



汕頭大學

SHANTOU UNIVERSITY

# 硕士学位论文

题目 基于无人机航拍图像的烟草植株识别与计数

英文题目 UVA Aerial Image-based Tobacco Plants  
Recognizing and Counting

姓名 谢红辉 学号 11409027

所在学院 工学院 导师姓名 范衡

专业 信息与通信工程

入学日期 2014.09.14 答辩日期 2017.05



## 学位论文原创性声明

本论文是我个人在导师指导下进行的工作研究及取得的研究成果。论文中除了特别加以标注和致谢的地方外，不包含其他人或其它机构已经发表或撰写过的研究成果。对本文的研究做出贡献的个人和集体，均已在论文中以明确方式标明。本人完全意识到本声明的法律责任由本人承担。

作者签名：谢红辉 日期：2017年6月1日

## 学位论文使用授权声明

本人授权汕头大学保存本学位论文的电子和纸质文档，允许论文被查阅和借阅；学校可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、缩印或其它复制手段保存和汇编论文；学校可以向国家有关部门或机构送交论文并授权其保存、借阅或上网公布本学位论文的全部或部分内容。对于保密的论文，按照保密的有关规定和程序处理。

作者签名：谢红辉 导师签名：范衡  
日期：2017年6月1日 日期：\_\_\_\_年\_\_\_\_月\_\_\_\_日



## 摘要

随着科技的发展,无人机在精准农业领域有着广泛的应用。本文研究的内容是基于无人机航拍图像中的烟草植株的识别与计数。烟草植株的识别和计数在烟草种植精准管理系统中扮演着重要的角色,可以用于烟草产量的精准估计,帮助烟农增产增收。

本文使用无人机航拍技术采集烟草种植田的图像,使用图像处理技术自动识别和计数烟草种植田航拍图像中的烟草植株的方法。本文研究的内容由以下四部分组成:无人机采集烟草种植田图像、分割烟草植株候选区域、提取烟草植株候选区域的特征和对烟草植株候选区域进行分类。

- (1) 使用无人机航拍技术从烟草田上空采集图像比使用其他地面工具采集图像更具有优势。无人机从高空拍摄图像具有独特的视角,视野广阔,图像射影失真小,适应于各种地形环境。无人机作业不仅效率高,还可以避免进入烟田对烟草造成伤害。
- (2) 对烟田航拍图像进行预处理,分割出烟田航拍图像中的烟草植株的候选区域。基于烟草植株中心区域和周围区域的色差,本文提出了两种方法提取烟草植株候选区域:基于分水岭的直接分割候选区域法和基于烟草植株的中心区域直接提取候选区域法。
- (3) 根据烟草植株的特征,设计用于对烟草植株候选区域进行分类的特征向量。通过分析烟草植株叶片的颜色特征和纹理特征,设计的特征主要包括 b 通道的直方图、H 通道的均值和方差、S 通道的均值和方差、绿色通道一阶导数的均值和方差、绿色通道二阶导数的均值和方差。
- (4) 使用分类器将烟草植株候选区域分成烟草植株和非烟草植株,并在航拍图像中标记出检测到的烟草植株的位置。本文中采用的分类器是 SVM (支持向量机), SVM 使用少数样本就能训练出准确的分类模型,具有很强的泛化性能。

本文提出的算法在一个自己建立的数据库上进行测试和评价,统计实验结果可得,基于分水岭的直接分割候选区域法的平均查全率 93.47%、平均查准率为 94.48%;基于烟草植株的中心区域直接提取候选区域法的平均查全率为 93.88%、

平均查准率为 95.52%。通过实验结果证明了所提的两种算法的可行性和有效性，都能满足实际应用中的需求。

**关键词：**烟草植株，Lab 空间，支持向量机，无人机航拍。

## Abstract

With the development of technology, UAV (unmanned aerial vehicle) has been widely used in the precision agriculture. This paper is to recognize and count tobacco plants base on aerial images of UAV. Tobacco plants recognition and counting play an important role in the precision management system of tobacco planting, and can be applied to precise estimation of the yield of the tobacco, thus helping farmers to increase production and income.

In this paper, UAV aerial photography technology is used to collect images of tobacco planting fields, and image processing technology is used to automatically recognize and count tobacco plants in aerial images. This paper consists of the following four parts: acquiring the images of tobacco planting field by UAV, segmenting the candidate regions of tobacco plants, extracting the feature of the candidate regions of tobacco plants and classifying the candidate regions of tobacco plants.

- (1) It is of more advantages to apply UAV aerial technology than other ground tools to collecting images from tobacco fields. UAV aerial photography from the high sky has a unique visual angle, wide viewing field and small projective distortion, and can adapt to a variety of terrain environment. UAV aerial operation is not only of high efficiency, but also can avoid entering the tobacco field and cause damage to tobacco plants.
- (2) The aerial tobacco image is preprocessed, and the candidate regions of tobacco plants in the aerial tobacco image are segmented. Based on the chromatic aberration between the central area and the surrounding area of tobacco plants, two methods are proposed to segment the candidate regions: direct segmentation candidate regions method based on watershed, and direct segmentation candidate regions method based on the central region of tobacco plants.

- (3) According to the characteristics of tobacco plants, the feature vector for the classification of tobacco plant candidate regions is designed. The color features and the texture features of tobacco leaves are analyzed, and the feature vector include the histogram of b channel, the mean and variance of H channel, the mean and variance of S channel, the mean and variance of the first derivative of the green channel, as well as the mean and variance of the second derivative of the green channel.
- (4) Use the classifier to class the tobacco plant candidate regions into tobacco plants and non-tobacco plants, and mark the position of the tobacco plants detected in the aerial image. The classifier used in this paper is SVM (Support vector machine), which can use few samples to train an accurate classification model, with a strong generalization ability.

In this paper, the algorithm proposed is tested and evaluated on a database which is setup by our group. The average recall rate and the average precision ratio of direct segmentation candidate regions method based on Watershed is 93.47% and 94.48% respectively; the average recall rate and the average precision ratio of direct segmentation candidate regions method based on the central region of tobacco plants is 93.81% and 93.65% respectively. The feasibility and validity of the two proposed algorithms are proved by the experimental results, and both of them can satisfy the needs of actual application.

**Key words:** Tobacco Plants; Lab space; SVM; Unmanned Aerial

# 目 录

第 1 章 绪 论	1
1.1 烟草行业背景	1
1.2 课题研究意义	2
1.3 研究思路	3
1.2 主要研究内容及结构安排	7
第 2 章 图像处理相关基础	8
2.1 引言	8
2.2 颜色空间	8
2.2.1 RGB 颜色空间	8
2.2.2 HSV 颜色空间	12
2.2.3 Lab 颜色空间	14
2.3 形态学处理	14
2.3.1 形态学的基本操作	15
2.3.2 形态学重建	17
2.4 分水岭算法	18
2.5 机器学习	19
2.5.1 引言	19
2.5.2 支持向量机 SVM	20
第 3 章 烟草植株识别与计数	23
3.1 背景介绍	23
3.2 烟草植株预处理	25
3.2.1 基于分水岭的直接分割候选区域法	27
3.2.2 基于烟草植株的中心区域直接提取候选区域法	30
3.2.4 小结与讨论	33
3.3 候选区域分类	33
3.3.1 特征向量设计	34

---

第 4 章 算法验证和分析.....	37
4.1 实验设备.....	37
4.2 评价指标.....	38
4.3 实验结果分析.....	39
4.3.1 基于分水岭直接分割候选区域法.....	40
4.3.2 基于烟草植株的中心区域直接提取候选区域法.....	42
4.3.3 小结.....	44
第五章 总结与展望.....	46
参考文献.....	48
致 谢 .....	51
攻读硕士学位期间主要的工作成果.....	52

# 第 1 章 绪 论

## 1.1 烟草行业背景

中国是世界上位列首位的烟草大国，每年的烟叶种植面积和卷烟产销量都占世界总的三分之一以上<sup>[1]</sup>。据统计，2014 年我国烟草种植面积达 1837 万亩，烟草行业上缴工商税利达到 10517.6 亿元人民币。烟草是我国主要的经济作物和重要的税收来源，关系到国计民生。但是，吸烟有害人们身体健康且容易上瘾，过量吸烟会导致患肺癌和其他心血管疾病的几率增加，需要适当控制人们吸烟。烟草生产链背后存在高额的利益，驱使国家通过颁布一系列的法律条文，确定烟草专卖制度规范烟草市场，实施“统一领导、垂直管理、专卖专营”等政策。在全国各地都设立了烟草行政机关和烟草经营机构用于管理烟草的生产和销售。国家对烟草的整条生产链从种植、到生产、到销售都实行了严格的监管，防止不法分子制造假烟随意定价等行为扰乱烟草市场和危害人们健康。

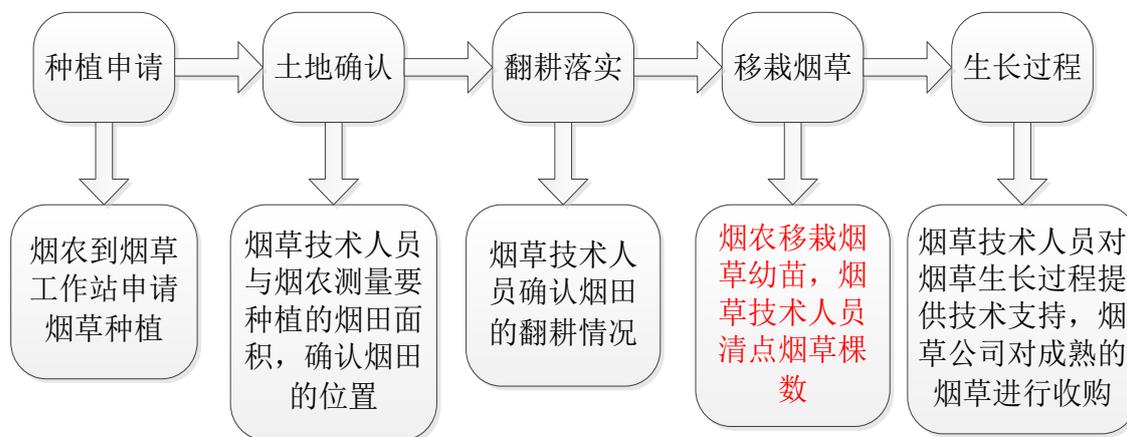


图 1-1 烟草种植现有的模式

近年来，烟草种植管理的现有模式如图 1-1 所示。在种植烟草之前，烟农需要到烟草机构申请种植烟草；然后，烟草技术人员去烟农的烟草种植田确认所要种植的面积和所在位置；在烟草种植田面积确认后，烟农对烟草种植田进行翻耕，烟草技术人员检测烟田翻耕是否合格；然后，烟农对将烟草幼苗移栽至翻耕好的土地，烟草技术人员再次到烟田中给与技术指导和清点种植的烟草植株的数量；最后，在烟草生长过程中烟草技术人员为烟农提供技术支持，烟农将成熟的烟草出售给烟草公司。其中，烟草技术人员清点烟草植株的数量的目的是政府机构需

要按烟草植株种植的株数对烟农实施经济补贴，另一方面通过清点烟草植株的株数用来估算烟草的产量，根据产量可以通过适当的政策手段对烟草种植的面积实施调节，防止种植过多或者过少，已维持烟草种植的稳定发展。

## 1.2 课题研究意义

为保持烟草行业持续稳健发展和实现精准控制，国家局提出“控产量、稳价格、提结构、降库存”等重点工作，需要进一步加大对烟草的监管力度和优化种植生产环节。从图 1-1 中可以知，在现有的烟草种植环节中，需估算烟草的产量，用于烟草机构对烟草种植的精准控制和实行惠农政策按产量给予烟农经济补贴。在传统的烟草产量估算主要存在两种方法：一种方法是通过测量烟草种植的面积来估算烟草产量，这种方法的速度快，但由于烟田是不规则的形状，可能导致测量的面积不准确，另外烟草种植的疏密程度存在一定的差异，可能引起估算产量的结果的误差较大，不能用于精确的估计烟草的产量；另一种方法是通过专业的烟草技术人员到烟草种植田中人工清点烟草的株数，但是这种方法的效率低、数据可靠性差、数据不易于被存储。这些低效率、高误差的传统方法已经难以满足当前的烟草种植需求，相关的技术需要进一步的更新。

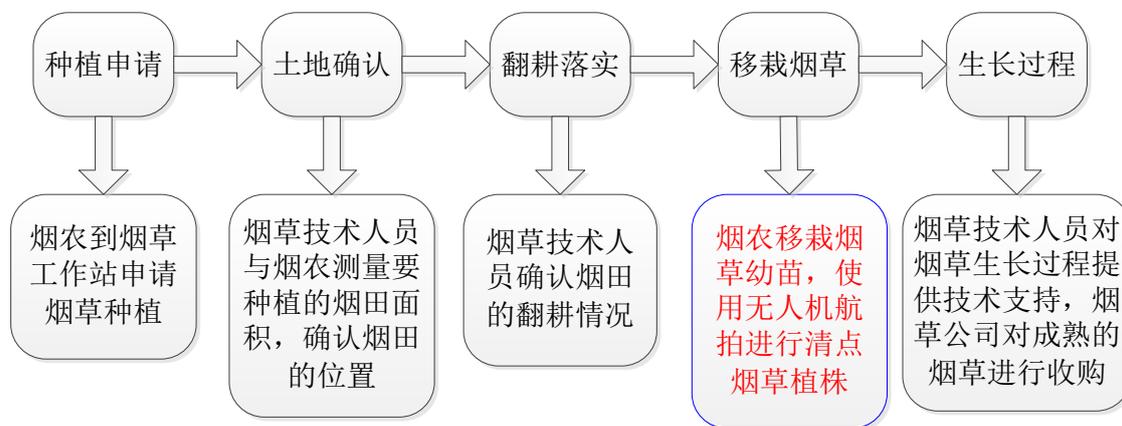


图 1-2 改进后的烟草种植模式，使用无人机航拍代替传统的烟草植株清点方法

精准农业是当前全球农业发展的趋势，它改变了传统生产模式，使农业种植走向科学，将农业推向机械化和智能化，烟草种植的精准管理是精准农业领域中的一个研究热点。本文研究的出发点是提出一种高效准确的计数烟草植株的株数的方法代替落后的传统方法，所提出的方法可以用于对烟草产量的精准估计，以及用于对烟草种植的精准管理。为了实现这一目的，我们设计了一种新的清点烟

草植株的方法，基于无人机航拍图像的烟草植株识别与计数方法。被提出的方法中使用了两个重要的技术手段：无人机航拍技术和图像处理技术。使用无人机的航拍代替人工用于采集烟田的图像，然后通过图像处理技术自动识别和计数出航拍图像中的烟草植株。将这两种现代化技术相结合，可以实现快速精确的清点烟田中烟草植株的棵数，有利于提高生产效益，被改进后的烟草种植模式如图 1-2 所示。

### 1.3 研究思路

无人机是近几年发展最为迅速的领域之一。早期的无人机生产成本高，昂贵的无人机主要应用于军事领域和科学研究，但随着近几年科技的发展，无人机技术的不断革新，无人机开始走进人们的消费领域越来越受到人们追捧，被应用到各个领域。在国内无人机领域中，涌现出一大批无人机研发公司包括深圳大疆创新、零度控制、极飞、亿航等公司。这些公司都属于创业型高科技公司，它们所研发出无人机性能优良、价位适当，使得无人机被应用于农业植保、航拍摄影、地形测绘、抢险救援、军事侦察以及物流传送等领域。

农业植保无人机是无人机在精准农业领域的一个重要应用。在农业植保方面大疆公司 2016 年推出了 MG-1S 农业植保无人机，这是继 2015 发布的 MG-1 农业植保无人机的升级版，它配置了农业管理平台用于农业精准管理，它是无人机在精准农业领域应用的一个标志性的成果。MG-1S 主要用于智能农业喷洒防治，可以精准均匀的喷洒农药、操作简单、作业效率高，能够为农业生产节省大量的人力物力避免人工喷洒农药的危害，有利于环境保护。

在无人机上可以搭载各种各样的传感器用于采集数据，其中摄像头是无人机上一个非常重要的图像采集传感器。利用无人机上的摄像头可以实现低空航拍，无人机的航拍功能改变我们的拍摄视角和解决问题的方法。航拍使我们可以从空中俯瞰地面场景，它深受摄影爱好者的青睐，因为视角的变换可以拍摄出更惊人更动人心魄的作品；航拍也被广泛的用于科学研究中，宜树华等人<sup>[2]</sup>使用无人机航拍技术研究青藏高原地图草地生态系统，张成涛<sup>[3]</sup>研究了无人机航拍图像拼接技术，葛均强<sup>[4]</sup>、陆泽萍<sup>[5]</sup>等研究了基于无人机的三维重建等。

在本论文中，使用无人机航拍技术和图像处理技术解决传统烟草种植管理中

对烟草产量估计的方法中效率低、误差大等问题。经过调研发现本文所提出的基于无人机航拍图像的烟草植株识别和计数的方法,这是目前无人机在烟草种植领域的最新的应用。人或者地面机械进入烟田中对烟草植株进行操作容易刮伤烟叶、带入其他烟田的烟草病毒,对烟草造成不必要的伤害;另外,烟草种植地很多都位于丘陵地带且烟草田分布比较分散,不利用使用地面大型机械化操作。然而,无人机比较轻便,易于搬动和携带,作业效率高,对环境适应能力强,适合用于交通不发达的山区地带执行任务。无人机航拍采集数据时位于烟草田的上空,空间分辨率高,可以用于图像处理识别烟草植株,不与烟草植株发生近距离直接接触,可以减少操作过程中对烟草的伤害。航拍采集的图像中包含的信息量大、易于存储、传输和处理,可以对有疑问的数据进行再次核查,此外航拍得到的图像除了清点烟草植株的棵数外还可以用于检测烟草病毒、监测烟草植株的生长状况等应用。



图 1-3. 使用无人机航采集的烟田图像,红色实现标记的区域是烟田区域,红色圆圈标记的是一颗烟草植株

出于无人机在解决问题上的优点,无人机航拍技术是我们解决烟草植株清点问题的重要手段。将无人机飞于烟草田上空,垂直向下拍摄,可以采集到如图 1-3 所示的烟草田航拍图像。与站在地面角度拍摄出的图片相比,无人机航拍的图像的射影失真较小,所拍摄的场景更大。得到无人机航拍采集烟草田图像后,接下来的任务是对图像中的烟田中的烟草植株的棵数进行清点。

在本文中作者并不准备研究无人机航拍技术本身,只是使用现成的无人机航拍技术采集图像,研究的核心对象是识别和计数无人机航拍所采集的图像中烟草植株。图 1-3 是使用无人机航拍采集到的一幅烟草田图像,图 1-3 中的红色实线标记出的区域是种植的烟草田,红色圆圈标记的是一棵烟草植株。从图像中可以观察到,烟草植株成行种植,行与行之间的间隔近似相等。此外,除烟草植株以外场景中还存在其他很多的绿色植物,比如:玉米、树木、卷心菜和野草等。现在我们的任务是计数出烟田图像中有多少棵烟草植株,我们可以通过人工数数的方法在图片中一棵一棵的识别和计数出烟草植株的棵数,但是这种方法仍然是一种非常耗时枯燥低效的方法。既然这样,为什么我们不使用图像处理的技术呢?通过图像处理技术让计算机自动识别烟草植株,然后计数出烟草植株的棵数。

目前,数字图像处理被广泛的应用到安防、医学、工业检测、天文、军事等领域。但是农业领域本身比处于较落后的状态,所以数字图像处理在农业领域的应用还处于初级阶段。数字图像处理在农业中主要用于的植物识别和检测,Moore 等人<sup>[6]</sup>使用神经网络算法对棉田图像中的昆虫进行识别和分类;Arefi 等人<sup>[7]</sup>利用图像处理识别成熟的西红柿,用于机器人采摘自动采摘;Yang 等人<sup>[8]</sup>利用数字图像处理对杂草的密度和分布进行分析,实现变量喷药;Arivazhagan 等人<sup>[9]</sup>利用图像对检测植物叶片的不健康区域,并对叶片所患疾病进行诊断;Kai 等人<sup>[10]</sup>利用颜色空间分割出玉米病害,然后使用 BP 神经网络对病害进行分类识别。

数字图像处理从 20 世纪 20 年代开始发展到现在已经快 100 年的历史,数字图像处理技术主要研究的内容包括:图像数字化、图像增强、图像复原、图像变换、图像编码压缩、图像分割、图像描述、图像分类等<sup>[11]</sup>。从航拍采集到的图像分析可以得到,在本论文中我们将涉及到的图像处理技术主要包括图像增强、图像分割、图像分类等技术。

在对烟草植株识别和计数的算法设计过程中我们将会面临两个难题:一是相

邻的烟草植株交叉在一起, 为了对烟草植株的计数需要将相互连接在一起的烟草植株分成单棵植株, 然而分割连在一起的同类目标物体一直都是图像处理领域的难题, 因为它们存在类内相似性; 二是航拍图像中还存在很多其他未知的绿色非烟草植株, 在对烟草植株计数之前需要将烟草植株从图像中分类出来。在本文中设计了两种方法用于解决第一个问题, 主要是根据烟草植株中心区域与周围区域的存在色差, 将图像分成若干烟草植株候选区域, 候选区域可以分为两类: 烟草植株和非烟草植株, 其中包含烟草植株的候选区域的连通域中有且只包含有一棵烟草植株, 并且该连通域的形状和大小接近所包含的烟草植株。本文根据烟草植株的颜色特征和纹理特征设计了一组用于识别烟草植株的特征向量, 然后使用特征向量训练 SVM 分类模型用于对候选区域进行分类, 最终实现了对航拍烟田图像中烟草植株的自动识别与计数。

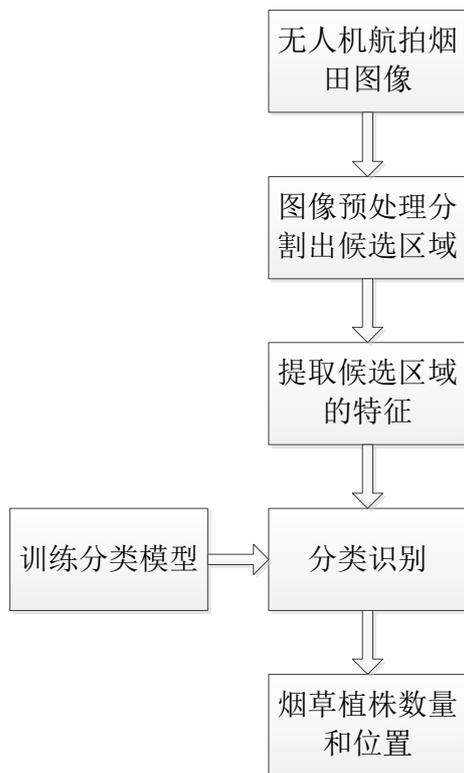


图 1-4 烟草植株识别与计数的算法框架

整个烟草植株识别与计数的设计方案流程图如图 1-4 所示。首先, 使用无人机航拍技术采集烟田图像; 然后, 对航拍图像进行预处理, 分割出烟草植株候选区域; 然后, 提取烟草植株候选区域的特征用于分类模型对烟草候选区域进行; 最后, 根据分类结果在航拍图上标记出来检测到的烟草植株的位置和图片中烟草植株的数量。

## 1.2 主要研究内容及结构安排

本论文研究的主要内容是提出了一种基于无人机航拍图像的烟草植株的自动识别与计数。论文主要由五个章节构成：

第一章主要介绍了课题研究的背景、意义、目的和研究思路。分析了烟草种植的经营生产方式，发现烟草种植现有方法中存在的相关问题和解决这些问题的重要性，提出了解决问题的相关方法，阐明了使用无人机航拍采集图像和使用图像处理识别和计数烟草植株的合理性和优越性。

第二章介绍图像处理相关理论。介绍了常见的颜色的空间，以及它们之间的相互转换；介绍了基本的图像形态学操作，以及由基本操作组合成的高级算法；介绍了分水岭算法的基本概念；介绍了 SVM 分类器的基本原理。

第三章介绍本文提出的烟草植株识别和分类方法。详细的描述了两种烟草植株候选区域的提取步骤：基于分水岭的直接分割候选区域法和基于烟草植株的中心区域直接提取候选区域法；设计了用于烟草植株候选区域分类的特征，特征中包括了 b 通道的直方图、H 通道的均值和方差、S 通道的均值和方差、绿色通道的一阶导数的均值和方差以及绿色通道二阶导数的均值和方差。

第四章对算法测试和评价。使用大疆 Phantom 4 无人机采集烟田航拍图像，建立自己的烟田航拍图像数据库。将第三章设计的算法在建立的数据库上进行测试，通过统计测试结果对算法的可行性进行分析和评价。并使用查全率和查准率两个指标对算法进行衡量。

第五章是总结与展望。该部分对全文的研究工作做出总结，同时也对以后的工作提出设想与展望。

## 第 2 章 图像处理相关基础

### 2.1 引言

图像处理技术可以大致分为三个级别：初级处理、中级处理和高级处理。初级的图像处理是指对图片进行去噪、锐化、对比度增强等改善图片质量的操作；中级的图像处理是指提取图像中感兴趣区域的边缘、轮廓和目标物体；而高级的图像处理是指视觉认知功能，使计算机能“理解”已识别目标物体。目前，初级的图像处理已经相对成熟，中级的图像处理被广泛的开发应用于实际生活生产中，高级图像处理仍在不断的探索前进中。本论文设计中所涉及到的图像处理属于初级和中级图像处理的范畴。主要使用了图像增强、图像分割以及图像分类等技术。

在这一章中，我们将介绍一些重要的图像处理的相关知识。主要介绍的内容包含颜色空间的转换，形态学基本操作，分水岭等算法，机器学习。这些算法将被用在我们研究的自动烟草植株识别和计数算法中。

### 2.2 颜色空间

颜色是物体最明显的特征，颜色特征具有尺度不变性，对光照环境等噪声不敏感，被常用于提取和识别图像中的目标物体。常见的颜色空间包括 RGB、HSV、LAB、CMY 等。它们都有着各自的特点，RGB 是实际中最常用的模式，用于图像的显示和存储；HSV 颜色空间是一种符合人眼的描述和解释的颜色模式，它将颜色和亮度信息分开表示；Lab 颜色空间具有很宽的色域；CMY 被用于彩色打印机。不同的颜色空间之间可以进行相互转换，这些颜色空间按着应用分可以分为两类，一类是用于硬件设备传输、显示和存储图像，比如：显示屏显示图像、打印机打印图片等；另一类是用于视觉感知，这类颜色空间是基于人的视觉感知系统。

#### 2.2.1 RGB 颜色空间

RGB 颜色空间是用种最常用的颜色模式，它是由 NTSC（美国国家电视系统委员会）为 CRT（彩色电视荧光屏，阴极射线管）上显示彩色图像而提出的一种

模型，它的基本原理是红、绿、蓝三原色按着不同的比例混合能生成任何一种彩色。因此，可以用一个三维向量  $(R, G, B)$  表示一种颜色，向量的三个分量分别表示红色、绿色、蓝色的亮度值。为了方便处理，将所有的颜色值归一化，即  $R$ 、 $G$  和  $B$  的取值范围在  $[0, 1]$  区间内，值越大表示越亮，值越小表示越暗，那么 RGB 颜色模式可以用一个基于笛卡尔坐标系上的单位立方体表示，如图 2-1 所示。红色、绿色和蓝色分别位于立方体的顶点  $(1, 0, 0)$ 、顶点  $(0, 1, 0)$  和顶点  $(0, 0, 1)$  上，黑色位于原点  $(0, 0, 0)$  处，白色位于离原点最远的顶点  $(1, 1, 1)$ ，立方体上的其余三个顶点分别表示青色、深红色和黄色，其他的任何颜色可以用一个  $(r, g, b)$  的三维向量表示。在黑色和白色连接成的对角线上的点的三个分量的值都相对，所以呈现出灰色。

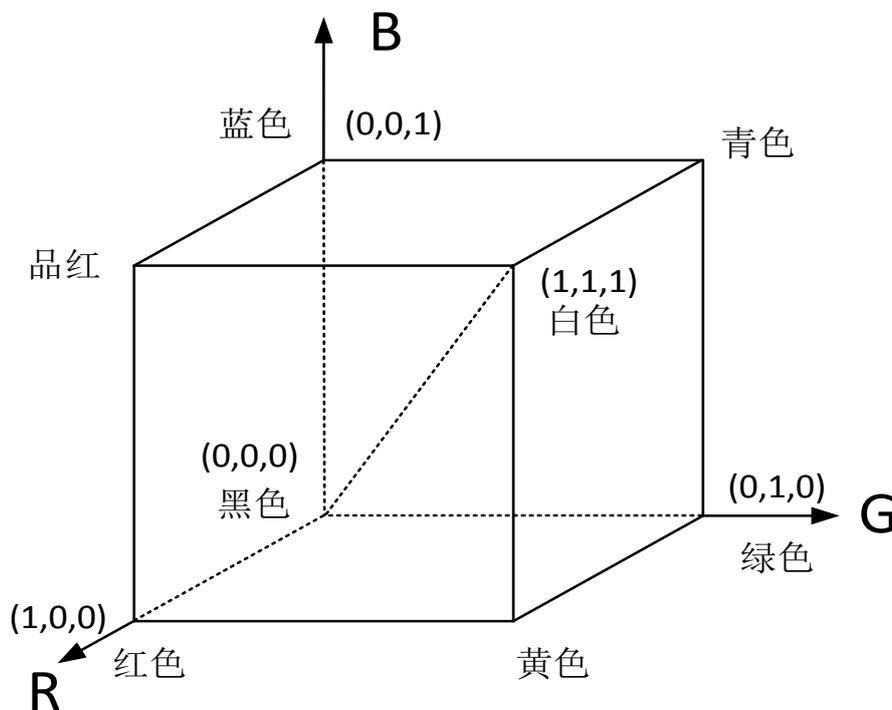


图 2-1 RGB 颜色空间模型

在 RGB 颜色空间中，一幅数字图像  $I$  可以用红色通道  $I_r$ 、绿色通道  $I_g$  和蓝色通道  $I_b$  三个通道表示，每个像素的颜色由像素在这三个通道的灰度联合表示。当显示器显示 RGB 图像时，将红绿蓝三个通道图像在显示器屏幕上混合生成一幅彩色图像。在 RGB 颜色模式中，图像的三个通道具有很强的关联性，单个通道下可以得到物体的纹理和灰度信息，但不携带颜色信息。在实际的应用中经常需要分割出某种颜色的区域，直接在 RGB 空间中分割时需要将三个颜色通道的灰

度值进行同时处理，在农业应用中识别绿色植物，经常需要分割出绿色的植物区域和土壤背景区域。由于 RGB 是常用的图像表示空间，为了减少计算量，通常不进行颜色空间转换而是直接在 RGB 颜色空间中将绿色区域分割出。研究表明在 RGB 空间中使用一些简单的颜色指标就可以很好的将绿色植物区域和土壤背景区域分割开。1995 年，Woebbecke<sup>[12]</sup>在 RGB 颜色空间中使用色度因子成功的将绿色植物和土壤背景进行分割，这些因子包括  $r - g$ ， $g - b$ ， $|g - b|/|r - g|$ ， $2g - r - b$ ，这些因子分割绿色植株和背景时不受光照、尺度大小等环境条件的影响具有较好的鲁棒性。实验进一步表明，使用  $2g - r - b$  这个因子的分割效果比使用其他因子分割效果更好，这个因子被定义为过绿指标 (Excess Green)。随后，2003 年 Mao 等人<sup>[13]</sup>将过绿指标用于分离农作物和土壤背景的应用中，并与其它两种方法进行对比实验，实验结果表明过绿指标优于其它两种方法。

过绿因子的表达形式可以改写为  $2g - (r + b)$ ，说明是将红色通道和绿色相加后与绿色的两倍进行比较，相当于将红色通道和绿色通道的灰度值捆绑在一起，为什么不将绿色通道分别与红色通道和绿色通道进行单独比较了？在本文中我们使用了一种可调节的过绿操作，用于分割绿色区域。在图 2-1 中可以发现，立方体中的顶点  $(0, 1, 0)$  表示的是绿色的点，绿色中该点的饱和度最高，离这个顶点越近的点的颜色的饱和度越大。对于表示绿色的点  $(r, g, b)$  可以理解为是绿色的分量的灰度值比红色分量和蓝色分量的灰度值都大，即  $g - r > diff_{gr}$  且  $g - b > diff_{gb}$ ，其中  $diff_{gr}$  和  $diff_{gb}$  是两个大于等于零的常参数，通过调节这两个参数的大小可以控制绿色的饱和度，这两个参数越大分割出的绿色的饱和度越高，在立方体中符合该条件的绿色的点如图 2-2 中的阴影区域所示，阴影区域相当于是用两个平面从立方体上截取得到的一个角。

根据以上所示的可调节的过绿操作，对于一幅用 RGB 颜色模式表示的图像，可以得到一个分割绿色区域的表达式，如式 2-1 所示。调节  $diff_{gr}$  和  $diff_{gb}$  得到不同的实验结果，如图 2-4 所示，通过增大  $diff_{gr}$  和  $diff_{gb}$  可以去除一些饱和度偏低的绿色区域。

$$I_{green\_region} = I_g - I_r > diff_{gr} \cap I_g - I_b > diff_{gb} \quad (2-1)$$

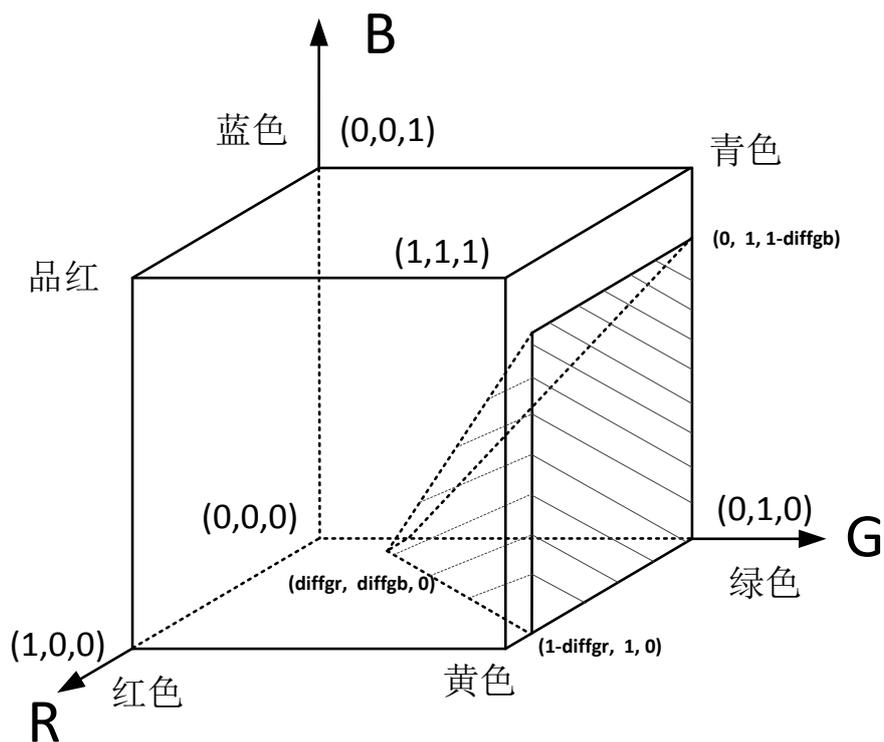


图 2-2 阴影区域的点表示符合条件的绿色，调节 $diff_{gr}$ 和 $diff_{gb}$ 可以改变阴影区域的大小和形状



图 a  $diff_{gr} = 0$ 和 $diff_{gb} = 0$

图 b  $diff_{gr} = 0.08$ 和 $diff_{gb} = 0.7$ 图 2-4 图 a 和图 b 中使用不同的 $diff_{gr}$ 和 $diff_{gb}$ 参数分割绿色区域

### 2.2.2 HSV 颜色空间

RGB 颜色空间可以很好的运用于硬件设备的显示中,但是不符合人眼视觉系统的感知模式,人无法根据三原色的混合比例得知是何种颜色。人眼外部的光进入眼睛后能在视网膜上成像的原因是视网膜上分布着两种光感受器锥状体和杆状体。锥状体位于视网膜的中央凹,大概有 600 万到 700 万个之间,它们的主要是对颜色非常敏感,用于感知颜色。在视网膜的表面大概分布了 7500 万到 15000 万个杆状体,它们对光强很敏感,但无法感知颜色。人眼将颜色和光强分开感知,用锥状体和杆状体分别感知,例如在晚上月光下的时候,因为只有杆状体受到刺激,锥状体没有受到刺激,所以人眼看到物体只有亮度没有颜色。

在 1939 年, Munsell<sup>[14]</sup>提出了具有视觉感知的 HSV 颜色模式的概念。直到 1978 年 A.R.Smith<sup>[15]</sup>使用一个倒立圆锥体模型表示 HSV 颜色空间,如图 2-5 所示。HSV 颜色空间是根据人眼视觉系统工作的特征建立的,它包含色调 H(Hue)、

饱和度  $S$  (Saturation) 和亮度  $V$  (Value) 三个颜色通道。色调  $H$  用来表达颜色属性，它的取值范围  $0^\circ \sim 360^\circ$ ，其中  $0^\circ$  表示红色、 $120^\circ$  表示绿色、 $240^\circ$  表示蓝色等；饱和度  $S$  表示颜色的纯度，它与三原色的混合比例有关，当三原色等比例混合时呈白色纯度最小饱和度等于 0，饱和度越高呈现出来的颜色越浓艳，饱和度越低呈现出来的颜色越暗淡；亮度  $V$  表示的是明暗程度。

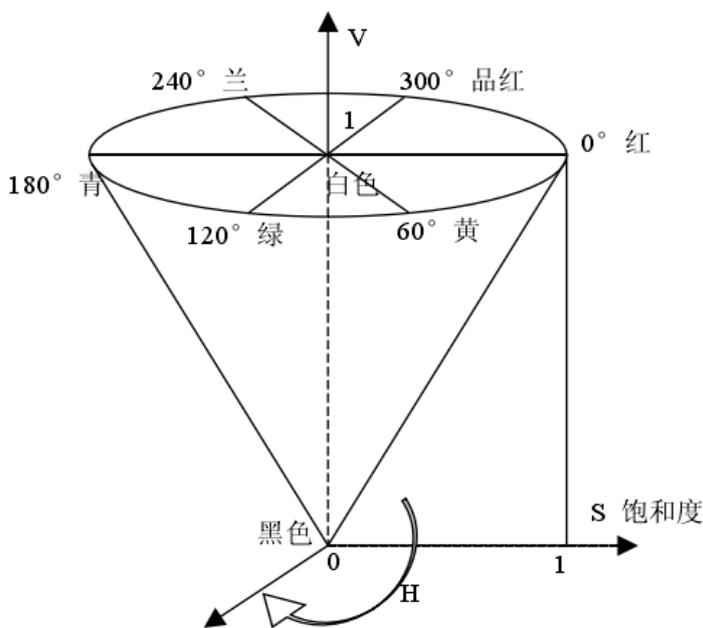


图 2-5 HSV 空间模型图

数字图像通常使用 RGB 颜色空间表示，所以在使用 HSV 对图像进行处理前需要将图像从 RGB 颜色空间转换到 HSV 颜色空间中。根据文献[16][17]可得，RGB 空间中的任意一点  $(R, G, B)$ ，其中  $R, G, B \in [0, 1]$ ，可以通过式 2-2 所示公式进行可将 RGB 空间转换至 HSV 空间。

$$\begin{cases}
 V = \max(R, G, B) \\
 S = \begin{cases} \frac{V - \min(R, G, B)}{V} & \text{当 } V \neq 0 \\ 0 & \text{其它} \end{cases} \\
 H = \begin{cases} 60 \times \frac{(G - B)}{V - \min(R, G, B)} & \text{当 } V = R \\ 120 + 60 \times \frac{B - R}{V - \min(R, G, B)} & \text{当 } V = G \\ 240 + 60 \times \frac{R - G}{V - \min(R, G, B)} & \text{当 } V = B \end{cases}
 \end{cases} \quad (2-2)$$

### 2.2.3 Lab 颜色空间

Lab 颜色空间是有 CIE（国际照明委员会）制定的一种颜色模式<sup>[16]</sup>。它将亮度和颜色信息分开表示，通道 L 表示亮度、a 通道和 b 通道表示颜色。在 Lab 空间中的颜色分布是均匀的，两种不同颜色的差异和它们在颜色空间中的距离成正比。

从 RGB 空间转换到 Lab 空间之前，需要将 RGB 空间转换到 CIE-XYZ 空间中，XYZ 空间与 Lab 相互关联，Lab 空间是由 XYZ 空间推导出。XYZ 是假想的颜色，X 轴表示红色，Y 轴表示绿色，Z 轴表示蓝色，XYZ 可以表达极高饱和度的颜色，所以 Lab 具有很宽的色域。RGB 空间转换到 XYZ 空间的公式如式 2-11 所示：

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.412453 & 0.357580 & 0.180423 \\ 0.212671 & 0.715160 & 0.072169 \\ 0.019334 & 0.119193 & 0.950227 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (2-3)$$

其中 X 的取值范围是[0, 095047]，Y 的取值范围[0, 1]，Z 的取值范围[0, 1.0883]。在将 XYZ 空间转换到 Lab 空间之前，需要对 X 和 Z 进行归一化处理，如式 2-4 和式 2-5 所示，将 X 和 Z 的取值范围变换到[0, 1]。从 XYZ 空间转换到 Lab 的公式如式：

$$X = \frac{X}{X_n}, \quad \text{其中 } X_n = 0.950456 \quad (2-4)$$

$$Z = \frac{Z}{Z_n}, \quad \text{其中 } Z_n = 1.088754 \quad (2-5)$$

$$\begin{cases} L = \begin{cases} 116 \times Y^{\frac{1}{3}} - 16 & \text{当 } Y > 0.008856 \\ 903.3 \times Y & \text{当 } Y \leq 0.008856 \end{cases} \\ a = 500(f(X) - f(Y)) \\ b = 200(f(Y) - f(Z)) \end{cases} \quad (2-6)$$

其中，f(t)的函数形式如式 2-7 所示：

$$f(t) = \begin{cases} t^{\frac{1}{3}} & \text{当 } t > 0.008856 \text{ 时} \\ 7.787t + \frac{16}{116} & \text{当 } t \leq 0.008856 \text{ 时} \end{cases} \quad (2-7)$$

## 2.3 形态学处理

形态学起源于生物学研究关于动植物的形态和结构的分支。数学形态学是以

形态学思想为基础使用集合论表达的方法。在图像处理中使用数学形态学的方法借助具有一定形态结构的结构元素去度量和提取图像中的具有相对应的形状,从而实现识别和分割图像中目标物体。形态学图像处理中有四个基本的操作膨胀、腐蚀、开操作和闭操作<sup>[18][19]</sup>。形态学图像处理被常用于图像去噪、提取边界、提取区域骨架、填充孔洞<sup>[20]</sup>、矫正光照不均等,这些算法是通过四种基本的形态学处理的不同组合实现的。

### 2.3.1 形态学的基本操作

假设  $f(x, y)$  表示一幅灰度图像,  $b(x, y)$  表示一个平坦的结构元。当  $b$  的原点位于  $(x, y)$  时,用结构元  $b$  在  $(x, y)$  处对图像  $f$  进行腐蚀的定义是图像  $f$  与结构元  $b$  的重叠区域中的最小灰度值。使用公式表示结构元  $b$  对图像  $f$  中的点  $(x, y)$  进行腐蚀的如式 2-8 所示:

$$[f \ominus b](x, y) = \min_{(s, t) \in b} \{f(x + t, y + s)\} \quad (2-8)$$

其中符号  $\ominus$  表示腐蚀,  $(s, t)$  表示结构元  $b$  的大小。通常情况下  $b$  的大小  $s$  和  $t$  设为奇数,原点位于中心,比如设结果元的  $b$  原点为位于中心、大小为  $3 \times 3$  的方形结构元,那么使用这个结构元对图像  $f$  中的点  $(x, y)$  腐蚀的结果是  $f$  和  $b$  重叠区域的 9 个像素点的灰度值  $\{f(x-1, y-1), f(x-1, y), f(x-1, y+1), f(x, y-1), f(x, y), f(x, y+1), f(x+1, y-1), f(x+1, y), f(x+1, y+1)\}$  中的最小值。通过历遍  $f$  中的所有像素点  $(x, y)$  可以获得  $b$  对整幅图像的腐蚀结果。

类似的,平坦结构元  $b$  的原点位于  $(x, y)$  时对图像  $f$  的膨胀定义为  $f$  与  $b$  的重叠区域的最大灰度值。使用  $\oplus$  表示膨胀,在  $(x, y)$  处  $b$  对  $f$  的膨胀可以用数学公式表达,如式 2-9 所示。

$$[f \oplus b](x, y) = \max_{(s, t) \in b} \{f(x + t, y + s)\} \quad (2-9)$$

腐蚀和膨胀是形态学中的两个最基本的操作。对图像进行腐蚀的时候,腐蚀后的图像比原图像要暗,它可以消除比结构元小的亮噪声,如图 2-6 c 所示,效果类似于最小值滤波器。当对图像进行膨胀的时候,膨胀后的图像比原图像要亮,它可以消除比结构元小的暗噪声,如图 2-6 b 所示,效果类似于最大值滤波器。

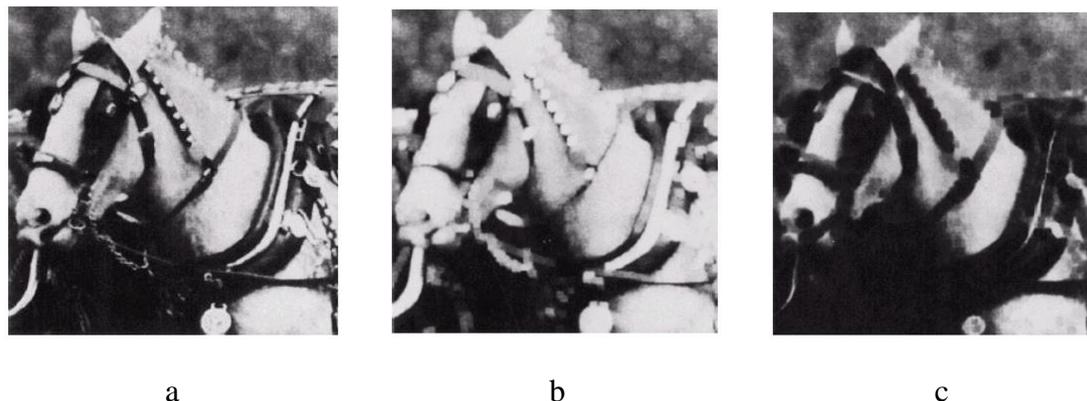


图 2-6 a 图为原图, b 图为膨胀结果图, c 图为腐蚀结果图

对图像单独使用膨胀或者腐蚀操作的作用并不是很大,但可以将这两种最基本算法以不同的方式组合成高级的算法,具有更加强大的功能。使用同一结构元  $b$  对  $f$  首先进行腐蚀操作, 然后进行膨胀操作称为开操作, 用空心圆圈表示开操作, 则开操作的数学表达式如式 2-10 所示; 类似地, 使用同一结构  $b$  对图像  $f$  首先进行膨胀操作, 然后进行腐蚀操作称为闭操作, 用实心点表示闭操作, 则闭操作的数学表达式如式 2-11 所示。

$$f \circ b = (f \ominus b) \oplus b \tag{2-10}$$

$$f \cdot b = (f \oplus b) \ominus b \tag{2-11}$$

开操作用于抑制比结构元小的亮噪声, 闭操作用于抑制比结构元小的暗噪声, 相对于膨胀和腐蚀而言这两种操作的优点是不改变图像的整体亮度。这两种操作分别可以处理亮噪声和暗噪声, 常常被联合起来形成形态学滤波器用于图像平滑和噪声去除。

腐蚀可以细化图像中的一些区域, 膨胀可以粗化一些区域, 膨胀和腐蚀的差可以增强边界区域。用结构元对图像分别进行膨胀和腐蚀或相减可以得到形态学梯度图像, 形态学梯度的表达式如式 2-12 所示。形态学梯度的处理效果类似于图像微分的效果, 图像中的边缘部分被增强而同质区域被抑制。

$$f = (f \oplus b) - (f \ominus b) \tag{2-12}$$

在实际的图像采集, 存在光照不均的现象不利于从图像中提取目标物体。然而, 通过形态学顶帽变换可以矫正光照不均对图像的影响, 顶帽变换的表达式如式 2-13 所示。顶帽变换是使用原图像减去对原图像开操作后的图像, 开操作

可以删除图像中比结构元小的较亮的目标物体留下近似背景, 通过从原图像中减去该近似背景可以使背景会变得更加均匀, 顶帽变换常常被用于图像预处理。类似地, 用结构元对图像进行闭操作, 然后与原图像相减, 被称为底帽变换, 常用于处理亮背景中的暗物体, 底帽变换的数学表达式如式 2-14 所示。

$$T_{hat}(f) = f - (f \circ b) \quad (2-13)$$

$$B_{hat}(f) = (f \cdot b) - f \quad (2-14)$$

### 2.3.2 形态学重建

形态学重建<sup>[21]</sup>是图像处理形态学中一个非常重要的算法。形态学重建需要一幅模板图像  $g$ 、一幅标记图像  $f$  和一个结构元  $b$ , 其中  $f \leq g$ 。则  $f$  关于的  $g$  的 1 次侧地膨胀可以定义为式 2-15 所示:

$$D_g^{(1)}(f) = (f \oplus b) \wedge g \quad (2-15)$$

其中  $\wedge$  表示取图像  $(f \oplus b)$  和 模板图像  $g$  中每个对应像素坐标  $(x, y)$  中的最小值。式 2-15 表明 1 次侧地膨胀是先用结构元  $b$  对  $f$  进行膨胀得到  $f \oplus b$ , 然后像素坐标  $(x, y)$  的灰度值取  $f \oplus b$  和  $g$  中的最小值。使用递归的方法可以得到  $f$  关于  $g$  的  $n$  次侧地膨胀, 如式 2-16 所示

$$D_g^{(n)}(f) = D_g^{(1)}[D_g^{(n-1)}(f)] \quad (2-16)$$

有了以上的侧地膨胀的基本公式, 模板  $g$  和标记  $f$  的膨胀形态重建  $R_g^D(f)$  可以定义为  $f$  关于  $g$  的侧地膨胀不断迭代到稳定, 即第  $k$  次侧地膨胀和第  $k-1$  次侧地膨胀的结果相同, 如式 2-18 所示。类似地, 还有腐蚀形态学重建, 但本文不对它进行进一步的介绍。

$$R_g^D(f) = D_g^{(k)}(f) \quad , \quad \text{且} \quad D_g^{(k)}(f) = D_g^{(k-1)}(f) \quad (2-18)$$

为了更好的理解形态学重建的作用, 以一个一维的形态学重建作为案例说明, 如图 2-7 所示。图中的红色曲线表示模板图像  $g$ , 蓝色曲线表示标记图像  $f$ , 黑色曲线表示  $f$  关于  $g$  的膨胀重建。使用一个结构元对  $f$  进行重复的膨胀, 每次膨胀后的结果取  $f \oplus b$  与模板  $g$  中的最小值, 经过多次操作后达到一个稳定不变的状态, 如图 2-7 中的右图中的黑色曲线所示。

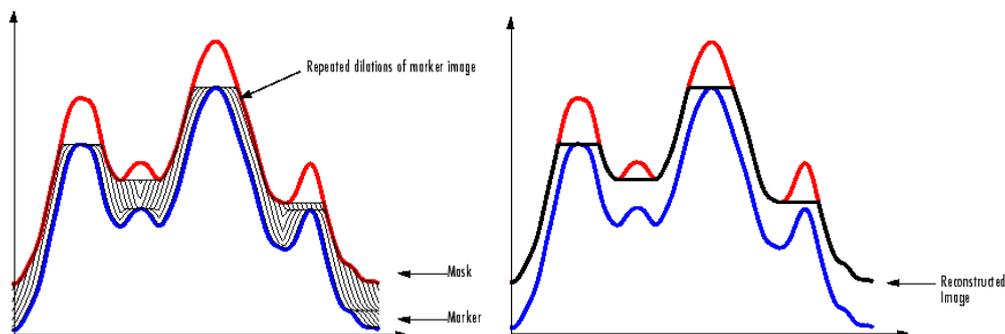


图 2-7 一维图像的膨胀形态学重建

## 2.4 分水岭算法

分水岭是图像分割中的一种非常重要的算法。图像分割在图像处理中起着核心作用，同时也是图像处理中最难的任务之一。大多数的图像分割算法都是基于图像灰度值的两个重要特性，不连续性和相似性。其中，不连续性是指像素灰度值发生突变，然而在图像的灰度值在边界处会发生剧烈的变化，因此可以通过不连续性提取图像的边缘，不连续性会导致在该处的一阶导数很大或者二阶导数出现零交叉，常见的边缘检测有 Roberts 算子、Sobel 算子、Laplacian 算子、Canny 算子<sup>[22]</sup>等，由于需要求导所以它们一些算子对噪声敏感。另外，阈值处理、区域生长、区域分裂和区域聚合是基于灰度值得相似性。常见的阈值处理包括迭代法、双峰法、Ostu 算法<sup>[23]</sup>等，应用最为广泛的是 Ostu 法，它通过最大化前景和背景之间的方差来计算最近阈值，对噪声不敏感。区域生长的三个步骤是种子的选取、生长准则的制定、生长停止的条件，确定了这三个条件就可以用于自动分割图像。

分水岭是一种应用非常广泛的算法图像分割算法，它可以分割出单像素宽的封闭边缘。分水岭算法是一种基于形态学操作的算法，它将边缘检测、阈值处理和区域生长中的分割概念进行了具体化，可以产生更加稳定的分割效果<sup>[11]</sup>。早在 20 世纪 70 年代末，Digabel 和 Lantuejoul<sup>[24]</sup>将分水岭算法的概念引入数字图像处理中，用于分析二值图像。后来，C. Lantuejoul 和 S. Beucher<sup>[25][26]</sup>对分水岭算法提出了一个通用的框架，将范围扩展到了灰度图像的处理当中。但是分水岭算法中需要用到大量的形态学操作，使得其计算量非常大，那时候的计算机的硬件条

件有限, 导致分水算法的应用当时存在很大的局限性。直到上世纪 90 年代, Luc Vincent 和 Pierre Soille<sup>[27]</sup>提出了一个快速灵活的分水岭算法, 这个算法是模拟洪水淹没的过程, 它的速度比之前的算法快几百倍, 精确度比之前的算法高, 使得分水岭在图像领域的应用得以广泛推广和关注。接下来我们将进一步了解分水岭算法的思想。

分水岭算法中将图像看成是一幅 3 维地图, 坐标表示位置, 灰度值表示海拔高度, 从而形成了平原、盆地、山脉等地貌特征。假设在该 3 维地图上的任意位置上放一滴水, 这滴水会流向海拔更低的地方, 水滴最终会停止流动并汇聚, 我们把水滴重新汇聚的地方称为汇水盆地, 如果水滴有最终有多个汇水盆地那么水滴放置的初始位置称为分水线。分水岭的主要目的是找出分水线。分水岭算法的思想比较简单, 假设我们在每一个区域的最小值上打一个洞, 水可以通过洞进入汇水盆地匀速上升, 随着水的注入从低海拔到高海拔最终会把整个地形淹没, 当水位上升到某一高度时, 两个不同的汇水盆地的水会连通, 我们在这两个汇水盆地中间构建一个单像素宽度的水坝阻止不同的汇水盆地的水连通, 这些水坝就是我们要提取的分水线。

分水岭既可以处理二值图像也可以处理灰度图像, 它能分割出单一像素宽度的封闭边缘。但是分水岭对弱边缘和噪声响应比较敏感, 因此容易出现过分割的现象。为了避免过分的产生, 可以在分割前需要对去噪、增强和标记等操作, 也可以在分割后区域合并等。

## 2.5 机器学习

### 2.5.1 引言

机器学习是人工智能领域发展最快的一个分支, 它最能够体现智能。机器学习是一门致力于研究如何通过计算的手段, 利用经验来改善系统自身的性能的学科<sup>[28]</sup>。使用机器学习方法可以分为三个步骤: 采集数据、分析数据和预测。采集数据是提取要处理的样本; 分析数据时是提取样本的特征并使用特征训练一个机器学习模型; 预测是使用训练好的机器学习模型对新样本进行分类, 预测是机器学习的真正目的。

常用的机器学习方法 KNN 算法<sup>[29]</sup>的思想很简单粗暴, 通过从训练集中找到

离测试样本最近的  $K$  个样本, 将测试样本分类为这  $K$  个样本中数量最多的一类, 因为需要计算测试样本到其他所以样本的距离会导致计算量庞大, 此外,  $K$  值大小的选取是保证算法准确性的关键; 由 Freund 和 Schapire<sup>[30]</sup> 提出的 Adaboost 算法是合成学习算法的一种, 它是合成学习中最流行的方法之一<sup>[31]</sup>, 它核心思想是通过从训练样本中学习出一系列弱分类器, 并将这些弱分类器叠加成增强分类器;  $K$  均值算法<sup>[32]</sup> 属于无监督学习, 需要指定数据样本中的类数  $k$ , 通过不断的迭代使  $k$  类的均值和最小化求取聚类中心; 贝叶斯分类器是概率分类器, 它是基于样本特征之间是相互独立的情况, 它分类速度快准确率高; 支持向量机 SVM<sup>[31]</sup> 是机器学习领域中最流行的方法, 实用于训练样本较少的分类问题, 本文对烟草植株候选区域采用的分类器就是 SVM 分类器, 下面将更详细的介绍 SVM。

## 2.5.2 支持向量机 SVM

SVM 是建立在基于统计学习理论的 VC 维理论和结构风险最小化原理基础上的, 避免了局部最优解, 使用核函数将低维的非线性问题映射到高维空间中转换成线性问题, 且不会产生维数灾难, 使得 SVM 具有很强的鲁棒性, 被成功的应用于人脸识别、字符识别、字符分类等领域。SVM 的本质是寻找类之间的一个超平面, 使得样本到超平面的距离间隔最大化。图 2-8 所示给出了一个二维情况下的例子, 图中的空心三角和实心三角分别表示两种类别的样本,  $H$  平面表示找到的超平面。

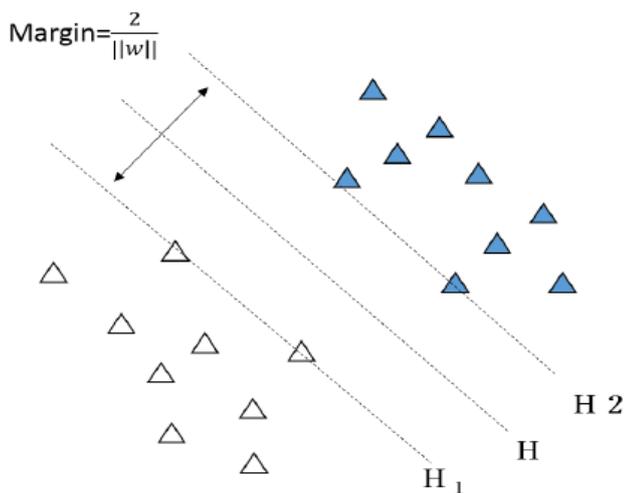


图 2-8 SVM 对二维数据分类例子

假设给定一个包含有  $n$  个样本的数据集合  $\{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n\}$ , 每个样本的包含两个属性  $\mathbf{x}_i = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2]$ , 每个样本对应一个标签  $y_i$ , 其中  $y_i \in \{-1, 1\}$ , 使用 SVM 对数据进行分类就是找到一个最优的超平面, 如式 2-19 所示:

$$\mathbf{w}^T \mathbf{x} + \mathbf{b} = 0 \quad (2-19)$$

其中,  $\mathbf{w}^T$  为超平面的系数, 这个超平面就是一个线性决策边界, 将落在超平面一侧的对象  $\mathbf{x}_{new}$  分类为  $y_{new} = 1$ , 落在另一侧的对象分类为  $y_{new} = -1$ , 即对新对象类别的预测公式如式 2-20 所示。使用一个正常数对决策函数中的变量  $\mathbf{w}$  和  $\mathbf{b}$  进行比例放缩结果不变, 因此可以按比例调节  $\mathbf{w}$  和  $\mathbf{b}$  使类中离决策边界最近的点满足  $\mathbf{w}^T \mathbf{x} + \mathbf{b} = \pm 1$ , 那么决策函数可以改写为式 2-21。

$$y_{new} = \text{sign}(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_{new} + \mathbf{b}) \quad (2-20)$$

$$y_{new}(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_{new} + \mathbf{b}) \geq 0 \quad (2-21)$$

从统计学的角度上讲, 最优的超平面除了能把数据集中的每个样本都正确的分类, 还要求两个类别中到决策边界最短间隔的和最大化。如图 2-8 所示,  $\frac{2}{\|\mathbf{w}\|}$  为样本到超平面间隔和, 最优的超平面可以使  $\frac{2}{\|\mathbf{w}\|}$  最大, 可以转化为一种更加简单的形式, 即最小化  $\frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2$ , 最终问题被总结为一个二次规划问题, 如式 2-21 所示:

$$\begin{cases} \min_{\mathbf{w}} \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 \\ \text{满足 } y_i(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + \mathbf{b}) \geq 1, \text{ 其中 } i \text{ 取 } 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (2-22)$$

这是一个带约束的优化问题, 需要使用拉格朗日乘子将约束条件加入到目标函数中, 得到新的目标函数为:

$$\begin{cases} \min_{\mathbf{w}} \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 - \sum_{i=1}^n a_i (y_i(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + \mathbf{b}) - 1) \\ \text{满足 } a_i \geq 1, \text{ 其中 } i \text{ 取 } 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (2-22)$$

其中  $a_i$  为拉格朗日系数。因此目标函数中的待求系数最高次数为 2, 所以这是一个二次规划问题, 可以借助一些数学工具对它进行求解, 如 Matlab 中的 quadprog 函数可以用于解决此类问题<sup>[33][34][35]</sup>。以上所描述的是最简单的 SVM, 通常情况下, 数据中会存在一些噪声点, 采取的措施是使用软间隔在约束条件中

添加松弛因子，允许部分噪声点位于错误的一边。另外，数据本来就是线性不可分的情况，则使用核函数将样本转换到高维的空间中使得其线性可分。

## 第3章 烟草植株识别与计数

### 3.1 背景介绍

我们的主要目的是识别和计数出无人机航拍的烟田图像中的烟草植株。完成这个任务时我们将会面临两个挑战：第一个挑战是由于烟草植株生长茂盛，相邻的烟草植株相互交叉在一起，有些紧挨在一起的烟草植株甚至人眼都难于分辨它们之间的边界，如图 3-1 所示，由于同类目标物体具有类内相似性，在图像处理中将相同的物体分开一直都是图像处理中的难题，但是为了对烟草植株进行计数，必须将这些连接在一起的烟草植株分成单棵的烟草植株；第二个面临的挑战是在航拍图像中除了有烟草植株外存在很多其它的绿色植物存在，其中的一些植物生长的形状和烟草植株有相似之处，比如卷心菜，在对烟草植株计数前，需要使用分类器将图像中的绿色植物分成烟草植株和非烟草植株。能否解决以上的两个挑战是能否实现烟草植株的自动识别和计数的关键技术所在。



图 3-1 截取图 1-1 中的一小块区域图像

常见的图像处理系统中的步骤主要由采集图像、预处理图像、特征提取和机器学习算法进行分类识别组成, 例如, Zhun Fan 等人<sup>[36][37]</sup>使用图像处理技术自动检测和分割眼底图像中的视盘和血管, 用于计算机辅助眼病诊断的系统, 采用了类似的步骤。在采集图像时, 需要根据实际的应用选择不同的硬件设备, 主要包括摄像机、镜头、光源、工作台等; 预处理部分主要是去噪、增强、分割候选区域等步骤; 特征提取是提取候选区域中目标物体的特征, 通常提取目标物体的颜色、形状、纹理三大类特征; 分类是根据提取的特征从分割出的候选区域中识别出目标物体。然而, 本文研究的烟草植株的自动识别与计数系统中也由这四部分组成: 1) 使用无人机搭载摄像头从烟田上空采集烟田图像, 一般选择在光照充足的晴天拍摄; 2) 对航拍的烟田图像进行预处理, 分割出烟草植株的候选区域; 3) 根据烟草植株的颜色和纹理, 提取烟草植株候选区域的特征; 4) 根据提取的特征, 使用 SVM 分类器将烟草植株候选区域分成烟草植株和非烟草植株。Algorithm 3.1 给出了整个算法的主要流程。

Algorithm 3.1. 烟草植株识别与计数算法
输入: 无人机航拍采集的 RGB 烟田图像 $\rightarrow I$ 初始化烟草植株数 $\rightarrow \text{count}=0$ 对 $I$ 进行预处理 $\rightarrow$ 烟草植株候选区域 $I_{\text{candidate\_region}}$  $I_{\text{candidate\_region}}$ 中的连通域的个数 $\rightarrow n$ For $t = 1, \dots, n$ <ul style="list-style-type: none"> <li>● 提取第 <math>t</math> 个烟草植株候选区域的特征 <math>\rightarrow f</math></li> <li>● 根据特征 <math>f</math> 使用分类器对第 <math>t</math> 个烟草植株候选区域进行分类 <math>\rightarrow</math> 分类结果 <math>\text{label}</math></li> <li>● If <math>\text{label}</math> 等于 1 <span style="float: right;">/*<math>\text{label}</math> 等于 1 表示识别结果为烟草植株, <math>\text{label}</math> 等于 0 表示识别结果为非烟草植株</span> <ul style="list-style-type: none"> <li><math>\text{count}++;</math></li> <li>在图像 <math>I</math> 的相应位置上标记出第 <math>\text{count}</math> 棵烟草植株的位置</li> </ul> </li> </ul> End If end For 输出: 烟草植株棵数 $\text{count}$ 和标记烟草植株位置的图像 $I$

这四个步骤对实现烟草植株的自动识别与计算都起着至关重要的作用。在采集图像阶段需要确保烟草植株在拍摄的图像中足够清楚,无人机的高度和天气情况都是关键的因素,无人机飞的过高拍摄的图片中烟草植株不清晰算法难以对它进行识别,无人机飞的太低拍摄的烟田面积太小工作效率低。在光照不足或者大雾天拍摄的图像用来识别和计数烟草植株将给算法的识别带来困难,为了提高识别和计数的准确性,在条件允许的情况下选择在光照充足的晴天进行拍摄,尽量使采集的图像使算法易于对烟草植株的检测和识别;在图像的预处理过程中主要是分割出烟草植株的候选区域,候选区域的提取关系到了分类器对候选区域分类的准确性,分割出的候选区域中主要包含两种类型:烟草植株和非烟草植株,对于是烟草植株的烟草候选区域要求该连通域中有且只有一棵烟草植株,且这个连通域的大小和形状都近似等于这个连通区域中所包含的烟草植株,而非烟草植株的候选区域可以是任意大小任意形状;使用分类器对烟草植株候选区域分类的另一个关键因素是特征向量的设计,特征是用于识别烟草植株和非烟草植株的唯一依据,本文根据烟草植株的颜色和纹理特征提取了 b 通道的直方图、H 通道的均值和方差、S 通道的均值和方差、绿色通道一阶导数的均值和方差、绿色通道二阶导数的均值和方差作为分类特征向量用于分类器分类;对烟草植株候选区域进行分类是以具有强鲁棒性的 SVM 作为分类器。在接下来的内容中将详细介绍预处理和特征设计。

### 3.2 烟草植株预处理

被采集到的烟草植株的图像是烟草 30 天左右大时的图像如图 1-1 所示,预处理的主要目的是将图像中的烟草植株分成单个连通域,每个连通域中包含一棵烟草植株。从图 3-1 中可以清楚的观察到,相邻的烟草植株的叶片相互交叉在一起,导致很难对烟草植株的棵数计数。为了自动计数烟草植株的棵数,需要将交叉在一起的烟草植株分成独立的单棵烟草植株。

在分割前,我们将烟草植株分解成两个部分:中心区域和周围区域,如图 3-1 所示,中心区域为图中红色圆圈标记的区域,烟草植株中心区域的叶子是刚长出来不久的嫩叶,颜色偏淡绿;周围区域是中心区域以外的部分,烟草植株周围区域的叶子颜色比较深,叶面比较大向四周散开;可以清晰的观察到烟草的中心

区域与烟草的周围区域存在明显的色差。中心区域和周围区域的色差是我们获得的一个非常重要的特征，这个特征可以作为提取烟草植株候选区域的一个可靠的依据。烟草植株与烟草植株的中心区域是彼此分开的，在图像中不存在交叉，不像周围区域一样相邻的烟草植株的周围区域会交叉在一起，因此，可以通过中心区域与周围区域的特性进行烟草植株候选区域的分割。

在 RGB 颜色空间中的单个颜色通道中，烟草植株中心区域与周围区域的色差无法体现，这是由于 RGB 颜色空间中的三个通道之间具有很强的关联性，只有三个通道的灰度联合在一起才能确定颜色，对于单个通道只携带相应的光谱频段的亮度信息。因此，在 RGB 颜色空间中的单个通道下难以分割出烟草植株候选区域，需要将图片从 RGB 颜色空间中转换到其它的颜色空间。Lab 颜色空间<sup>[39]</sup>是由国际照明委员会（CIE）在 1976 年公布的一种彩色模式。在 Lab 颜色空间中有两个颜色通道（a 通道和 b 通道）和一个表示亮度变换的通道（L 通道）。在 Lab 颜色空间中单个通道就能表示颜色的变化，同时 Lab 颜色空间被广泛的用于色差评价，比如印刷公司使用 Lab 颜色空间测量彩色印刷产品的质量和控制印刷色彩。基于这些原因，将烟草图像从 RGB 空间转化到 Lab 空间可以分割出烟草植株候选区域。

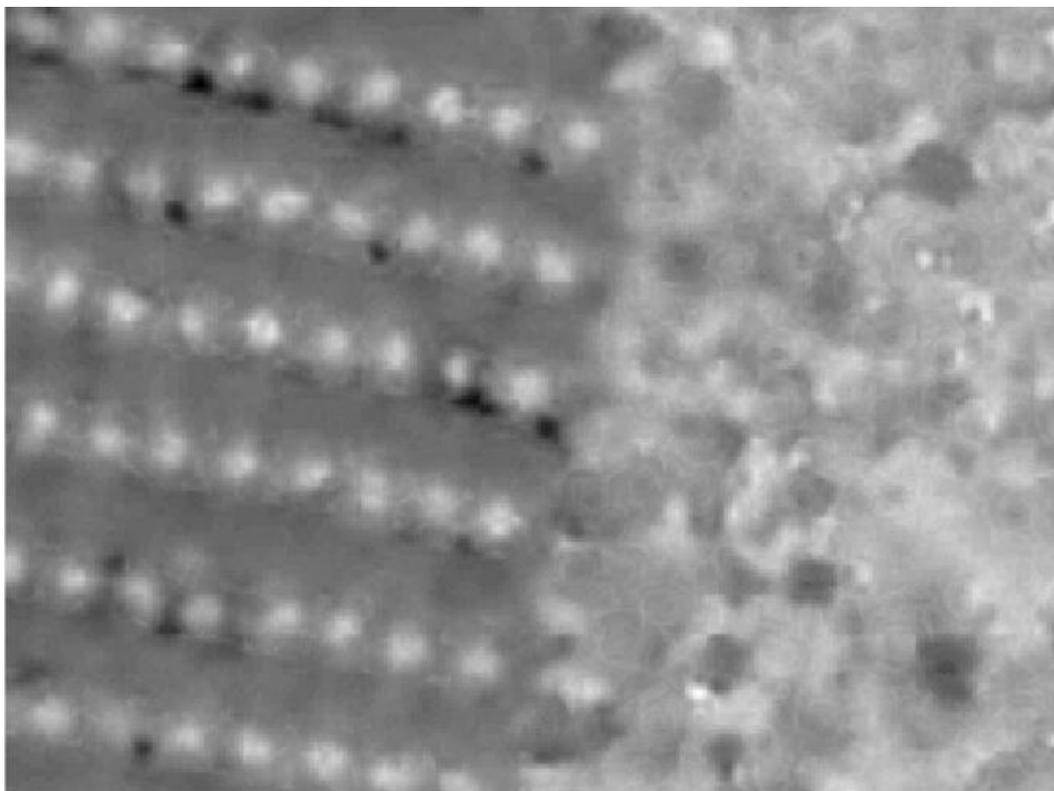


图 3-2 Lab 颜色空间中的 b 通道

将烟田航拍图像从 RGB 颜色空间转换到 Lab 颜色空间。在 Lab 空间中的 b 通道如图所示 3-2，从 b 通道的图片中可以观察到，烟草植株的中心区域的亮度比周围区域稍微明亮，呈现出局部明亮区域。换句话说，在 b 通道中烟草植株的中心区域是一个局部极大值区域。局部极大值区域<sup>[40]</sup>是指区域内连通的像素有一个恒定的灰度值  $t$ ，区域的外部边界上的像素的灰度值都小于  $t$ 。根据以上的现象，接下来本文提出了两种可以分割出烟草植株的候选区域的方法：一种是基于分水岭的直接提取候选区域法，另一种是基于烟草植株的中心区域直接提取候选区域法。在接下来的我们将详细介绍这两种不同的提取方法的操作。

### 3.2.1 基于分水岭的直接分割候选区域法

这种方法是使用分水岭算法直接从 b 通道中分割出烟草植株的候选区域。我们知道，烟草植株的中心区域是一个局部极值区域，它的像素灰度值大于周围区域的灰度值。如果我们将图像的灰度值进行反转，把图像看成是一幅 3D 地形图，每一棵烟草植株在形状上是一个盆地，烟草植株的中心区域位于盆地的底部，周围区域环绕在四周，然后根据分水岭算法的定义，可以使用分水岭分割出每一棵烟草植株。Algorithm3.2 中给出了算法的主要流程。

在进行分水岭操作前，为了防止过分割的情况，需要对图像进行形态学去噪。对 b 通道进行去噪声的步骤是，首先使用一个结构元对 b 通道进行腐蚀处理，结构元的大小为 5 或者 7，这是根据烟草植株中心区域在图像中的像素分辨大小确定的；然后以腐蚀处理后的图像作为标记图像，以原图像作为模板图像进行膨胀形态学重建，这就完成了去噪过程，经过去噪后可以避免过分割的情况。然后，将重建好的图像进行灰度级反转，最后对反转后的图像进行分水岭变换，得到候选区域如图所示 3-3。

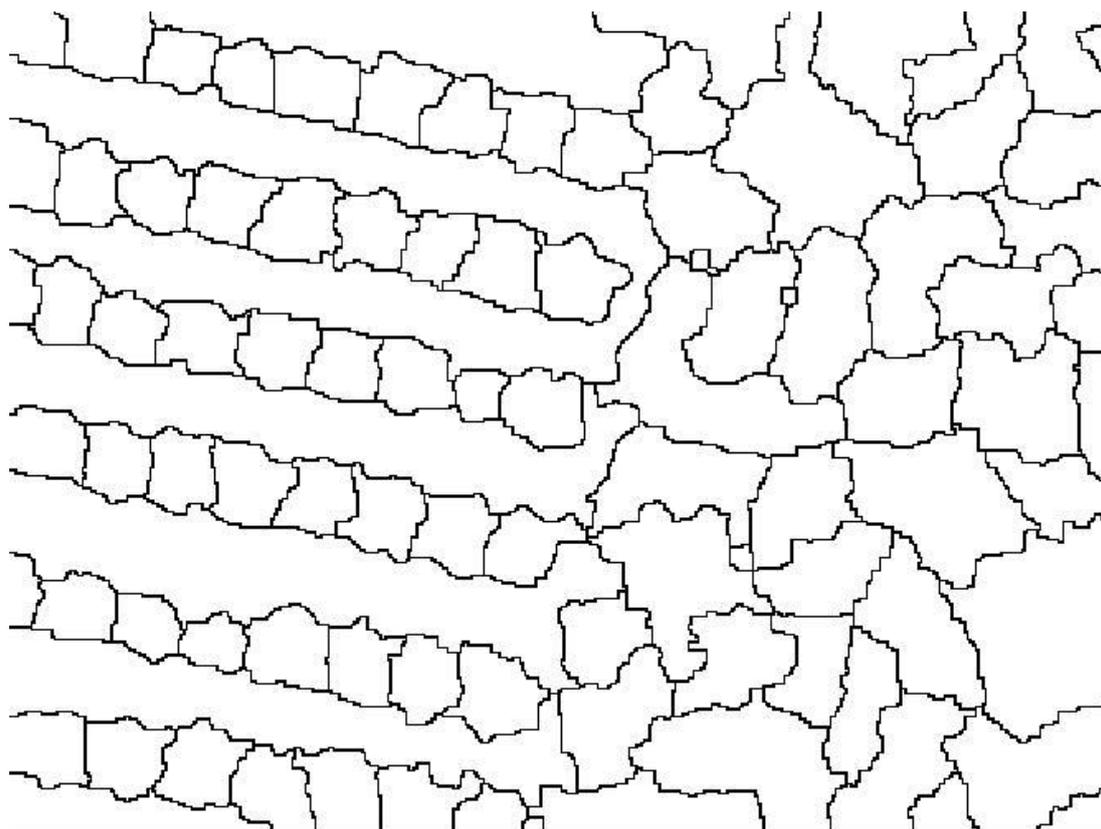


图 3-3 分水岭变换后未去除非绿色区域得到的区域

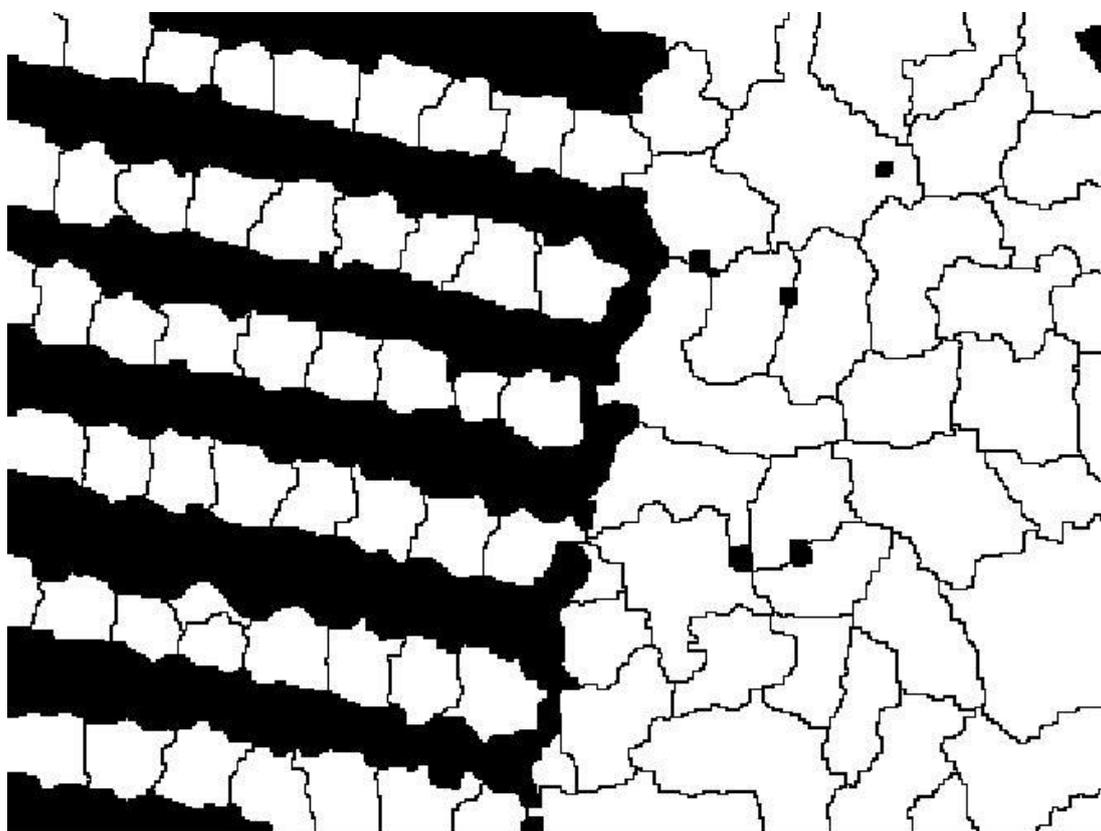


图 3-4 基于分水岭的直接分法得到的烟草植株候选区域

从以上处理的结果图 3-3 中可以观察到, 已经将整幅图像分割成许多个连通域, 这些连通域还不能够直接作为烟草植株的候选区域, 因为在包含烟草植株的连通域中大小不近似等于所包含的烟草植株的大小, 连通域中还包含了一些非绿色区域, 比如, 土壤、道路、房子等非绿色植物区域。为了更好的分类, 我们采用了第二章中介绍的一种可调的过绿色操作将这些非绿色植物区域去除, 去除非绿的烟草植株候选区域如图所示 3-4。在去除非绿色区域时通过调节  $diff_{gb}$  和  $diff_{gr}$  这两个参数来控制留下来的绿色的饱和度, 这两个参数大于等于 0。去除非绿色区域可以减少运算量, 提高分类器对烟草植株候选区域分类的准确性。从实验结果图 3-4 中可以观察到分割出的烟草植株候选区域基本达到预期的效果, 其中是烟草植株的候选区域都包含了完整的一棵烟草植株且该区域的大小和形状基本接近于所包含的烟草植株, 因此, 可以用于分类器对烟草植株的分类和识别。

**Algorithm 3.2. 预处理——基于分水岭的直接分割候选区域**

输入: RGB 烟田图像:  $I$

初始化参数  $diff_{gb}$  和  $diff_{gr}$

选取结构元  $s$

颜色空间转换:  $I_{lab} = rgb2lab(I)$

提取  $I_{lab}$  的  $b$  通道:  $I_b = I(:, :, 3)$

用结构元  $s$  对  $I_b$  进行腐蚀:  $I_{b\_erode} = imerode(I_b, s)$

对  $I_{b\_erode}$  进行形态学重建:  $I_{b\_erode\_rec} = imreconstruct(I_{b\_erode}, I_b)$

反转  $I_{b\_erode\_rec}$  的灰度值:  $I_{b\_erode\_rec} = 1 - I_{b\_erode\_rec}$

对反转后的  $I_{b\_erode\_rec}$  进行分水岭变换:  $I_{candate\_region} =$

$watershed(I_{b\_erode\_rec})$

对  $I$  进行可调节过绿操作:  $I_{green\_mask} = I_g - I_r > diff_{gr} \text{ and } I_g - I_b > diff_{gb}$

去除候选区域中的非绿区域:  $I_{candate\_region} = I_{candate\_region} \cap I_{green\_mask}$

输出: 烟草植候选区域  $I_{candate\_region}$

### 3.2.2 基于烟草植株的中心区域直接提取候选区域法

在 Lab 颜色空间中的 b 通道下,如图 3-2 所示,可以观察到烟草植株的中心区域是一个局部极大值区域,烟草植株的周围区域紧紧的环绕着烟草植株的中心区域。根据经验,可以先将烟草植株的中心区域单独分割出来,然后根据欧式距离分割出烟草植株的周围区域,从而分割出烟草植株的候选区域。这里的距离是指烟草周围区域的像素到烟草中心区域最短的欧式距离。Algorithm3.3 中给出了算法的主要流程,下面我们将对这种方法进行详细介绍。

首先,根据局部极大值的定义<sup>[40]</sup>编写代码分割出烟草植株的中心区域。然而,图像中存在很多噪声干扰,比如一些孤立的噪声等,会导致过分割的现象。因此,在分割烟草植株的中心区域之前,需要对图像进行去噪,我们使用和基于分水岭的直接分割候选区域法一样的去噪声方法,首先对 b 通道进行腐蚀,然后以腐蚀处理后的图像作为标记图像,以原图像作为模板图像进行膨胀形态学重建;此外,形态学重建可以产生更稳定的局部极大值区域。然后根据局部极大值区域的定义的分割出的烟草植株的中心区域,如图所示 3-5,图中的每一个白色的连通区域表示检测到的一棵烟草植株的中心区域,和预想的结果一样,这是一个令人非常兴奋的结果。

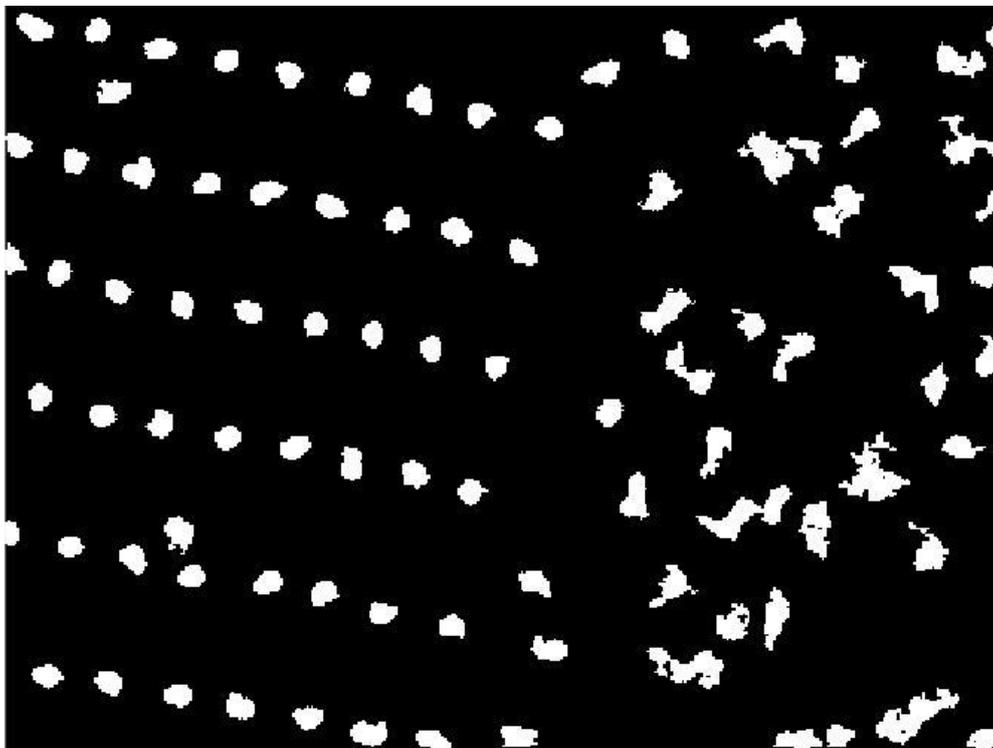


图 3-5 分割出的烟草植株的中心区域

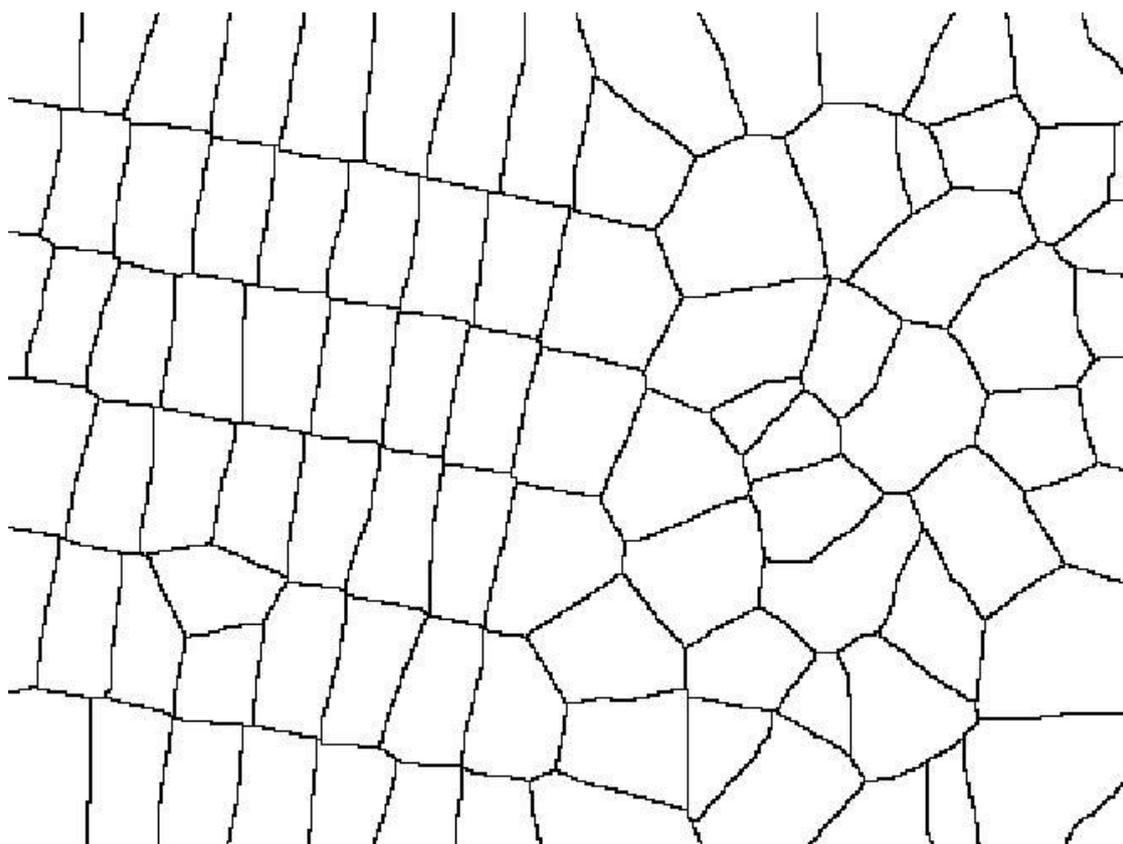


图 3-6 距离变换和分水岭变换得到的图像

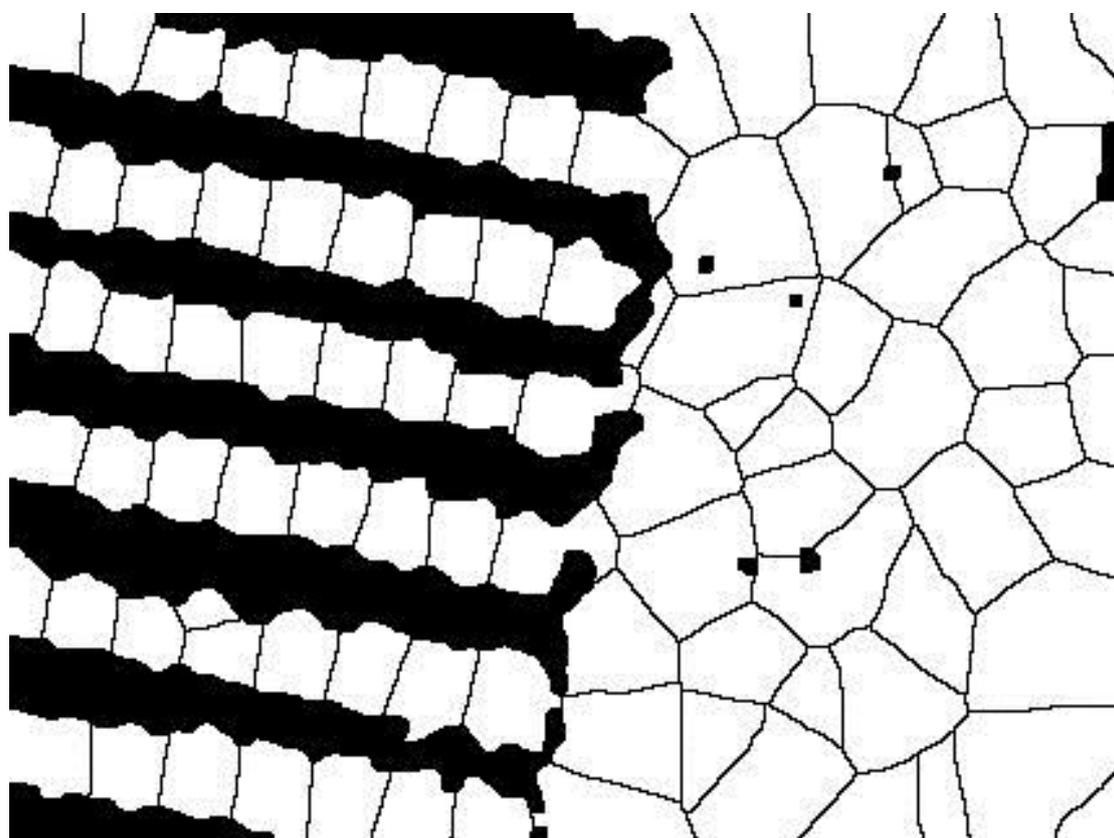


图 3-8 基于烟草植株的中心区域直接提取的候选区域

我们知道，一株完整的烟草植株由中心区域和周围区域组成，并且周围区域环绕着烟草植株的中心区域，通过上面的操作已经得到了烟草植株的中心区域，还需要将烟草植株的中心区域分割出来。可以使用像素与烟草植株中心区域的欧式距离信息来识别烟草植株周围区域的像素属于哪一株烟草植株。也就是说，将烟草周围区域的像素分配给离它最近的烟草植株中心区域。因此，对分割出的中心区域的图像进行距离变换<sup>[41][42][43]</sup>；然后，对距离变换后的图像进行分水岭变换，可以得到很多的烟草植株候选连通域，如图所示 3-6。众所周知烟草植株的颜色是绿色，以上变换得到的区域中可能有非绿色部分，为了提高分类的准确性，我们可以使用可调节的过绿操作将候选区域中的非绿色部分移除。最终得到的烟草植株候选区域如图所示 3-7，其中包含烟草植株的候选区域的大小和形状都接近所包含的烟草植株，可以用于分类器对烟草植株的分类和识别。

**Algorithm 3.3. 预处理——基于烟草植株的中心区域直接提取候选区域法**

输入：RGB 烟田图像:  $I$

初始化参数  $diff_{gb}$  和  $diff_{gr}$

选取结构元  $s$

颜色空间转换:  $I_{lab} = rgb2lab(I)$

提取  $I_{lab}$  的  $b$  通道:  $I_b = I(:, :, 3)$

用结构元  $s$  对  $I_b$  进行腐蚀:  $I_{b\_erode} = imerode(I_b, s)$

对  $I_{b\_erode}$  进行形态学重建:  $I_{b\_erode\_rec} = imreconstruct(I_{b\_erode}, I_b)$

根据极大值区域定义，分割出烟草植株中心区域:  $I_{tobacco\_plant\_center} = imregionalmax(I_{b\_erode\_rec})$

对分割出的烟草中心区域  $I_{tobacco\_plant\_center}$  进行距离转换:

$I_{tobacco\_plant\_center\_distance} = imdistance(I_{tobacco\_plant\_center})$

对反转后的  $I_{tobacco\_plant\_center\_distance}$  进行分水岭变换:  $I_{candate\_region} = watershed(I_{tobacco\_plant\_center\_distance})$

对  $I$  进行可调节过绿操作:  $I_{green\_mask} = I_g - I_r > diff_{gr} \text{ and } I_g - I_b > diff_{gb}$

去除候选区域中的非绿区域:  $I_{candate\_region} = I_{candate\_region} \cap I_{green\_mask}$

输出：烟草植候选区域  $I_{candate\_region}$

### 3.2.4 小结与讨论

在本小节中设计了两种用于提取烟草植株候选区域的方法：基于分水岭的直接分割候选区域法和基于烟草植株中心区域的直接提取候选区域法。从分割结果分析可以得到，基于分水岭的直接分割候选区域法得到的候选区域边界比较弯曲，而基于烟草植株的中心区域直接提取的候选区域的边界比较光滑，但是这两种方法分割出烟草植株候选区域中真实包含烟草植株的候选区域的连通域的大小和形状都接近所包含的烟草植株，且包含完整的一棵烟草植株。因此，这两种方法分割出的候选区域都可以用于烟草植株的识别与计数。分割出的烟草植株候选区域可以分为两类，有的包含烟草植株，有的不包含烟草植株。接下来的任务，使用分类器将烟草植株候选区域分类为：烟草植株和非烟草植株。

### 3.3 候选区域分类

本文的另外一个重要贡献是设计一组用于烟草植株候选区域分类的特征向量。在上一节中，研究了两种提取候选区域的方法，基于分水岭的直接分割候选区域法和基于烟草植株的中心区域直接提取候选区域法，分割出的烟草候选区域中可以分为两类：烟草植株和非烟草植株。那么怎样才能识别哪一些烟草植株候选区域是烟草植株哪些是非烟草植株？研究的问题可以转化成为一个常见的分类问题，这个分类问题是一个二分类问题，用分类器将烟草植株候选区域分类成为烟草植株和非烟草植株。对烟草植株候选区域进行分类，需要训练一个分类器模型，并设计一组用于分类器分类的特征向量。常用的分类器的有 SVM、KNN、Adaboost、随机森林等，在本设计中采用的分类器是 SVM，因为 SVM 可以用少量的样本就能学习出具有很强泛化能力的分类模型。

用于分类的特征向量至关重要，它直接关系到分类器的分类结果的正确性。特征是对分类对象的描述，它需要根据实际的具体情况来设定，理论上特征越多对分类对象刻画的越详细分类结果越好，但耗费的计算代价越大。在设计特征时，一般情况下通过对比分析选取类别之间差异明显的特征，类别的特征差异越明显越利于分类器分类；同时，选取的特征要具有较强的代表性和不变性，在不同的图像采集条件下保持不变；常用的特征主要是包含颜色、纹理、形状等信息。对

图像区域分类,通常基于统计特征比如直方图、方差、均值等特征。在本研究中是对图像区域进行分类,所以设计的特征主要是图像区域的统计特征。这些特征主要包含了烟草植株的颜色信息和烟草植株的纹理信息。接下来,重点介绍用于烟草植株候选区域分类的相关特征。

### 3.3.1 特征向量设计

#### 1. 颜色特征

颜色是光作用于人眼引起的视觉特征。颜色特征是感知和划分不同物体最基本的视觉特征,它具有旋转、伸缩等不变性,对噪声不敏感,具有较高的鲁棒性。通常来讲,同类物体具有相同的颜色特征,颜色特征被广泛的用于目标识别、图像检索、图像分类等领域。烟草植株被分成两个部分:中心区域和周围区域,它们都是绿色,中心区域呈现浅绿色,周围区域呈现深绿色,中心区域的饱和度比周围区域的饱和度低。然而,对于非烟草的烟草植株候选区域可以观察到它们都是绿色,但它们的分布性没有规律。因此,烟草植株的颜色具有较好的分布性。

经过以上的分析,烟草植株候选区域分类中将 Lab 空间中 b 通道的直方图作为一个重要的特征。直方图是统计图像中像素的灰度值在图像中出现的频数表达全局的灰度值分别情况,直方图不需要复杂的运算计算量小,具有尺度不变性有点,被广泛的用于图像分割(Otsu<sup>[23]</sup>, 最小误差<sup>[44]</sup>, 最大熵<sup>[45]</sup>)、图像检索等领域。在烟草植株图片拍摄时,摄像机的高度和角度存在一定的变化,但是直方图对摄像机的变得具有尺度不变性,直方图还具有较好的抗噪声干扰能力,所以 b 通道的直方图作为分类的特征。

除了选用 b 通道的直方图作为特征外,还使用烟草植株候选区域在 HSI 颜色空间中的 H 通道和 S 通道的方差和均值作为特征。HSV 是根据人的视觉系统的工作方式,将颜色和亮度分开,H 表示色调(Hue),S 表示饱和度,V 表示亮度。为了减少特征向量的维度,不使用这两个通道的直方图,只计算它们的均值和方差。均值和方差能够刻画一个集合中数值的分布情况,反映的是数值在均值周末波动的大小,方差越大波动范围越大。

#### 2. 纹理特征

根据《中国植物志》记载,烟草属于双子叶植物纲中的茄科。烟草叶的叶面

宽大，下部分叶片相对宽大，上部分叶片相对较窄小，呈椭圆形状；在叶面的中央有一天主叶脉，俗称“烟筋”，在主叶脉的两侧分布着9到12对侧叶脉。烟草的叶片生长整齐、错落有致，向四周展开生长。在烟草周围生长了很多杂草、玉米等绿色植物，这些植物大多属于单子叶植物，单子叶植株的叶片狭小窄长，呈剑形状，生长这些植物的区域的纹理杂乱无章，它与生长烟草植株的区域的纹理形成了鲜明的对比。因此，纹理特征可以作为烟草植株候选区域分类的一个重要特征。

这些纹理特征在图像上得到了鲜明的反应。选取绿色通道，求绿色通道的一阶导数和二阶导数，如图3-9和图3-10所示。从图像求导的图像可以观察到，烟草植株区域的一阶导数和二阶导数比较平滑，纹理较少，可以看清叶片的边缘和部分主叶脉；非烟草植株区域的一阶导数和二阶导数比较粗糙，纹理杂乱无章，边缘较多。因此，提取烟草植株候选区域的绿色通道的一阶导数的均值和方差，和二阶导数的均值和方差作为特征。

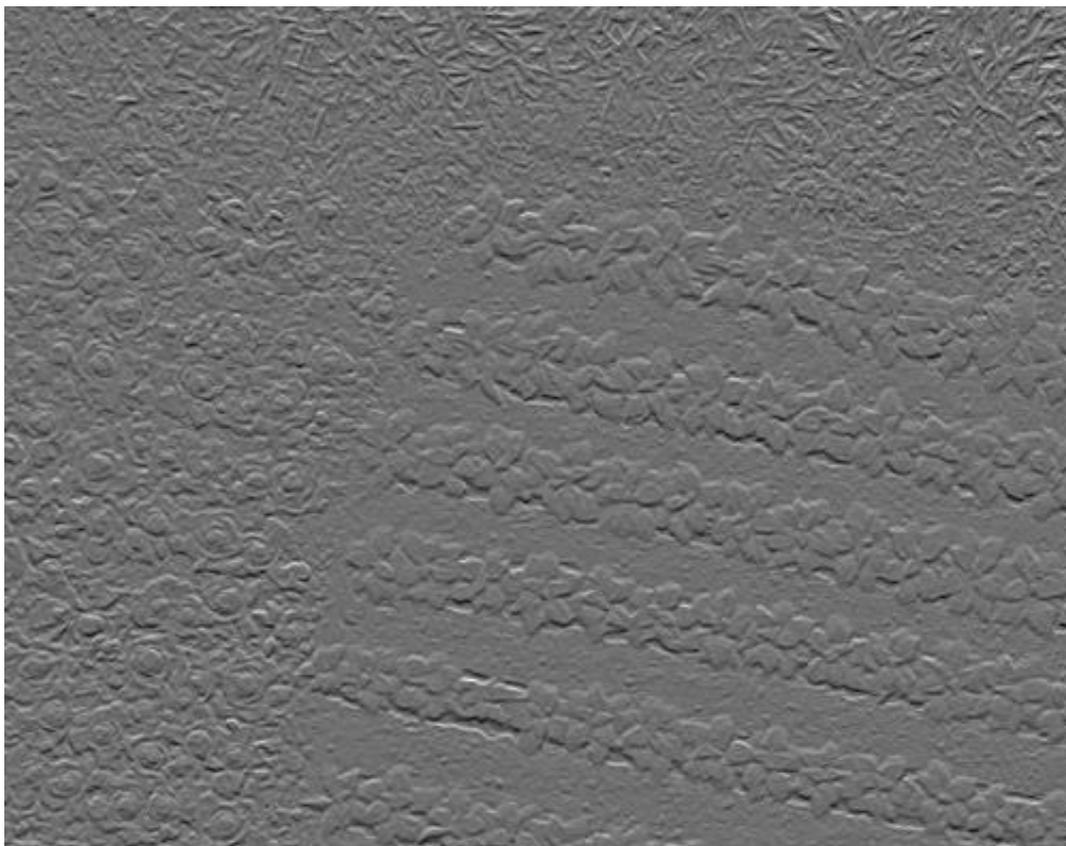


图3-9 绿色通道的一阶导数

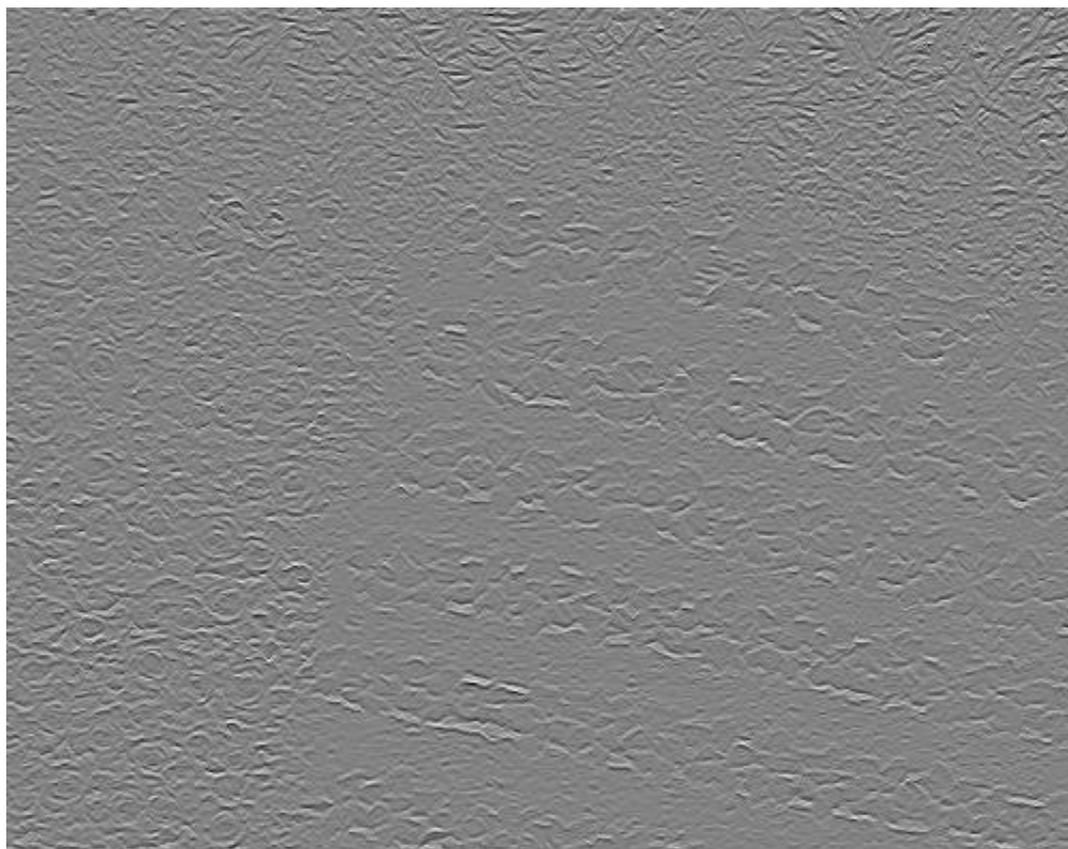


图 3-10 绿色通道二阶导数图

## 第 4 章 算法验证和分析

### 4.1 实验设备

本章我们将对第三章所提出的烟草植株识别与计数的进行验证和进行系统的评价。算法验证所使用的数据库是由我们小组在某地使用无人机航拍采集的数据库，数据库中包含了 11 幅烟草植株图像，图像的像素分辨大小为 4000\*3000。航拍所使用的无人机是深圳市大疆创新科技有限公司 2016 年发布的 Phantom 4<sup>[46]</sup>，如图 4-1 所示，这款无人机具备环境感知与避障、视觉跟踪、指点飞行等创新功能，航拍时操作简单、采集图像清晰。算法运行的电脑是 Thinkpad T450，它的主频 2.6GHz，采用 Matlab 编程语言实现。



图 4-1 大疆无人机 Phantom 4

在接下来的实验中，我们设置了一组对比试验。使用不同的候选区域提取的方法提取候选区域：基于分水岭直接分割烟草植株法和基于烟草植株的中心区域直接提取候选区域法，然后分别用 SVM 分类器进行分类，主要是评价这两种候选区域提取方法的性能。

## 4.2 评价指标

本文提出的算法在识别和计数烟草植株时会发生两种错误，一种是误检，另一种漏检。误检是指把不是烟草的植株的植物当成烟草植株，漏检是指真正的烟草植株没有被算法检测到。为了确保我们的算法能有较高的准确率，我们需要尽可能的减少误检的棵数和漏检的棵数。于是，需要进行定量的评价本文提出的算法是否能达到需求，因此本文采用了两个指标对我们的算法进行客观的评价。这两个指标分别称为查准率（precision）和查全率（recall）<sup>[28]</sup>。

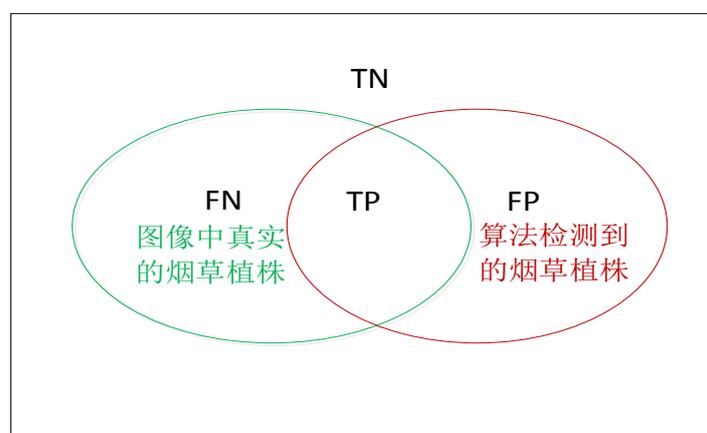


图 4-2 红色圆圈表示图像中真实的烟草植株，绿色表示被算法检测到的烟草植株

对于检测的一幅烟草图像，检测的烟草植株可能发生 4 种结果，如图 4-2 所示：真阳性 TP (True Positives, 被算法检测到为烟草植株且真实是烟草植株)，假阳性 FP (False Negative, 被算法检测为烟草植株但真实不是烟草植株，也就是误检)，真阴性 TN (True Negative, 被算法检测为非烟草植株且真实是非烟草值)，假阴性 FN (False Negative, 被算法检测为非烟草植株但真实是烟草植株，也就是漏检)。查准率是指算法检测到的正确的烟草植株的数量 (TP) 与算法检测到烟草植株总数量 (TP+FP) 的比例，衡量的是误检率；查全率是指被算法检测到的正确的烟草植株的数量 (TP) 与图片中真实包含烟草植株总数量 (TP+FN) 的比例，衡量的是漏检率。

查准率 P 的计算公式如式 4-1 所示：

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (4-1)$$

查全率 R 的计算公式如式 4-2 所示：

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4-2)$$

查准率和查全率是反映算法的两个重要指标。这两个指标是相反的相互依赖关系，当输出提高查准率时，会导致查全率降低，在不同的应用中会对这两个指标有不同的倾向，比如：疾病诊断系统中通常要求高的查全率以免漏诊，然而在产品质量检测系统中通常要求高的查准率以免误检，在本文中不需要对这两个指标有偏好。

### 4.3 实验结果分析

在实验中我们采用 SVM 分类器对烟草植株候选区域进行分类，SVM 具有优良的分类性能，实验中仅仅需要少量的训练样本就能够训练得到一个分类准确率较高的分类模型。我们将采集到的数据库中的 11 幅图像分成训练集和测试集，选取其中一幅比较有代表性的图像作为训练集，这幅图像中的场景复杂包含了丰富的负样本，图中除了有烟草植株外，还有杂草、树木、玉米、卷心菜等植物；剩下的 10 幅图像作为测试集。使用训练集来训练 SVM 分类模型，使用测试集测试算法的性能。

为了定量分析算法的性能，需要对整个数据集上的烟草植株进行人工标记，记录下每一幅图像中真实包含的烟草植株的数量，以及标记出烟草植株在图像中的相应位置。由于在每幅图像中包含了较大面积的烟田，图像中烟田的烟草植株的数量达上千棵，人工对它进行标记是一件非常枯燥耗时的事情。在标记过程中发现少量的烟草植株因为生长不良或者濒临死亡或者被其他植物遮挡造成在图片中难以辨别，对于这类烟草植株，标记时根据人的第一反应判断是否属于烟草植株，因此不同的人对它进行标记的结果可能会存在偏差，但这些偏差对算法的评价的影响不大。图 4-2 是人工标记的一幅图像，图中红色圆圈表示标记的一棵烟草植株，数据集中每一幅烟草植株航拍图像中所标记出的烟草植株的数量统计如表 4-1 所示。

表 4-1 数据库中每一幅航拍图像中烟草植株的棵数统计表

图片编号	测试图 01	测试图 02	测试图 03	测试图 04	测试图 05	测试图 06
烟草棵数	2816	2283	3447	3420	3422	2670
图片编号	测试图 07	测试图 08	测试图 09	测试图 10	训练图 01	
烟草棵数	2585	1834	1713	1153	1686	

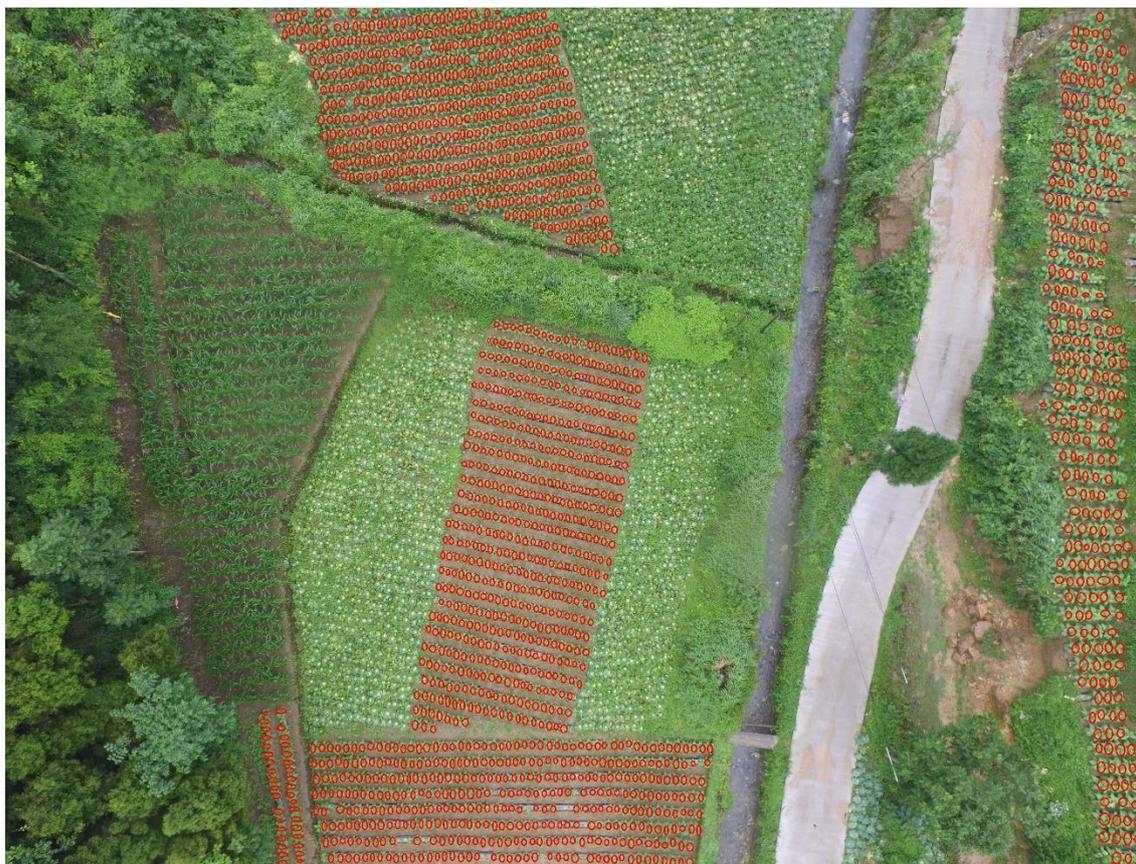


图 4-2 人工标记的烟草植株

### 4.3.1 基于分水岭直接分割候选区域法

首先，使用基于分水岭直接分割候选区域法分割出训练集图像中的烟草植株候选区域，分割时用于形态学操作的结构元  $s$  的大小为 5 形状为圆形，用于调节过绿操作的  $diff_{gb}$  和  $diff_{gr}$  分别等于 0.05 和 0.05。从分割出的烟草植株候选区域中随机的挑选出 3200 个样本用于训练 SVM 分类模型，对这 3200 个训练样本逐个标号，样本中包含烟草植株的设为正样本标记为 1，样本中不包含烟草植株的设为负样本标记为 0，其中正样本和负样本的数量分别 1600 个。

提取这 3200 个训练样本的特征向量，每个样本的特征向量包括  $b$  色通道的直方图、H 通道的均值和方差、S 通道的均值和方差、绿色通道一阶导数的均值和方差、绿色通道二阶导数的均值和方差。使用提取的这 3200 个训练样本的特征向量和标签训练一个 SVM 分类模型。

将训练好的 SVM 分类模型用于对测试集的烟草植株候选区域进行分类和识

别。分割测试集中的烟草植株候选的候选区域时所选用的方法和参数与分割训练集中的烟草植株的候选区域的相同,算法在测试集中的对烟草植株的识别的结果如图 4-2 所示,图中的红色十字表示检测到的烟草植株,可以看到有少量的误检植株和漏检植株。算法对整个测试集图像进行识别和计数,检测结果统计如表 4-2 所示,最终可以得到算法的查准率的平均值为 94.48%,查全率的平均值为 93.47%。



图 4-2 对烟草植株的识别与计数结果图,基于分水岭直接分割候选区域法,图片中的红色十字标记表示检测到的烟草植株

表 4-2 基于分水岭直接分割候选区域法的分类统计结果

测试图像	真实烟草数 (TP+FN)	检测到的 (TP+FP)	误检数 (FP)	漏检数 (FN)	查准率 (P)	查全率 (R)
测试图 01	2816	2628	117	305	0.955479	0.894231
测试图 02	2283	2348	170	105	0.927598	0.954008
测试图 03	3447	3159	81	369	0.974359	0.89295
测试图 04	3420	3181	54	293	0.983024	0.914327
测试图 05	3422	3157	70	335	0.977827	0.902104

测试图 06	2670	2730	192	132	0.92967	0.950562
测试图 07	2585	2429	48	204	0.980239	0.921083
测试图 08	1834	1955	197	76	0.899233	0.958561
测试图 09	1713	1813	136	36	0.924986	0.978984
测试图 10	1153	1263	132	22	0.895487	0.980919
平均值	\	\	\	\	0.944790	0.934779

### 4.3.2 基于烟草植株的中心区域直接提取候选区域法

这部分实验的步骤和基于分水岭直接分割候选区域法的步骤一样，首先使用基于烟草植株的中心区域直接提取候选区域法分割出训练集图像中的烟草植株候选区域，分割时用于形态学操作的结构元  $s$  的大小为 5 形状为圆形，用于调节过绿操作的  $diff_{gb}$  和  $diff_{gr}$  分别等于 0.05 和 0.05。为了两种方法的可以性，从训练集分割出的烟草植株候选区域中随机的挑选出 3200 个样本训练分类模型，并对这 3200 个训练样本逐个标号，样本中包含烟草植株的设为正样本标记为 1，样本中不包含烟草植株的设为负样本标记为 0，其中正样本和负样本的数量分别 1600 个。

提取这 3200 个训练样本的特征向量，使用特征向量和标签训练 SVM 分类模型。将训练的好 SVM 分类模型用于对测试集的烟草植株候选区域进行分类，提取测试集中的烟草植株候选区域所时选用的方法和参数与分割训练集中的烟草植株的候选区域的一样，算法在测试集中的对烟草植株的识别的结果如图 4-3 所示。算法对整个测试集图像进行识别和计数的统计结果入表 4-3 所示，最终可以得到算法的查准率的平均值为 95.52%，查全率的平均值为 93.88%。

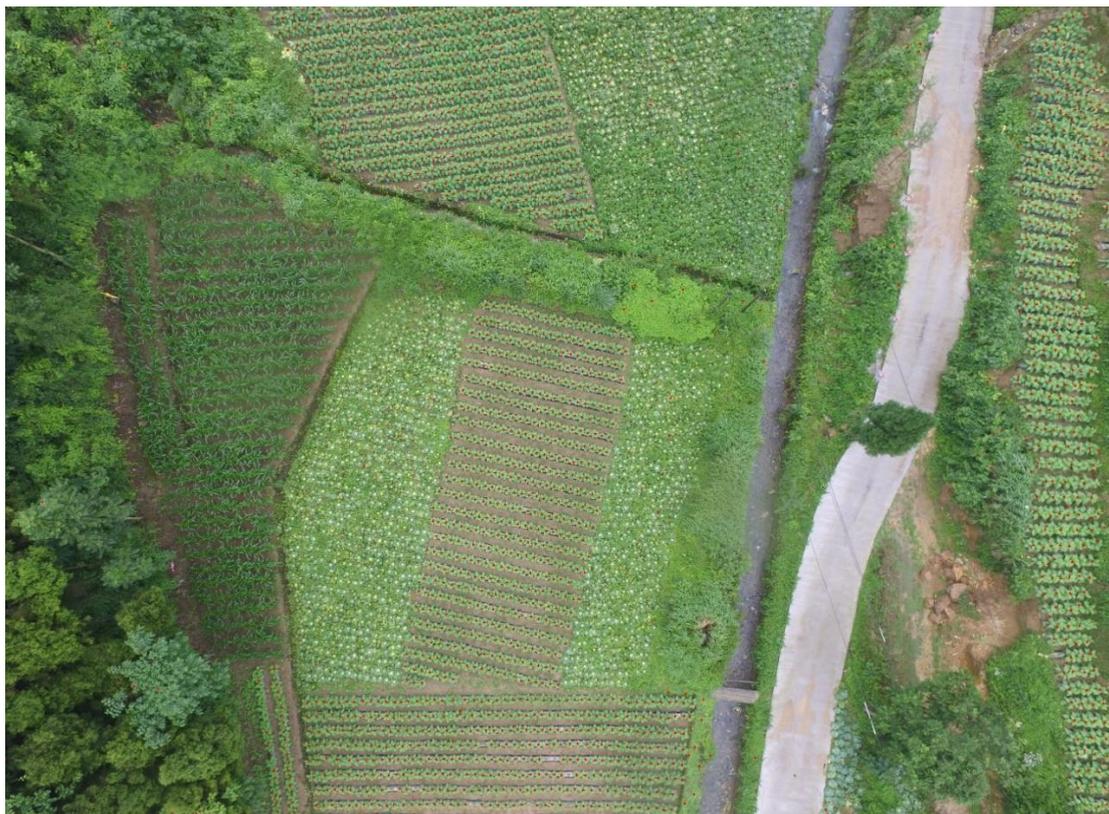


图 4-3 对烟草植株的识别与计数结果图，基于烟草植株的中心区域直接提取候选区域法，  
 图片中的红色的十字标记表示检测到的烟草植株

表 4-3 基于烟草植株的中心区域直接提取候选区域法的分类统计结果

测试图像	真实烟草数 (TP+FN)	检测到的 (TP+FP)	误检数 (FP)	漏检数 (FN)	查准率 (P)	查全率 (R)
测试图 01	2816	2745	82	157	0.970127	0.945667
测试图 02	2283	2301	121	103	0.955237	0.954884
测试图 03	3447	3271	40	216	0.933965	0.937337
测试图 04	3420	3248	43	215	0.933805	0.937135
测试图 05	3422	3245	81	258	0.920493	0.924605
测试图 06	2670	2694	97	73	0.972903	0.972659
测试图 07	2585	2677	173	81	0.969742	0.968665
测试图 08	1834	1772	149	211	0.880926	0.884951
测试图 09	1713	1704	125	134	0.921362	0.921775
测试图 10	1153	1150	65	68	0.94087	0.941023
平均值	\	\	\	\	0.9552	0.9388



4-4 烟草植株自动识别与计数系统界面

### 4.3.3 小结

本章中对设计的算法在自己的建立的数据库上进行了验证和测试，通过实验结果发现基于分水岭直接分割候选区域法在测试集上的查准率的平均值为 94.48%，查全率的平均值为 93.47%；基于烟草植株的中心区域直接提取候选区域法的查准率的平均值为 95.52%，查全率的平均值为 93.88%。从实验结果可以看出，这两种方法的性能基本相同，这是因为这两种方法都是基于烟草植株中心区域和周围区域存在色差特性进行分割烟草植株候选区域，它们的查全率和查准率都在 90% 以上，能够满足实际应用中的需求。

测试集图像中编号 01 到 07 拍摄时飞机的拍摄高度略高于编号 08 到 10 图像，导致编号 01 到 07 图像中的一些烟草植株比较模糊，难以分辨，实验结果中可以发现编号 01 到 07 图像的漏检棵数明显高于编号 08-10 图像。导致漏检的一个原因是在分割烟草植株候选区域时还有少量的烟草植株还是相互连接在一起，另一方面，拍摄时可能场景中会出现局部的水雾情况，很容易导致算法对烟草植株识别失败。导致误检的主要发生于分类时将非烟草植株分类为烟草植株，根本原因是选取的特征不能将烟草植株和非烟草植株分开，或者说非烟草植株和烟草

植株的特征太相似了，因此减少误检需要加入更多的特征。

最终，使用我们 **Matlab** 编写完整的烟草植株自动识别与计数系统，它的界面如图 4-4 所示。在实际应用系统中我们可以添加一些手动的辅助功能，手动的选取烟草植株的种植区域，这样可以缩小检测的范围从而加快检测速度、减少误检率；根据检测到的结果，手动的对结果进行校正，将误检的烟草植株手动删除，将漏检的烟草植株手动标记，进一步提高精准度。另外，算法耗时最多的步骤是对烟草植株候选区域的分类，在测试集中运算时间大概在 4 分钟左右，如果想要加快检测的速度，可以将算法用 **C++** 实现或者采用更好的硬件设备。

## 第五章 总结与展望

本论文的工作是围绕识别和计数无人机航拍图像中的烟草植株展开,属于无人机航拍技术和图像处理技术在烟草种植管理中的应用。本文所提出的方法解决了传统方法中对烟草产量估计的效率低、误差大、数据难以存储、数据难以核查等问题,可以用于帮助烟草机构管理烟草种植生产,帮助烟农增产增收。本文数据的算法在自己建立的数据库上的进行评价与测试,实验结果显示基于分水岭直接分割候选区域法在测试集上的查准率的平均值为 94.48%,查全率的平均值为 93.47%;基于烟草植株的中心区域直接提取候选区域法在测试集上的查准率的平均值为 95.52%,查全率的平均值为 93.88%,这两种方法的平均查全率和查准率都在 90%以上,可以满足实际中的应用。

本文的重要贡献是扩展了无人机在农业领域的应用,尤其是无人机在烟草种植精准管理领域的应用。无人机航拍的烟田图像作业效率高、轻便灵活、能适应不同山地环境、拍摄的图像的视野广阔、射影失真小。此外,使用无人机航拍可以避免人和机械直接进入烟田中操作,从而减少操作过程中对烟草植株的伤害,有着地面机械不可有替代优势。因此,无人机适合用于对烟草种植田的图像采集。

本文的另一重要贡献是使用图像处理技术实现了对航拍烟草图像中烟草植株的自动识别和计数。本文设计了两种方法用于提取烟草植株候选区域:基于分水岭直接分割候选区域法和基于烟草植株的中心区域分割候选区域法。这两种分割方法都是基于烟草植株中心区域与周围区域存在明显的色差的特征,这种方法的不同点是基于分水岭直接分割候选区域法是直接将整棵烟草植株分割出来,然而,基于烟草植株的中心区域分割候选区域法是先分割出烟草植株的中心区域再使用距离信息分割出周围区域。这两种方法分割出来的烟草植株候选区域都可用于烟草植株的识别,基于分水岭直接分割候选区域法分割出来的连通区域的边界弯曲比较接近植株叶片的边缘;基于烟草植株的中心区域分割候选区域法分割出的连通域的边界比较光滑,但前一种方法比后一种方法的运算量小。本文根据烟草植株叶片的颜色信息,选取了  $b$  通道的直方图、绿色通道均值和方差、 $H$  通道的均值和方差、 $S$  通道的均值和方差作为颜色特征;根据烟草植株叶片的纹理信息,选取绿色通道一阶导数的均值和方差、绿色通道二阶导数的均值和方差作

为纹理特征。这些颜色特征和纹理特征用于烟草植株候选区域的分类识别。使用 SVM 分类器作为烟草植株候选区域分类的方法，实验验证了所提方法的可行性和有效性。

本文所提的方法虽然取得了很好的实验结果，但是还有很多可以完善的方面。无人技术本身还存在一些局限性问题，比如续航能力不强导致难以长时间的工作，另一方面，无人机的价格还是偏高且具备的功能比较单一。但是这些问题会随着无人机科技的进步和无人机在农业领域应用的扩展而解决，将来农业无人机在农业领域的功能会越来越多，如果将多个功能集成在一台无人机上可以实现一机多用，从而降低无人机的使用成本。在本研究中无人机航拍所采集的图像，不但可以用于烟草的产量估计，而且还可以用于对烟草植株生长状况的研究，在未来的研究中可以用于检测烟草植株是否感染烟草病毒、是否需要施肥料等问题，帮助烟农增产增收。在设计特征时，本文中主要使用颜色特征和纹理特征，然而形状是一个很重要的特征，烟草植株的形状近似圆形，且大小基本一致，在未来的研究中可以加入烟草植株的形状特征以提高烟草植株识别的准确性。在对烟草种植候选区域进行分类时，还可以采用神经网络的方法，使用神经网络的方法避开手动设计特征的环节。此外，现有的数据仅仅十多幅图像，为了学习模型的训练和算法的验证，还需要采集更多烟草植株的航拍图像，建立更加完备的数据库。

希望未来无人机在农业领域会有更多的突破性的成果，尤其是在烟草种植精准管理领域。图像处理技术是推动农业机械化、智能化的重要手段，希望有更多人能往这个方向探索和突破，将理论知识应用于农业生产中，改变现有农业落后的状态。希望本文能够给与未来的研究者启发。

## 参考文献

- [1] 胡安源. 专卖视野下中国烟草产业发展研究[D].山东大学,2016.
- [2] 宜树华,陈建军,秦彧. 无人机航拍在青藏高原高寒草地生态系统研究中的初步应用[J]. 西南民族大学学报(自然科学版),2016,(01):1-7.
- [3] 张成涛. 无人机航拍图像拼接技术研究[D].北京理工大学,2015.
- [4] 葛均强. 基于无人机航拍图像序列的三维重建研究与实现[D].电子科技大学,2015.
- [5] 陆泽萍. 基于无人机航拍图像的树冠三维重建[D].天津大学,2014.
- [6] Moore A, Miller R H. Automated identification of optically sensed aphid (Homoptera: Aphidae) wingbeat waveforms[J]. *Annals of the Entomological Society of America*, 2002, 95(1): 1-8.
- [7] Arefi A, Motlagh A M. Development of an expert system based on wavelet transform and artificial neural networks for the ripe tomato harvesting robot[J]. *Australian Journal of Crop Science*, 2013, 7(5): 699.
- [8] Yang C C, Prasher S O, Landry J A, et al. Development of an image processing system and a fuzzy algorithm for site-specific herbicide applications[J]. *Precision agriculture*, 2003, 4(1): 5-18.
- [9] Arivazhagan S, Shebiah R N, Ananthi S, et al. Detection of unhealthy region of plant leaves and classification of plant leaf diseases using texture features[J]. *Agricultural Engineering International: CIGR Journal*, 2013, 15(1): 211-217.
- [10] Kai S, Zhikun L, Hang S, et al. A research of maize disease image recognition of corn based on BP networks[C]//*Measuring Technology and Mechatronics Automation (ICMTMA)*, 2011 Third International Conference on. IEEE, 2011, 1: 246-249.
- [11] 冈萨雷斯(美),阮秋琦(译). 数字图像处理(第2版)[M]. 电子工业, 2007.
- [12] Woebbecke D M, Meyer G E, Von Bargaen K, et al. Color indices for weed identification under various soil, residue, and lighting conditions[J]. *Transactions of the ASAE-American Society of Agricultural Engineers*, 1995, 38(1): 259-270.
- [13] Mao, Wenhua, Yiming Wang, and Yueqing Wang. "Real-time detection of between-row weeds using machine vision." ASAE paper 031004 (2003).
- [14] Munsell, A.H. A Color Natation. Munsell Color Company, 1939.
- [15] Smith A R. Color gamut transform pairs[J]. *ACM Siggraph Computer Graphics*, 1978, 12(3): 12-19.
- [16] 孙滔. 基于颜色空间的图像特征提取的研究[D].吉林大学,2006.
- [17] 王金娟. 基于颜色特征的图像检索技术研究[D].湖南大学,2010.
- [18] Van Den Boomgaard R, Van Balen R. Methods for fast morphological image transforms using bitmapped binary images[J]. *CVGIP: Graphical Models and Image Processing*, 1992, 54(3): 252-258.
- [19] Haralock R M, Shapiro L G. *Computer and robot vision*[M]. Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc., 1991.

- [20] Soille P. Morphological image analysis: principles and applications[M]. Springer Science & Business Media, 2013.
- [21] Vincent L. Morphological grayscale reconstruction in image analysis: Applications and efficient algorithms[J]. IEEE transactions on image processing, 1993, 2(2): 176-201.
- [22] Canny, John. "A computational approach to edge detection." IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence 6 (1986): 679-698.
- [23] Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms[J]. Automatica, 1975, 11(285-296): 23-27.
- [24] Digabel H, Lantuéjoul C. Iterative algorithms[C]//Proc. 2nd European Symp. Quantitative Analysis of Microstructures in Material Science, Biology and Medicine. Stuttgart, West Germany: Riederer Verlag, 1978, 19(7): 8.
- [25] Beucher, Serge, and Christian Lantuéjoul. "Use of watersheds in contour detection." (1979).
- [26] Beucher, Serge. "Watersheds of functions and picture segmentation." Acoustics, Speech, and Signal Processing, IEEE International Conference on ICASSP'82.. Vol. 7. IEEE, 1982.
- [27] Vincent L, Soille P. Watersheds in digital spaces: an efficient algorithm based on immersion simulations[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 1991, 13(6): 583-598
- [28] 周志华. 机器学习[M]. 清华大学出版社. 2016.
- [29] S. Rogers, M. Girolami, A first course in machine learning, CRC Press, edition Date: 2011908, International Standard Book Number: 978-1-4398-2414-6, pp. 29-32.
- [30] Y. Freund and R. E. Schapire, "A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting," Journal of computer and system sciences, vol. 55, no. 1, pp. 119
- [31] Wu, Xindong, and V. Kumar. The Top Ten Algorithms in Data Mining. Chapman & Hall/CRC, 2009.
- [32] Mac Queen J. Some methods for classification and analysis of multivariate observations[C]//Proceedings of the fifth Berkeley symposium on mathematical statistics and probability. 1967, 1(14): 281-297.
- [33] Coleman T F, Li Y. A reflective Newton method for minimizing a quadratic function subject to bounds on some of the variables[J]. SIAM Journal on Optimization, 1996, 6(4): 1040-1058.
- [34] Gill P E, Murray W, Wright M H. Practical optimization[J]. 1981.
- [35] Gould N, Toint P L. Preprocessing for quadratic programming[J]. Mathematical Programming, 2004, 100(1): 95-132.
- [36] Zhun Fan, Yibiao Rong, Xinye Cai, Fang Li, Wenji Li, Huibiao Lin, "Detecting Optic Disk Based on AdaBoost and Active Geometric Shape Model". IEEE-CYBER, 2015.
- [37] Zhun Fan, Yibiao Rong, Jiewei Lu, Jiajie Mo, Fang Li, Xinye Cai and Tiejun Yang, "Automated Blood Vessel Segmentation in Fundus Image Based on Integral Channel Features and Random Forests," WCICA-2016.

- [38] Honghui Xie, Zhun Fan, Wenji Li, Yibiao Rong, Yang Xiao, Lei Zhao. (2016, December). Tobacco Plant Recognizing and Counting Based on SVM. In Industrial Informatics-Computing Technology, Intelligent Technology, Industrial Information Integration (ICIICII), 2016 International Conference on. IEEE.
- [39] Baldevbhai, P. J., & Anand, R. S. (2012). Color image segmentation for medical images using  $L^*a^*b$  color space. *IOSR Journal of Electronics and Communication Engineering*, 1(2), 24-45.
- [40] [https://cn.mathworks.com/help/images/ref/imregionalmax.html?s\\_tid=srchtitle](https://cn.mathworks.com/help/images/ref/imregionalmax.html?s_tid=srchtitle)
- [41] Maurer C R, Qi R, Raghavan V. A linear time algorithm for computing exact Euclidean distance transforms of binary images in arbitrary dimensions[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, 25(2): 265-270.
- [42] Rosenfeld A, Pfaltz J L. Sequential operations in digital picture processing[J]. *Journal of the ACM (JACM)*, 1966, 13(4): 471-494.
- [43] Paglieroni D W. Distance transforms: Properties and machine vision applications[J]. *CVGIP: Graphical models and image processing*, 1992, 54(1): 56-74.
- [44] Kapur J N, Sahoo P K, Wong A K C. A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of the histogram[J]. *Computer vision, graphics, and image processing*, 1985, 29(3): 273-285.
- [45] Kittler J, Illingworth J. Minimum error thresholding[J]. *Pattern recognition*, 1986, 19(1): 41-47.
- [46] <http://www.dji.com/cn/product/phantom-4>

## 致 谢

三年研究生时光飞逝而过，即将收拾行囊离开校园踏入新的生活。在此，我想真诚的感谢那些曾经帮助过我的人。

我要感谢我的导师范衡教授，他学识渊博、待人和蔼，严谨求实的科研风格深深的影响着我。感谢他对我循循诱导，他善于培养学生的科研能力，让我在科研的路上迅速成长。感谢他对我在学习上和生活中的支持和信任，通过让我做项目、当助教、搞助管锻炼我解决问题的能力，使我的研究生活过得充实饱满。

感谢李文姬博士师兄、容毅标博士师兄、左右祥师兄和李芳师姐等的帮助，是他们在学术上给予我诸多的指导，为我树立了学习的榜样。感谢姚利、王宇鹏、李冲、方毅、卢杰威、莫嘉杰等实验室的小伙伴，是他们陪伴着我一起快乐的学习。

感谢我的两位同门肖杨和赵雷，感谢我的同班同学和我室友，是他们陪伴着我一起学习一起生活。感谢伍娜和康婵娟给与本论文的帮助。

最后，我要感谢我的父母和家人，这些年来是他们一直支持着我的学业，让我在学习上没有任何顾忌，他们是我学习的最大动力。

谢红辉

2017年4月 汕头大学

## 攻读硕士学位期间主要的工作成果

### 发表论文

- [1] Zhun Fan, Honghui Xie, Wenji Li, Guishan Zhang. Automatic Tobacco Plants Recognizing Based on UAV Aerial Image, 2017. (在审 SCI 期刊)
- [2] Zhun Fan, Jiewei Lu, Maoguo Gong, Honghui Xie. Automatic Tobacco Plant Detection in UAV Images via Deep Neural Networks, 2017. (在审 SCI 期刊)
- [3] **Honghui Xie**, Zhun Fan, Wenji Li, Yibiao Rong, Yang Xiao, Lei Zhao. (2016, December). Tobacco Plant Recognizing and Counting Based on SVM. In Industrial Informatics-Computing Technology, Intelligent Technology, Industrial Information Integration (ICIICII), 2016 International Conference on IEEE, 2016: 109-113.
- [4] Zhao L, Fan Z, Li W, **Honghui Xie**, et al. 3D Indoor Map Building with Monte Carlo Localization in 2D Map. Industrial Informatics-Computing Technology, Intelligent Technology, Industrial Information Integration (ICIICII), 2016 International Conference on. IEEE, 2016: 236-240.
- [5] Yang Xiao, Zhun Fan, Wenji Li, Shen Chen, Lei Zhao, **Honghui Xie**. (2016, December). A Manipulator Design Optimization Based on Constrained Multi-objective Evolutionary Algorithms. In Industrial Informatics-Computing Technology, Intelligent Technology, Industrial Information Integration (ICIICII), 2016 International Conference on IEEE, 2016: 199-205.
- [6] 张桂珊,邓海涛,**谢红辉**,沈智威,吴仁华,陈耀文. 压缩感知快速迭代阈值收缩算法在 MRI 上的应用[A]. 中国体视学学会. 第十四届中国体视学与图像分析学术会议论文集[C].中国体视学学会: 2015: 5.

### 申请专利

- [1] 范衡;**谢红辉**;余泽峰;容毅标;李文姬;林惠标. 一种移动机器人导航的混合地图的构建方法. [P]. 中国专利: CN105225604A, 2016-01-06.
- [2] 范衡;**谢红辉**;朱贵杰;容毅标;李文姬;肖杨;赵雷. 一种基于无人机的烟草植株识别与计数方法. [P]. 中国专利