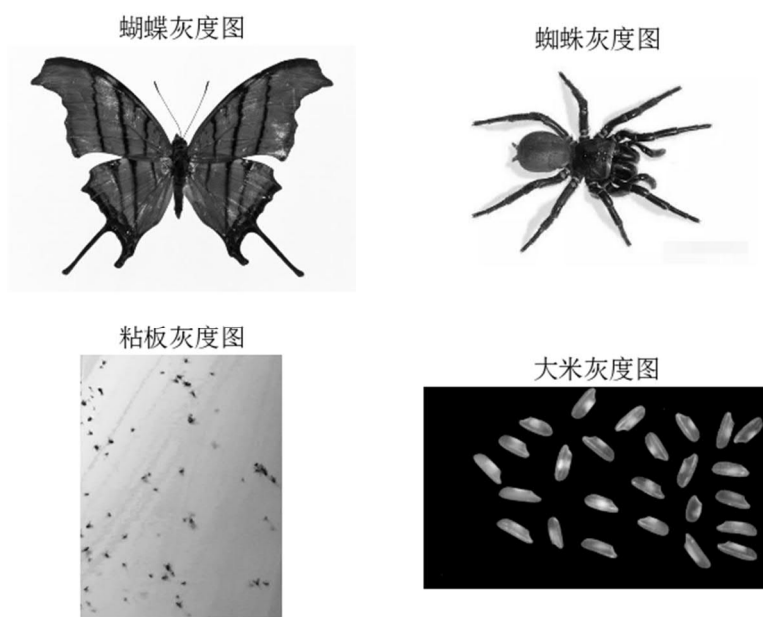


图 3.3 灰度化后图像

高斯滤波也叫高斯平滑，是一种应用在图像处理方面的线性平滑滤波算法，通常用来减少图像中的噪声干扰，广泛应用于图像处理的预处理阶段，用于减噪。高斯滤波在数学意义上就是对整幅图像的像素进行加权平均，图像中的每一个像素点的值，都是经过自身像素和周围像素加权平均后计算得到的值。

高斯滤波的具体操作是：使用一个指定大小的模板扫描图像中的像素，用模板确定的计算规则将邻域内像素进行加权平均后得到的灰度值去替代该模板中心像素点的值。

设计使用 $3 \times 3$ 模板，则计算公式如式（3.2）所示。

$$g(x, y) = \frac{f(x-1, y-1) + f(x-1, y+1) + f(x+1, y-1) + f(x+1, y+1) + f(x-1, y) + f(x, y-1) + f(x, y+1) + f(x+1, y) + f(x, y+1) + f(x, y) * 4}{16} \quad (3.2)$$

其中， $f(x, y)$ 为昆虫图像中 $(x, y)$ 点的灰度值， $g(x, y)$ 为该点经过高斯滤波后的值。

传统的图像识别项目，比如手写数字识别，都强掉在特征提取之前进行尺度变换，将样本图片大小变换成同一长宽规格的图片进行收集，为了方便后续的操作，但在本案例中，由于选取的昆虫形态特征参数中包括轮廓面积等跟轮廓形态特征密切相关的参数，一旦进行图像的尺度变换，势必会影响后续的特征提取操作，使得提取出来的参数“失真”，因此在本案例中，选择对收集的昆虫图像样本不做尺度变换。

### 3.2.2 二值化

由于提取昆虫形态特征之前，需要得到昆虫图像中昆虫的形态，因此需要将图像中昆虫形态和背景分离出来，也就是将昆虫的轮廓勾勒出来，从而区分出图像中的昆虫区域和非昆虫区域。

轮廓的查找是基于二值化之后的图像。二值化是属于图像分割的一种方法，在进行二值化图像时，先设定一个临界灰度值，把大于这个值的像素灰度设为灰度最大值，把小于这个值的像素灰度值设为灰度最小值。在二值化算法中，根据阈值选取的区别，分为自适应阈值和固定阈值。

设计在昆虫图像二值化过程中，对固定阈值和自适应阈值的效果进行了对比，在实验过程中发现，固定的一个阈值往往无法准确的将所有昆虫图像进行二值化，如果每次昆虫图像的二值化都需要人为的进行阈值调校的话，势必会增加工作量，

也不利于整个系统的自动化运行,因此选择了自适应阈值作为昆虫图像二值化的算法,下一小节中将介绍论文使用的自适应阈值的算法: 大津算法。

### 3.2.3 大津法 OTSU 在昆虫图像二值化上的应用

在计算机视觉和图像处理领域内, 大津法是用于图像二值化的常用算法, 1979 年由日本学者大津提出的大津法, 又名 OTSU, 是用来自动进行图像的二值化, 或者, 是将一张灰度化的图像退化成一张二值化的图像, 能够自适应确定理想的阈值。该算法假设一张图像包含两部分: 前景像素和背景像素, 然后计算出一个理想的阈值将该图像进行二值化, 进而将两部分进行分割, 这个最佳阈值能够使图像的类内方差最小, 或者说, 由于成对平方距离的总格使恒定不变的, 因此, 这个最佳阈值能够最大化图像的类间方差<sup>[8]</sup>。

算法的原理描述如下: 在大津算法中, 遍历每一个阈值, 使得图像的类内方差达到最小, 定义为两个类的方差的加权和, 计算公式如下:

$$\sigma_{\omega}^2(t) = \omega_0(t)\sigma_0^2(t) + \omega_1(t)\sigma_1^2(t) \quad (3.3)$$

权重 $\omega_0$ 和 $\omega_1$ 是被阈值  $t$  分开的两个类的概率, 而 $\sigma_0^2$ 和 $\sigma_1^2$ 是这两个类的方差。

两个类的概率 $\omega_{0,1}(t)$ 是由  $L$  直方图计算得出, 计算公式如下:

$$\omega_0(t) = \sum_{i=0}^{t-1} p(i) \quad (3.4)$$

$$\omega_1(t) = \sum_{i=t}^{L-1} p(i) \quad (3.5)$$

OTSU 算法证明了类间方差的最大化和类内方差的最小化是同样的原理, 如式 (3.6) 所示。

$$\begin{aligned} \sigma_b^2(t) &= \sigma^2 - \sigma_{\omega}^2(t) = \omega_0(\mu_0 - \mu_T)^2 + \omega_1(\mu_1 - \mu_T)^2 \\ &= \omega_0(t)\omega_1(t)[\mu_0(t) - \mu_1(t)]^2 \end{aligned} \quad (3.6)$$

上式用类概率 $\omega$ 和类均值 $\mu$ 来表示,同时类均值 $\mu_{0,1,T}(t)$ 用下述公式表示:

$$\mu_0(t) = \sum_{i=0}^{t-1} i \frac{p(i)}{\omega_0} \quad (3.7)$$

$$\mu_1(t) = \sum_{i=t}^{L-1} i \frac{p(i)}{\omega_1} \quad (3.8)$$

$$\mu_T = \sum_{i=0}^{L-1} ip(i) \quad (3.9)$$

易证下列关系：

$$\omega_0\mu_0 + \omega_1\mu_1 = \mu_T \quad (3.10)$$

$$\omega_0 + \omega_1 = 1 \quad (3.11)$$

类概率和类均值可以通过迭代计算。

算法的描述如下：

- (1) 计算每一个强度级的直方图和概率；
- (2) 设置 $\omega_i(0)$ 和 $\mu_i(0)$ 的初始值；
- (3) 遍历所有可能的阈值  $t=1 \dots$  最大强度：
  - a) 更新 $\omega_i$ 和 $\mu_i$ ；
  - b) 计算 $\sigma_b^2(t)$ ；
- (4) 所需的阈值对应于最大的 $\sigma_b^2(t)$ ；

OTSU 的 Python 实现附在附录二中。

论文将大津法应用在昆虫图像二值化上，取得了不错的效果，效果如图 3.4 所示，昆虫的外部轮廓与背景很明显的分割出来了。





图 3.4 二值化后图像

### 3.3 昆虫图像的计数

#### 3.3.1 检测轮廓

在此次毕业设计中，我使用开源计算机视觉库 OpenCV 作为图像处理的工具，OpenCV 的 `Imgproc` 模块在物体识别方面提供了函数 `findContours()` 用于对物体轮廓进行检测，该函数的实现算法是由 S. Suzuki K. Abe 于 1985 年发表在 CVGIP 上的论文“Topological Structural Analysis of Digitized Binary Images by Border Following”<sup>[8]</sup>中提出的，论文中详细叙述了轮廓决定层次结构的规则以及轮廓检测的方法，设计中使用 `findContours()` 函数对昆虫图像进行处理，为获得昆虫图像中昆虫的轮廓，为之后昆虫轮廓特征值的提取打下基础。

#### 3.3.2 昆虫计数

OpenCV 中对于轮廓检测提供了函数 `findContours()`，该函数对昆虫图像预处理后的二值化图像进行检测，返回一个点集列表，其中每一个点集都代表了图像中封闭的轮廓包含的点的集合。后续的昆虫特征提取都是在检测轮廓得到轮廓点集列表的基础上完成的。

通过对 `findContours()` 函数返回的点集列表进行计数，点集的个数则大概代表了图像中轮廓的个数，应在在实际场景中，则轮廓的个数代表了一张纸上大米的粒数，也代表了设计场景中一张苍蝇粘板上苍蝇等昆虫的个数。

使用大米计数的样本图片进行原理论证，效果图如图 3.5 所示，

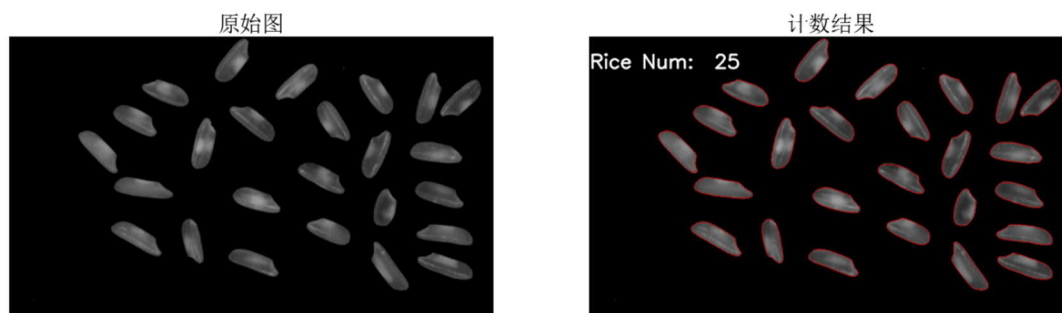


图 3.5 大米计数示意图

如上图所示，先将图像进行灰度化和二值化处理，再利用 OpenCV 提供的 `findContours()` 函数获取图像中各个轮廓的点集列表，对列表进行计数，则可获得图像中轮廓的数目，同时，为了便于效果展示，程序根据提供的点集，进行轮廓的绘制，每一粒大米的轮廓都被勾勒出来，显示在左上角的统计数目也是正确的。

苍蝇粘板数目检测的实际效果图如图 3.6 所示，

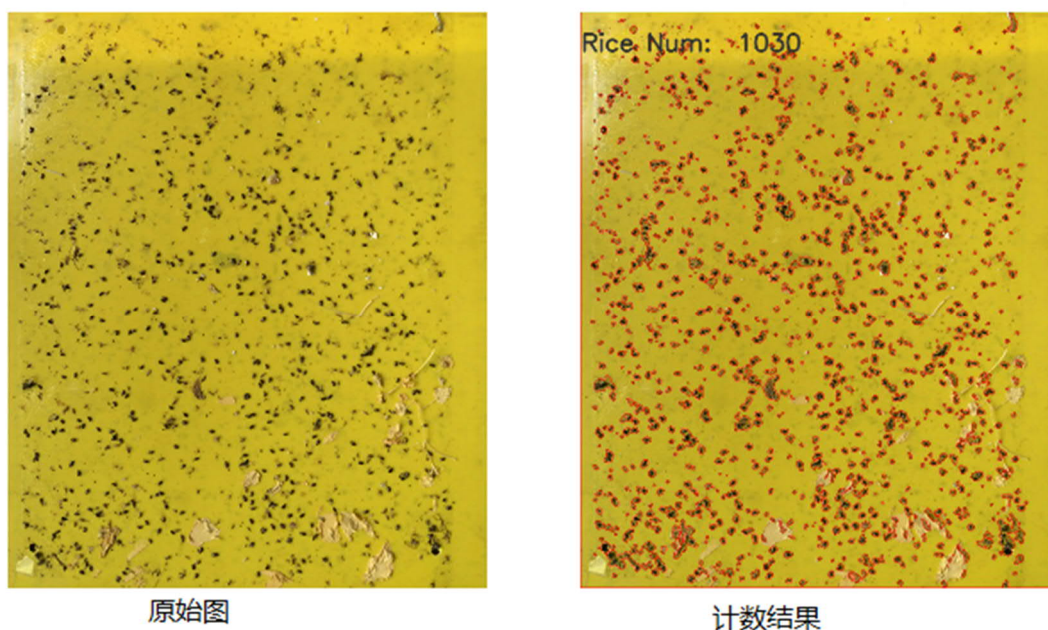


图 3.6 苍蝇粘板计数示意图

该方法可以较好的将背景与目标分离出来，并且排除色彩较浅的杂物干扰，较为准确地将图像中昆虫的数目统计出来。由于该图像虫体之间相互连接，统计出来的图像虫体数目是一个估值，可以实际反映图像中虫体数目的数量级。



## 第 4 章 昆虫图像特征提取与识别研究

昆虫自动识别的关键在于昆虫图像的特征选取和昆虫图像特征值提取，特征提取影响到了昆虫分类器的算法设计和最终的算法性能。事实上，数据和特征决定了昆虫分类器性能的上限，而分类器的模型和算法只是逼近这个上限而已。论文选取昆虫的形态特征作为特征提取的内容，旨在研究昆虫的形态特征参数对分类识别的作用。将提取的特征参数保存至样本库，选取合适的分类器模型进行训练，最终使用测试样本进行测试，观察训练的模型的准确性。

### 4.1 特征的选取

形态特征是描述昆虫对象的重要手段，形态特征与人的视觉感知具有相当大的关联性。因为不同物种昆虫之间往往具有一定的形态差异，因此，依靠昆虫的形态特征进行昆虫的种类识别是大多数实际应用中采取的方式。

文献<sup>[1]</sup>中，赵汗青等选取了 11 项昆虫的数学形态特征，分别是：昆虫横轴长、昆虫圆形性、昆虫偏心率、昆虫周长、昆虫叶状性、昆虫孔洞数、虫体面积、昆虫似圆度、昆虫纵轴长、昆虫形状参数、昆虫球状性。文献<sup>[2]</sup>中，杨红珍等选取了 7 个 Hu 不变矩和昆虫矩形度、昆虫似圆度、昆虫叶状型、昆虫球状型、昆虫延长度等 12 个形态特征。

根据上述文献，设计分析并选取了 5 个形态特征，它们分别是：昆虫矩形度、昆虫延长度、昆虫似圆度、昆虫球状性、昆虫叶状性。后文将对这些形状特征参数进行数学定义，以及将提取这些形状特征参数的实现方式进行介绍。

### 4.2 特征描述以及提取方式

本节将分别介绍昆虫矩形度、昆虫延长度、昆虫似圆度、昆虫球状性、昆虫叶状性等 5 个形状特征参数的数学定义和提取方式。

#### 4.2.1 矩形度 $P_{rect}$

特征 1：矩形度 $P_{rect}$ ，矩形度反映了昆虫轮廓与矩形的近似程度，矩形度定义为昆虫轮廓面积与昆虫轮廓最小外接矩形面积的比值<sup>[2]</sup>。公式定义如下：

$$P_{rect} = \frac{S_{maxContour}}{S_{minAreaRect}} \quad (4.1)$$

其中,  $S_{maxContour}$  表示昆虫轮廓面积,  $S_{minAreaRect}$  表示昆虫轮廓的最小外接矩形的面积, 我们可以发现, 任意矩形的矩形度是 1, 圆形的矩形度是 0.785。

3.3.1 小节描述了提取昆虫图像轮廓的方法, 但是提取出来的轮廓集合包含了许多轮廓, 除昆虫虫体自身轮廓之外, 还包含了诸多不同昆虫独有的纹路轮廓, 因此, 要获取昆虫虫体自身轮廓, 需要提取轮廓集合中最大的轮廓。

为获得轮廓集中最大的轮廓, 采取了如下办法:

- (1) 遍历所有轮廓集合中的点集;
- (2) 使用 `contourArea()` 函数计算点集所在的轮廓面积;
- (3) 比较得到最大面积  $S_{maxContour}$ , 所在轮廓为最大轮廓  $max\_contour$ ;

计算昆虫图像矩形度的流程如图 4.1 所示,

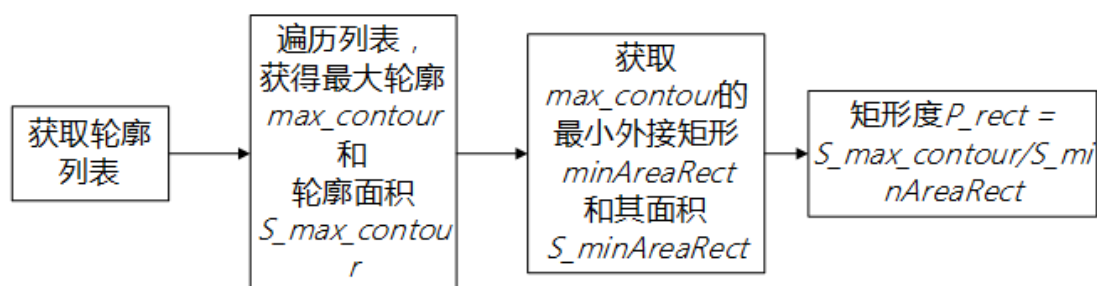


图 4.1 提取昆虫轮廓矩形度流程

图 4.2 是获取昆虫图像最小外接矩形和计算矩形度的效果图:

S\_maxContour : 85910.0  
S\_minAreaRect: 163719  
P\_Rect: 0.525



图 4.2 矩形度提取效果图

蝴蝶的轮廓由红色轮廓勾勒出来，蝴蝶的最小外接矩形由绿色轮廓勾勒出来，图 4.2 反映了昆虫轮廓与最小外界矩形的面积之比。

#### 4.2.2 延长度 $P_{extend}$

特征 2: 延长度  $P_{extend}$ ，延长度反映了昆虫轮廓的延伸特性，延长度定义为昆虫短轴与昆虫长轴的比值，其中昆虫长轴定义为任意过质心  $(C_x, C_y)$  的轮廓上两点形成的直线的最长距离，昆虫短轴定义为轮廓上在昆虫长轴两侧的与昆虫长轴距离最长的左右两个点形成的直线的距离<sup>[2]</sup>。公式定义如下：

$$P_{extend} = \frac{Axis_{minor}}{Axis_{major}} \quad (4.2)$$

其中，  $Axis_{major}$  表示长轴长度，  $Axis_{minor}$  表示短轴长度。

要获取  $Axis_{major}$  和  $Axis_{minor}$ ，需要先获取轮廓  $max\_contour$  的质心。图像的特征矩能够帮助我们计算一些特性，比如说物体的质心。OpenCV 提供了 `moments()` 函数，返回所有已经计算好的特征矩  $M$ 。参照 OpenCV 官方指导手册，质心的横坐标  $C_x$  和纵坐标  $C_y$  计算公式如下：

$$C_x = \frac{M_{10}}{M_{00}} \quad (4.3)$$

$$C_y = \frac{M_{01}}{M_{00}} \quad (4.4)$$

获取昆虫轮廓质心后，需要获取昆虫轮廓的长轴和短轴。

针对长轴  $Axis_{major}$  的获取，论文采取了如图 4.3 所示的方法，

(1) 以质心  $(C_x, C_y)$  为起点，遍历  $0 - 180^\circ$ ，建立直线方程：

- a) 正向迭代增加线段长度，使用 `pointPolygonTest()` 测试线段另一端点是否在轮廓内侧，直到线段另一端点 A 到达轮廓；
- b) 反向迭代增加线段长度，使用 `pointPolygonTest()` 测试线段另一端点是否在轮廓内侧，直到线段另一端点 B 到达轮廓；
- c) 计算线段 AB 的距离；

(2) 重复上述步骤，直到找到最长线段距离，则该角度下线段 AB 作为轮廓的长轴  $Axis_{major}$ 。

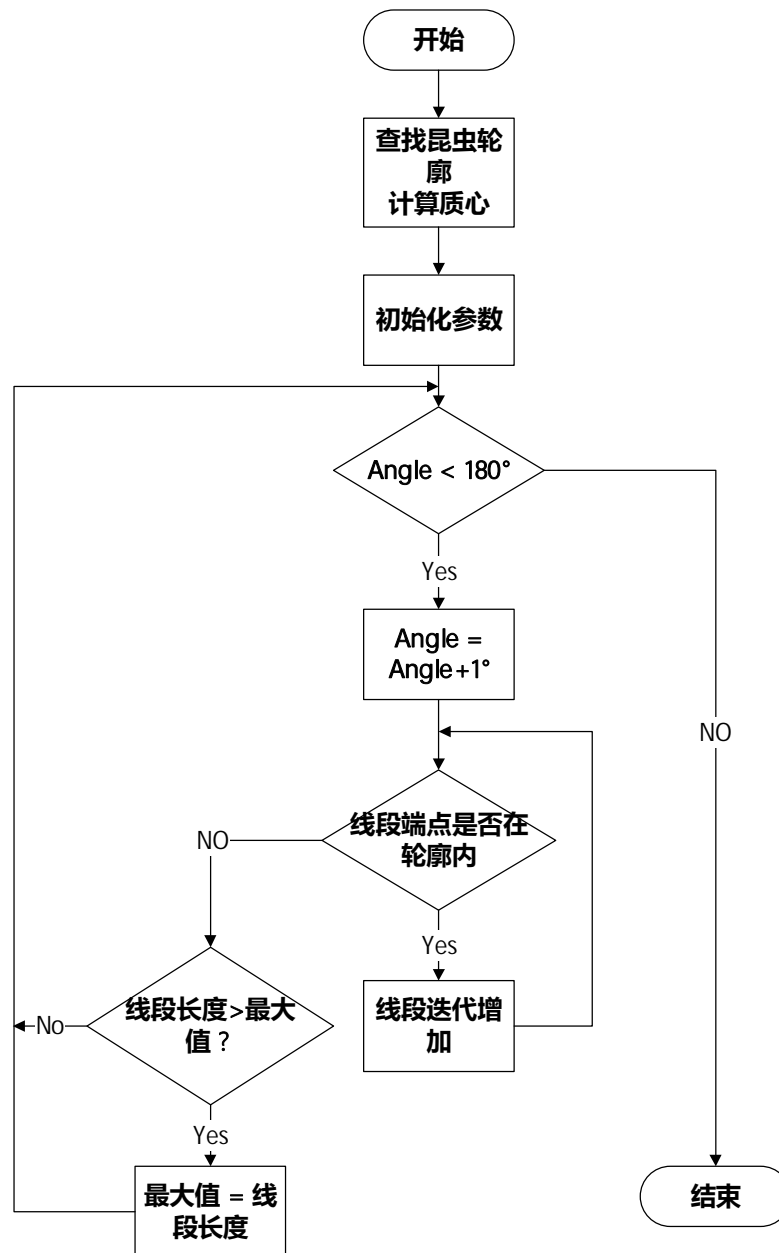


图 4.3 昆虫轮廓长轴搜索流程

针对短轴  $Axis_{minor}$  的获取，论文采取了如下的方法：

(1) 任意点  $(x_0, y_0)$  到直线  $Ax + By + C = 0$  的距离为  $\frac{|Ax_0 + By_0 + C|}{\sqrt{A^2 + B^2}}$ ；

(2) 判断点 $(x_0, y_0)$ 在直线 $Ax + By + C = 0$ 的上方还是下方，直线公式转换为 $y = kx + b$ ，则 $y_0 > kx_0 + b$ 时，点在直线上方； $y_0 < kx_0 + b$ 时，点在直线下方，据此可以用来判断点在长轴左右具体哪一侧。

(3) 遍历昆虫图像轮廓上的点，依次判断点在长轴左右哪一侧，再计算点到长轴的距离，遍历得到距离最长的左右两点 C 和 D，则线段 CD 作为轮廓的短轴 $Axis_{minor}$ 。

(4) 特征的延长度 $P_{extend}$ 为 $Axis_{minor}/Axis_{major}$ 。

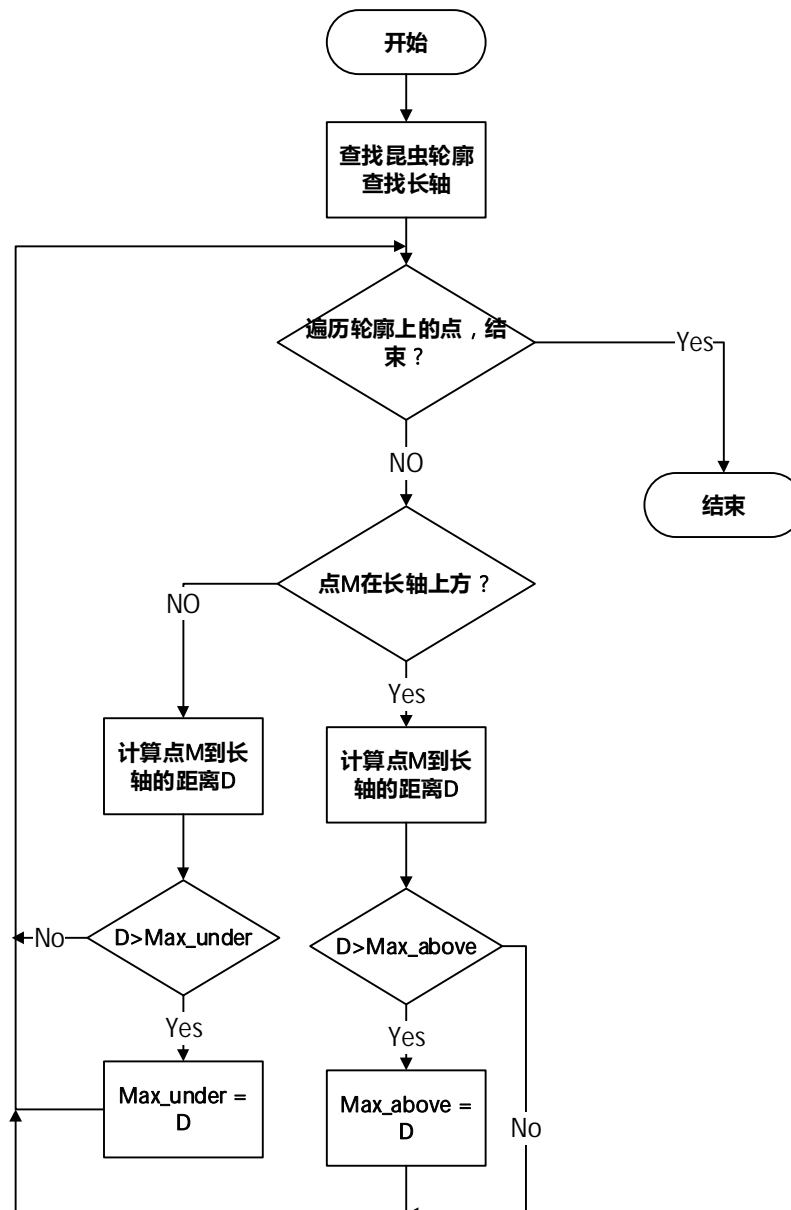


图 4.4 昆虫轮廓短轴搜索流程



延长度特征的提取效果如图 4.5 所示：

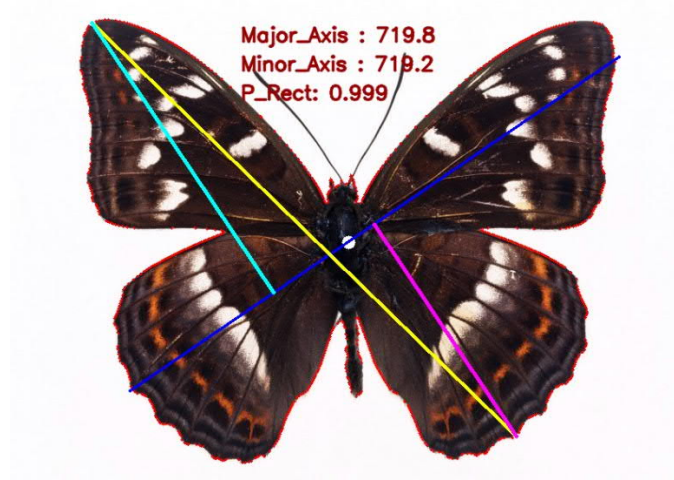


图 4.5 昆虫轮廓延长度提取效果图

昆虫图像中，白色原点位检测出来的质心 $(C_x, C_y)$ ，蓝色直线为昆虫轮廓的长轴 $Axis_{major}$ ，绿色和分红两条线段表示长轴两边距离长轴最长的两点到长轴的距离，黄色直线表示昆虫轮廓的短轴 $Axis_{minor}$ 。

#### 4.2.3 似圆度 $P_{circle}$

特征 3：似圆度 $P_{circle}$ ，似圆度反映了昆虫体型与圆形的近似程度，似圆度定义为昆虫轮廓面积 $S_{maxContour}$ 与以长轴 $Axis_{major}$ 为直径的圆形的面积的比值<sup>[2]</sup>。公式定义如下：

$$P_{circle} = \frac{S_{maxContour}}{\left(\frac{Axis_{major}}{2}\right)^2} = \frac{4 * S_{maxContour}}{Axis_{major}^2} \quad (4.5)$$

由公式（4.5）可知，圆形轮廓的似圆度为 1，正方形轮廓的似圆度为 0.64。

在 4.2.1 和 4.2.2 小节中已经提取了昆虫轮廓面积 $S_{maxContour}$ 和昆虫轮廓长轴 $Axis_{major}$ 。

昆虫轮廓的球状性特征提取效果如图 4.6 所示。

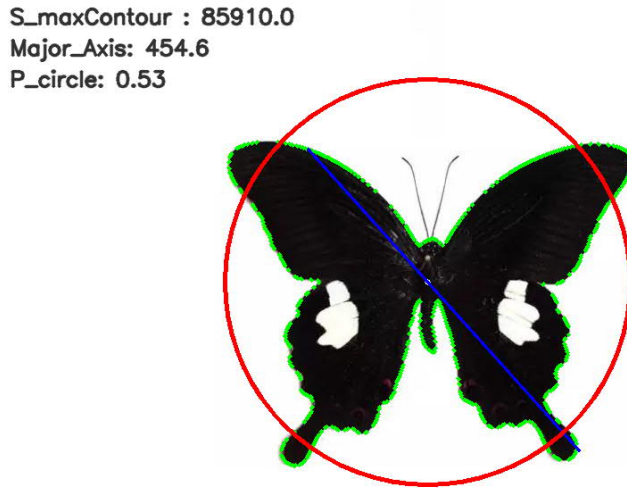


图 4.6 昆虫轮廓似圆度提取效果图

绿色轮廓表示昆虫图像中检测到的昆虫轮廓 $max\_contour$ ，蓝色直线是昆虫轮廓长轴 $Axis_{major}$ ，红色圆形是以昆虫轮廓质心 $(C_x, C_y)$ 为原点，昆虫轮廓长轴为直径的圆形，能够直接地表示昆虫轮廓与圆形的面积大小关系，也能间接地表示昆虫轮廓与圆形的近似程度。

#### 4.2.4 球状性 $P_{pherical}$

特征 4：球状性 $P_{pherical}$ ，球状性反映了昆虫轮廓与球形的近似程度，球状性定义为以质心为圆心的昆虫轮廓内接圆半径与以质心为圆心的昆虫轮廓外接圆半径的比值<sup>[2]</sup>，公式定义为：

$$P_{pherical} = \frac{Radius_{min}}{Radius_{max}} \quad (4.6)$$

根据轮廓内接圆和外接圆的集合定义，设计采用了如下获取昆虫轮廓内接圆和外接圆的方法：

- (1) 遍历昆虫轮廓点集中的所有点 $(x_0, y_0)$ ；
- (2) 计算点 $(x_0, y_0)$ 与质心 $(C_x, C_y)$ 的距离；
- (3) 遍历得到的最长距离作为外接圆半径 $Radius_{max}$ ；
- (4) 遍历得到的最短距离作为内接圆半径 $Radius_{min}$ ；

(5) 计算得到 $P_{\text{pherical}}$ ;

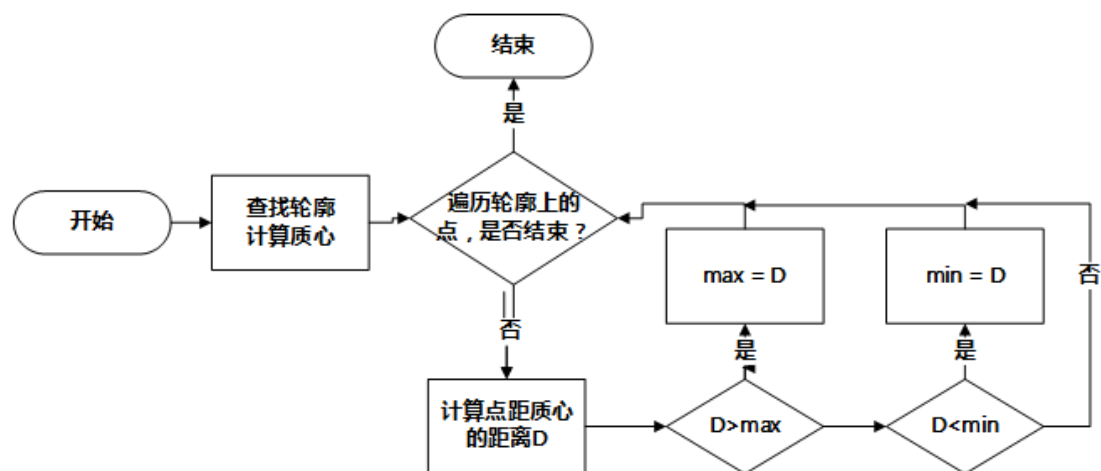


图 4.7 昆虫轮廓球状性提取流程图

昆虫轮廓球状性提取的效果如图 4.8 所示,

min\_radius : 22  
max\_radius: 267  
P\_pherical: 0.082

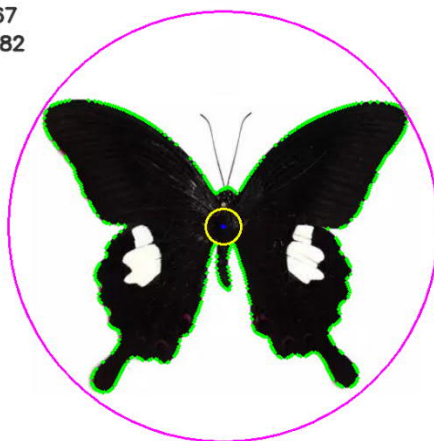


图 4.8 昆虫轮廓球状性提取效果图

绿色轮廓表示昆虫图像中检测到的昆虫轮廓 $\text{max\_contour}$ , 蓝色圆点是昆虫轮廓的质心 $(C_x, C_y)$ , 黄色圆形是以质心为圆心的昆虫轮廓的内接圆, 粉红色圆形是以质心为圆心的昆虫轮廓的外接圆。

#### 4.2.5 叶状性 $P_{leaf}$

特征 5: 叶状性 $P_{leaf}$ ，叶状性反映了昆虫边界的幅度特征，定义为昆虫轮廓上距离质心最短的距离与昆虫轮廓长轴长度的比值<sup>[2]</sup>。在特征 4 球状性 $P_{pherical}$ 的提取过程中已经得到昆虫轮廓上距离质心最短的距离即是昆虫轮廓内接圆半径 $Radius_{min}$ ，在特征 2 延长度 $P_{extend}$ 的提取过程种已经得到昆虫轮廓的长轴 $Axis_{major}$ 。因此，叶状性 $P_{leaf}$ 的公式定义如下：

$$P_{leaf} = \frac{Radius_{min}}{Axis_{major}} \quad (4.7)$$

昆虫轮廓的叶状性特征提取的效果如图 4.9 所示，

min\_radius : 22  
Major\_Axis\_Length: 454.6  
P\_leaf: 0.048

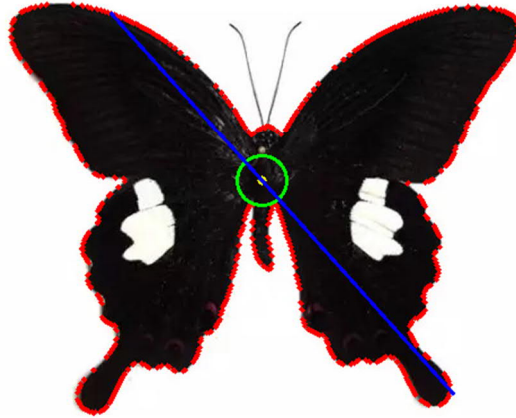


图 4.9 昆虫轮廓叶状性提取效果图

红色轮廓表示昆虫图像中检测到的昆虫轮廓 $max\_contour$ ，黄色圆点是昆虫轮廓的质心 $(C_x, C_y)$ ，绿色圆形是以质心为圆心的昆虫轮廓的内接圆，其半径为 $Radius_{min}$ ，蓝色直线是经过质心的昆虫轮廓的长轴 $Axis_{major}$ 。

采用上述步骤之后，论文选取了 5 种昆虫进行特征值的提取，包括蝴蝶、金龟子、蜗牛、蟑螂、蜘蛛。将这几种昆虫的 5 种特征值的平均值列举在表 4.1 中。

表 4.1 五种昆虫的特征值表

	$P_{rect}$	$P_{extend}$	$P_{circle}$	$P_{pherical}$	$P_{leaf}$
蝴蝶	0.582	0.928	0.086	0.052	0.581
金龟子	0.535	1.089	0.334	0.221	0.588
蜗牛	0.498	1.121	0.256	0.194	0.558
蟑螂	0.358	1.022	0.266	0.189	0.491
蜘蛛	0.225	0.707	0.140	0.114	0.462

提取完昆虫样本的特征值后,可以对特征数据进行训练,选取合适的分类器,进行训练。

### 4.3 分类器的选择和训练

机器学习是计算机科学的一门子学科,能够使“计算机拥有没有预先编程的学习能力”,机器学习可以研究和构建能够从数据中学习和预测的算法,

机器学习的示例应用包括网络入侵的检测、内部人员数据泄露的检测、检测信用卡欺诈检测、证券市场的分析、光学字符的检测、生物特征识别、自动语言处理、搜索引擎、语音识别等领域。

图 4.10 显示了机器学习的实现流程,

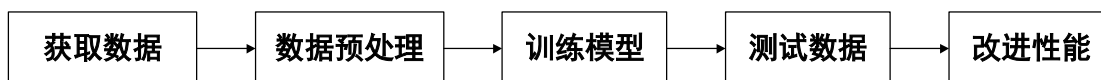


图 4.10 机器学习算法实现过程

设计的形式要求决定了采用一种属于监督学习的机器学习算法,同时由于需要得到的结果是昆虫的种类也就决定了需要采用一种分类预测的机器学习算法,而不是回归预测。

设计使用 Python 作为编程语言,其所含的支持包 Sci ki t Learn 中提供了多种用于机器学习的模型。

针对机器学习中的分类预测算法,论文选取如下几种分类器算法,

- (1) 逻辑斯蒂回归 (Logi stics Regressi on)
- (2) 支持向量机 (SVM)
- (3) K 邻近算法 (KNN)

## 4.4 机器学习结果分析

### 4.4.1 性能评价指标

建立了机器学习模型之后，需要评价这个模型的好坏，参照传统的分类器性能评价指标，论文使用如下几个指标进行分类器性能的评测。

表 4.2 样本预测结果分类图

	Real = 1	Real = 0
Predict = 1	True Positive	False Positive
Predict = 0	False Negative	True Negative

依据表 4.2，根据所有测试实例在上述表格中的情况，我们引入了四个评价指标，分别是准确性（Accuracy）、召回率（Recall）、精确率（Precision）、 $F1_{score}$ 。它们的定义分别是：

$$Accuracy = \frac{TruePositive + TrueNegative}{TruePositive + TrueNegative + FalsePositive + FalseNegative} \quad (4.8)$$

$$Precision = \frac{TruePositive}{TruePositive + FalsePositive} \quad (4.9)$$

$$Recall = \frac{TruePositive}{TruePositive + FalseNegative} \quad (4.10)$$

$$F1_{score} = \frac{2 * Precision * Recall}{Precision + Recall} = \frac{2 * TruePositive}{2 * TruePositive + FalsePositive + FalseNegative} \quad (4.11)$$

如式 4.9、4.10、4.11 所示，准确性（Accuracy）计算的是所有“正确预测的样本加上正确排除掉的样本”占“总样本”的比例；如式 4.9 所示，精确率（Precision）计算的是每一个昆虫种类中所有“正确预测的样本”占所有“预测为是该昆虫种类的样本”的比例；如式 4.10 所示，召回率（Recall）计算的是每一个昆虫种类中“正确预测的样本”占所有“实际为该昆虫种类的样本”的比例；如式 4.11 所示， $F1_{score}$ 是精确率（Precision）和召回率（Recall）的调和均值。

#### 4.4.2 三种分类器的性能比较

论文使用了包括逻辑斯蒂回归(Logistics Regression)、支持向量机(SVM)、K 邻近算法(KNN)等三种机器学习分类算法,实际测试过程中的各个分类器的性能如表 4.3、4.4、4.5 所示,

表 4.3 逻辑斯蒂回归分类器性能表

昆虫种类	Precision	Recall	$F1_{score}$
蝴蝶	0.71	1.00	0.83
蜗牛	0.71	0.71	0.71
金龟子	0.00	0.00	0.00
蟑螂	0.00	0.00	0.00
蜘蛛	0.50	1.00	0.67
Average/Total	0.57	0.69	0.61
Accuracy	0.6875		

表 4.4 支持向量机分类器性能表

昆虫种类	Precision	Recall	$F1_{score}$
蝴蝶	0.71	1.00	0.83
蜗牛	1.00	0.71	0.83
金龟子	0.00	0.00	0.00
蟑螂	0.50	0.50	0.50
蜘蛛	0.50	1.00	0.67
Average/Total	0.75	0.75	0.73
Accuracy	0.75		

表 4.5 K 邻近算法分类器性能表

昆虫种类	Precision	Recall	$F1_{score}$
蝴蝶	0.83	1.00	0.91
蜗牛	0.71	0.71	0.71
金龟子	0.00	0.00	0.00
蟑螂	1.00	0.50	0.67
蜘蛛	1.00	1.00	1.00
Average/Total	0.76	0.75	0.74
Accuracy	0.75		

结合实验得到的性能指标,得到如下结论,在现有的样本数据下,分类器算法的性能排行为:K 邻近算法(KNN)>支持向量机(SVM)>逻辑斯蒂回归(Logistics

Regression)。同时，KNN 的性能与 SVN 相差不大，但是两者与 Logistics Regression 的性能优势较明显，这也表明，选取的五个昆虫形态特征，在昆虫分类器的实现上并不是完全按照线性来影响分类器的。





## 第 5 章 总结与展望

### 5.1 总结

#### 5.1.1 完成的工作

在为期近半年的毕业设计中，作者严格按照本科毕业设计任务书的要求，一步步地制定和执行学习实验计划，完成了以下几项工作：

(1) 设计实现了一套可适用于野外的害虫捕获和图像采集装置。该装置放置在农业种植区域，24 小时进行害虫的诱杀和图像采集，同时，装置可以通过无线网络将害虫图像上传至农业监控中心虫类鉴别服务器，并进行害虫种类的识别，进行产区内害虫种类数目的信息收集。

(2) 开发了一套基于机器视觉的昆虫计数工作方法。开发了一套的适用于苍蝇粘板等包含多数昆虫设备的图像的基于机器视觉的昆虫计数工作方法。该方法首先对包含多数昆虫的图片进行二值化预处理，然后进行轮廓的查找，并进行轮廓的计数，得到的数目反映了图片中的昆虫数目的数量级。该方法适用于苍蝇粘板图像等包含多数昆虫虫体的图像上。

(3) 开发了一套基于机器视觉的昆虫识别工作方法和流程。该方法在参考已有研究成果的基础山，选取了昆虫形态特征中的昆虫矩形度、昆虫延长度、昆虫圆形度、昆虫球状性、昆虫叶状性等 5 个特征，进行昆虫图像的特征提取。之后，采用逻辑斯蒂回归模型、线性 SVM 模型和 K 邻近分类器分别进行训练，并测试比较训练结果，以进行分类器算法的筛选。该方法适用于本套图像采集装置。

(4) 设计了一套远程害虫自动识别系统。结合上述三个功能，该系统可以实现：在图像采集节点进行害虫捕获和昆虫图像采集，在虫类鉴别服务器进行昆虫图像的识别和分类。

#### 5.1.2 创新点和不足之处

设计的创新点在于：

(1) 针对农业产区广泛存在的农业害虫检测识别问题，提出了一种基于机器视觉的害虫种类及数量检测方案。

(2) 在参考已有的论文的理论基础之上,提出了针对每一个昆虫形态特征的提取方案。

(3) 在进行分类器训练时,引入了多种分类器算法,并进行训练和测试,能够在比较分析结果后选择较为理想的分类器算法作为实际使用时的算法。

(4) 开发了一套基于 PC 机的识别软件,能够使用摄像头拍着昆虫图片的方式进行昆虫的识别。

设计的不足之处在于:

(1) 在进行特征工程的时候,只选取了昆虫的形态特征,并没有进行除此之外的其他昆虫特征,比如,昆虫的颜色特征、纹理特征等,这也是设计下一阶段需要完成的工作。

(2) 昆虫的数据样本还只是选取较为简单的以白色为背景的昆虫图片,对于具有复杂背景的昆虫图片,尚不能有效地进行特征提取。

(3) 尚未在实际的嵌入式设备上运行,实际的使用还有诸多因素没有考虑进去,比如图像的背景、昆虫的姿态、图像的清晰度等等。

## 5.2 展望

随着机器视觉技术和嵌入式开发技术的提升,对于基于机器视觉的害虫种类及数量检测装置的开发越来越引起农业产区人员的关注。总结本次设计,需要从以下几个方面做出进一步改进:

(1) 建立昆虫的样本数据库。昆虫的样本数据决定了最终的昆虫分类器的上限,当前的项目只选择有限的几种昆虫种类的有限的数目的样本,在进行昆虫识别测试的时候,明显感觉到了分类器的性能的限制,因此,建立种类覆盖范围广且样本数目众多的昆虫样本训练集是需要花精力进来努力的。

(2) 如何准确地获取昆虫图像以便进行特征提取也是亟需解决的问题,设计中进行特征提取使用的是以白色为背景的昆虫图片,然而真实条件下的图片背景往往会复杂很多,因此,如何在复杂背景下提取昆虫的轮廓以进行昆虫特征提取是一个值得研究的问题。

(3) 设计只在 PC 端上使用 Python 搭建了基本的界面,而服务器相关功能尚未完全实现。

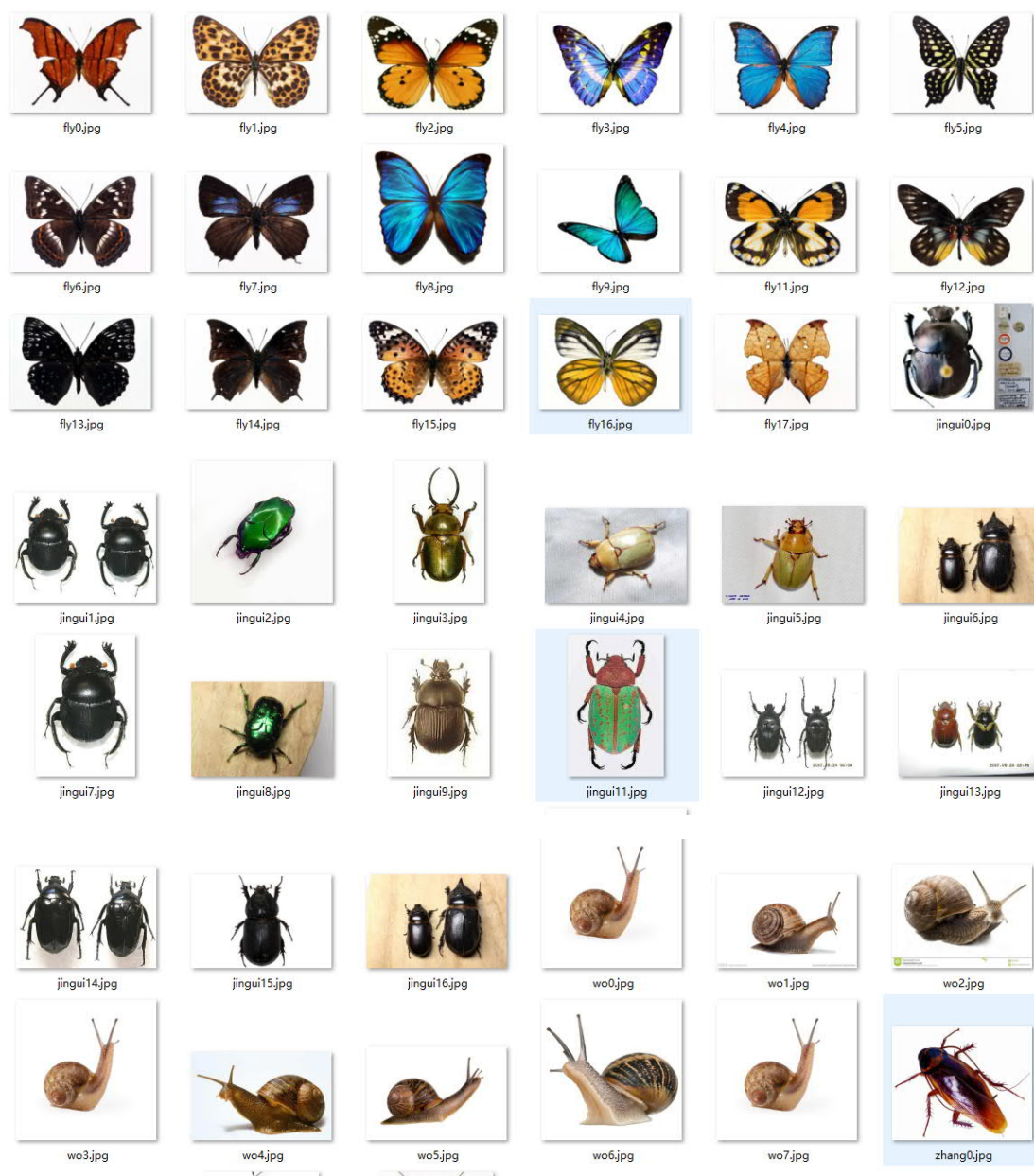
(4) 以 App 的形式开发一种移动害虫种类识别软件,能够帮助农业人员更加方便主动地及时进行昆虫识别,另一方面可以方便方便昆虫专家进行昆虫样本的录入。

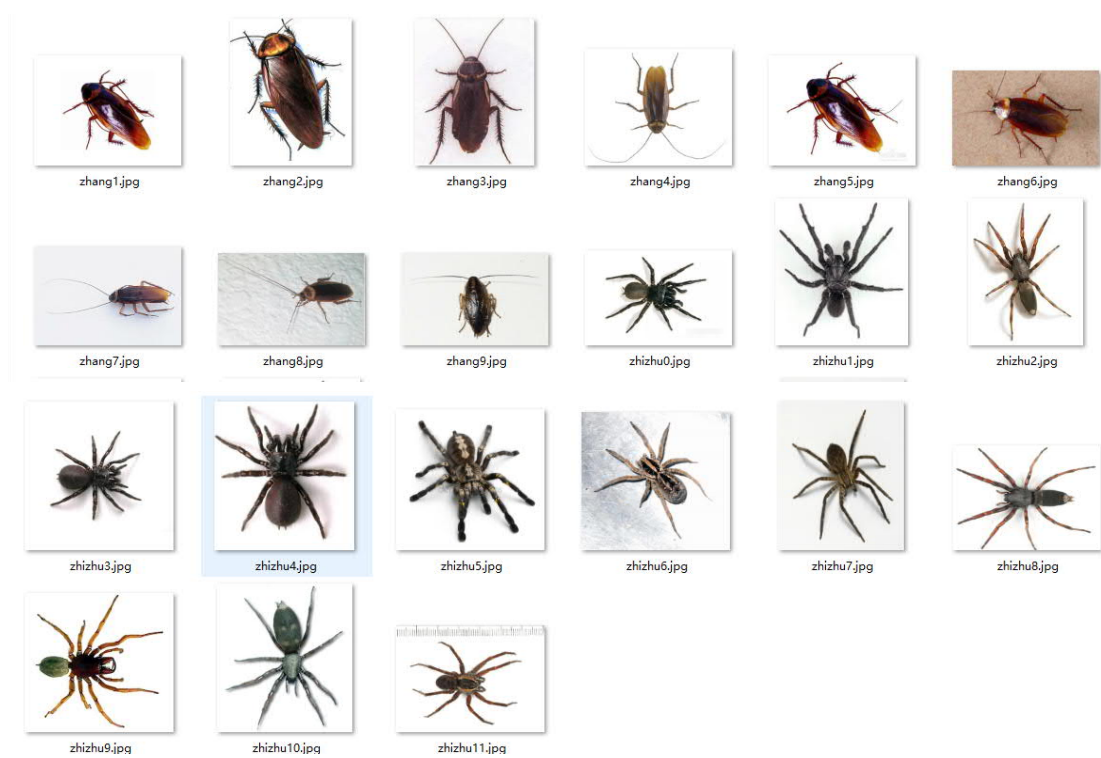
## 参考文献

- [1] 赵汗青, 沈佐锐, 于新文. 数学形态特征应用于昆虫自动鉴别的研究[J]. 中国农业大学学报, 2002, (3): 38-42.
- [2] 杨红珍, 张建伟, 李湘涛, 沈佐锐. 基于图像的昆虫远程自动识别系统的研究[J]. 农业工程学报, 2008, 24(1): 188-192.
- [3] 竺乐庆, 张大兴, 张真. 基于颜色名和 OpponentSIFT 特征的鳞翅目昆虫图像识别[J]. 昆虫学报, 2015, 58(12): 1331-1337.
- [4] 于新文, 沈佐锐, 刘晓云, 李英武. 昆虫数字图像处理和分析技术研究[J]. 农林害虫, 2001, (1): 301-307.
- [5] Natalia, Larios, Hongli, Deng, Wei, Zhang. Automated insect identification through concatenated histograms of local appearance features:feature vector generation and region detection for deformable objects[J]. Machine Vision and Application, 2008, (19): 105-123.
- [6] H. Deng, W. Zhang, E. Mortensen, T. Dietterich and L. Shapiro, "Principal Curvature-Based Region Detector for Object Recognition"[C], 2007 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2007.
- [7] L. K. Yilmaz Kaya and R. Tekin, "A Computer Vision System for the Automatic Identification of Butterfly Species via Gabor-Filter-Based Texture Features and Extreme Learning Machine: GF+ ELM"[D], Tem Journal, p. 13, 2013.
- [8] S, Suzuki, K, Abe. Topological Structural Analysis of Digitized Binary Images by Boder Following[J]. COMPUTER,VISION,GRAPHICS,AND IMAGE PROCESSING, 1985, (30): 32-46.
- [9] NOBUYUKI OTSU. A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms[C], IEEE TRANSACTION ON SYSTEMS,MAN, AND CYBERNETICS,1979.
- [10] 韩瑞珍. 基于机器视觉的农田害虫快速检测与识别研究[D].浙江大学,2014.

- [11]吴翔. 基于机器视觉的害虫识别方法研究[D].浙江大学,2016.
- [12]刘波等译著, OpenCV3 计算机视觉[M], 机械工业出版社, 2016.
- [13]范淼等编著, Python 机器学习及实践[M], 清华大学出版社, 2016.
- [14]董学超. 数学形态特征在夜蛾科昆虫分类鉴定上的应用研究[D].河北农业大学,2014.
- [15]董学超,黄大庄. 蛾翅数学形态特征在夜蛾科昆虫分类鉴定中的应用研究[J]. 河北林果研究,2014,(01):31-35+41.
- [16]蔡小娜. 基于数字图像的主要蛾类害虫分类识别研究[D].河北农业大学,2013.
- [17]杨玲玲,丁为民,刘德营,赵三琴,姚立健. 水稻飞虱图像几何形状特征的提取[J]. 农机化研究,2008,(06):180-183.
- [18]姜慧. 基于 Android 的水稻害虫图像采集与识别系统研究[D].浙江理工大学,2013.
- [19]刘庆杰. 水稻害虫图像分割与检测算法研究[D].浙江理工大学,2013.
- [20]黄凌霄. 基于图像处理和分类器的水稻害虫自动识别系统研究[J]. 吉林农业,2012,(05):57.
- [21]张洁. 基于图像识别的农作物害虫诊断技术研究与应用[D].中国科学技术大学,2014.
- [22]兰红,王璇. 基于多元线性回归的昆虫图像分割方法[J]. 计算机应用与软件,2013,(07):193-196+208.
- [23]李文斌. 水稻害虫图像识别技术研究[J]. 安徽农业科学,2014,(23):8043-8045+8082.
- [24]张红,陆谊. 基于支持向量机的目标图像识别技术[J]. 微电子学与计算机,2006,(07):102-104.

## 附录一：部分昆虫图像样本







## 附录二：OTSU 的 Python 实现

```

import cv2
import numpy as np
from matplotlib import pyplot as plt

RiceImg = cv2.imread('picture/ricetest.png', 0)
blur = cv2.GaussianBlur(RiceImg, (5, 5), 0)
# 查找归一化直方图和累积分布函数
hist = cv2.calcHist([blur], [0], None, [256], [0, 256])
hist_norm = hist.ravel() / hist.max()
Q = hist_norm.cumsum()
bins = np.arange(256)
fn_min = np.inf
thresh = -1
for i in xrange(1, 256):
    p1, p2 = np.hsplit(hist_norm, [i]) # 概率
    q1, q2 = Q[i], Q[255] - Q[i] # 附带类总和
    b1, b2 = np.hsplit(bins, [i]) # 权重
    # 计算均值和方差
    m1, m2 = np.sum(p1 * b1) / q1, np.sum(p2 * b2) / q2
    v1, v2 = np.sum(((b1 - m1) ** 2) * p1) / q1, np.sum(((b2 - m2) ** 2)
    * p2) / q2
    # 查找最合适的阈值
    fn = v1 * q1 + v2 * q2
    if fn < fn_min:
        fn_min = fn
        thresh = i

print thresh

```