

福建师范大学

硕士学位论文

基于噪声统计模型的区域分割

姓名：施达雅

申请学位级别：硕士

专业：光学工程

指导教师：滕忠坚

20090501

中文摘要

目前, 图像技术的应用已经渗透到了生活的许多方面。图像分割是整个图像工程的的关键环节之一, 这是因为它为后续的形状描述、识别、理解提供了基础。图像分割的主要目的是将图像划分为特征相关的区域。

本文首先对主要的图像分割方法进行研究, 讨论和分析了典型图像分割方法的原理和特点; 分析图像噪声的特点并根据噪声形成原因, 建立了噪声统计模型且定量地表示出来, 将该模型作为区域分割的准则。然后针对区域分割方法在含有噪声的图像处理效果显著的特点, 结合图像噪声的统计特性, 提出一种基于噪声统计模型的区域分割方法; 同时根据像素邻域结构, 采用最大最小值的初始分割方法来优化分割结果, 从而改进了影响区域分割的两个关键因素: 初始分割和一致性准则。最后给出了本文的算法在图像中的应用和其传统分割方法的比较。本文通过理论和实验证明, 这种方法不单能有效地分割区域, 而且像素区域误判发生的概率较小。基于噪声统计模型的区域分割是图像处理的一种有效的改进分割方法, 将来在病理图像分割、工业图像分割、安全图像处理中的保密信息提取及卫星图像分割等多个领域可能表现出一定的应用价值。

关键词: 噪声统计模型 最大最小值 区域分割 误分概率

中文文摘

图像分割是一种重要的图像技术，有着广泛的应用背景。本文对图像分割进行了研究，着重解决了基于噪声统计模型的区域分割。图像分割对于计算机视觉、医学病理分析和信息提取等都具有重要的意义。如何有效地获得分割结果、利用图像信息为人类发展服务，这是一个值得研究的课题。

本文首先对课题的研究背景作了简单介绍，并概述了图像分割的过程和方法，然后以区域分割为重点，对当前几种区域分割方法进行了分析和比较，针对当前分割方法的缺点，以噪声统计模型为基础，提出一种新的基于噪声统计模型的区域分割方法。与传统的分割方法相比，该描述方法不仅能有效地分割图像，而且具有较小的误分概率，有利于图像处理的后续处理。主要研究工作如下：

绪论 介绍了图像分割的意义，阐述了论文的研究背景，并概述了论文的主要工作。数字图像处理技术的历史虽短，但是发展却非常迅速，现体系已较完整。它的应用更是遍及各个领域，尤其是在生物医学中的临床诊断和病理研究中。图像分割正是整个医学图像识别系统的关键环节之一，因为它是图像工程的三个层次——图像处理、图像分析和图像理解的中间环节。这一步骤决定着整个系统的好坏，因为后续的步骤都是在分割结果的基础上进行。图像分割技术基本上是专用的，根据想要获得的特性的不同技术也不同。随着新的理论与分割的结合，算法上得到了不断的改进和创新，已经取得了很大的进步，但大部分算法是针对具体图像的，缺少通用性。图像处理的无创伤性、方便等特点，使得医疗诊断领域的前景广阔，但是由于医学图像本身的复杂性及图像分割理论的不成熟等原因，医学图像的分割至今仍未有一套完整的框架。

第一章 概述了图像分割的相关知识，分析了基于边界的图像分割和基于区域的图像分割两大类技术方法。图像分割是从处理到分析的转变关键，因为分割将图像分成区域，便于提取目标特征及测量，使得后续的形状表示与描述、物体识别变得可能。这一步骤决定着整个图像识别系统的好坏。实际上，图像分割就是按照一定的图像特性分割成区域并提取出感兴趣部分的过程。

基于边界的图像分割是根据区域之间的边界上一般具有灰度不连续性，包括边界检测、边缘拟合、边缘松弛、图搜索法、边界跟踪等方法，这种分割的

最终目标是检测出图像中灰度、色彩等特征不连续的边缘位置。但是检测出的边缘并不能作为分割结果，因为它是不连续的，必须使用后续的处理将其合并为边缘链，使它与图像中的边界对应得更好。基于区域的图像分割技术则是根据区域内部的像素的相似性，包括阈值法、区域生长、聚类和区域分裂合并等方法。区域分割的目的是利用图像特征将每个像素映射到一个称为区域的像素集合内，但区域分割过后的图像，或者含有太多区域（欠增长）或含有过少的区域（过增长）。为此，许多研究人员提出了各种后处理方法。

第二章 简单分析噪声的产生来源和图像噪声中的特点。噪声是图像的一种退化因素，因此我们希望尽量去除噪声。图像恢复和图像增强便是常见两种噪声处理技术，图像增强技术又可分为空域增强技术和频域增强技术。空域增强技术主要有线性滤波、非线性滤波、中值滤波等。频域滤波又可为分低通滤波、高通滤波、带通滤波和带阻滤波。

有别于传统的方法，本章不是研究新型的噪声去除的方法，而是将其作为图像的一种因素，讨论如何将噪声描述成图像亮度的函数。从噪声的产生来源可知，图像噪声的主要部分是产生于成像过程中，因此根据摄像机的成像管道来得到数字摄像机的噪声模型。然后通过数字摄像机噪声模型的一个逆过程来获得图像噪声 I_N 关于发光体 L 的函数，即噪声估计函数，近似为高斯分布。在彩色图像中，我们则采用预先分段光滑的图像以获得可能的噪声模型。本章的噪声估计函数对于计算机视觉方面的算法如边缘检测来说是很有用的，特别为下文所提出的区域分割方法奠定了理论基础。

第三章 在图像分割技术中，区域增长技术对有噪声的图像处理结果一般会更好些，因为图像中的边界非常难以检测。本算法以最简单的区域增长方法即区域归并为基础，针对区域归并算法中的两个关键问题：初始分割和归并原则分别提出了一种改进的解决方案。初始分割关系着后续区域归并的复杂度，本文采用邻域的最大最小值方法来进行初始区域分割，将最值范围在一水平内的像素分割为同一区域，使得初始分割的结果尽可能接近分割结果。但是在实际操作中，会出现同一像素点的出现区域重叠的问题，这是由初始点选择的不同造成的，因此在分割结果中不可避免地存在不稳定性。

根据图像噪声的特点可知，噪声是与图像密切相关的。以此为指导思想，

结合上一章的噪声统计模型，根据区域噪声统计统计，利用归并前后区域的噪声统计特征量的变化范围，决定区域归并与否。这种做法是与区域归并顺序无关的，在一定程度上解决了区域分割结果的不稳定性。

本算法相对于其它分割算法，人工交互性少、区域明显且能自动剔除过小的区域，提高了分割性能，有利于后续图像特征的提取。在实际的灰度图像和彩色图像的应用中，分割结果表明其相较于传统分割方法，在误差概率等方面的有所提高。

第四章 对本文进行总结，同时指出存在的问题和未来的研究方向。

Abstract

At present, the applications of image technology have penetrated many aspects of people's lives. Image segmentation is a key of the whole image engineering. Because it is the foundation of shape description、 recognition and understanding. The gold of image segmentation is to segment the image into regions with similar feature.

Firstly, we study on main image segmentation algorithm and analyze the principles and characteristics of traditional ways of image segmentation technique in this paper. We analysis the noise's feature and establish a statistical model of noise which is described in quantitative to be the criterion of image segmentation. Then, as region segmentation can get a better effect in noise image, a region segmentation based on statistical model of noise is presented, combined with the statistical feature of the image noise. Meanwhile, according to pixel's neighborhood structure, we use the min-max method to optimize the result of segmentation. So, the two key elements of region segmentation –initial segmentation and uniformity measure are improved. Finally, the image segmentation algorithm's application in images are given, the comparison between our algorithm and other tradition algorithm is also presented. The algorithm not only can get segmentation results effectively, but also reduce the probability of mis-segmented. We believe this region segmentation based on statistical model of noise is an efficient on segmenting image and valuable in the areas of pathological image segmentation, industrial image segmentation, safety image processing's secret information extraction and satellite image segmentation.

Keywords: statistical model of noise, min-max, region segmentation, the probability of mis-segmented

福建师范大学学位论文使用授权声明

本人(姓名) 施达雅 学号 20060727
专业 光学工程 所呈交的论文(论文题目:
基于噪声统计模型的区域分割) 是本人在导师指导下, 独立进行的研究
工作及取得的研究成果。尽我所知, 除论文中已特别标明引用和致谢的
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研究成
果。对本论文的研究工作做出贡献的个人或集体, 均已在论文中作了明
确说明并表示谢意, 由此产生的一切法律结果均由本人承担。

本人完全了解福建师范大学有关保留、使用学位论文的规定, 即:
福建师范大学有权保留学位论文(含纸质版和电子版), 并允许论文被
查阅和借阅; 本人授权福建师范大学可以将本学位论文的全部或部分内
容采用影印、缩印或扫描等复制手段保存和汇编本学位论文, 并按国家
有关规定, 向有关部门或机构(如国家图书馆、中国科学技术信息研究
所等) 送交学位论文(含纸质版和电子版)。

(保密的学位论文在解密后亦遵守本声明)

学位论文作者签名 施达雅 指导教师签名 Free

签名日期 2009.5.31

绪论

课题背景

本课题依托的科研项目是福建省重点项目智能化医疗信息系统医学图像识别子系统的研究。

数字图像处理技术起源于 20 世纪 20 年代,英国伦敦与美国纽约间首次通过海底电缆传输了一幅数字化的新闻图片,以 1920 年的技术水平来看,如果不压缩,传一幅图像需一星期的时间,压缩后只需要 3h。这种数字图像压缩技术也可以说是一种简单的图像处理技术^[1]。数字图像处理技术开始于 20 世纪 50 年代中期,这项技术在空间研究计划中得到应用;到了 60 年代末,图像处理已形成一个比较完整的理论与技术体系,从而构成一门独立的新兴学科。目前数字图像处理已成为工程学、计算机科学、信息科学、统计学、物理学、化学、生物学、医学甚至社会科学等领域各学科之间学习和研究的对象^[1]。图像处理技术应用于生物医学的历史几乎与其自身的历史相当,它在临床诊断和病理研究中都大量采用。

随着信息技术的不断发展,医疗系统的智能化、信息化成为为患者提供更优质服务的一条重要途径。医疗诊断领域是信息处理技术一个前景十分广阔的应用领域。由于图像处理的直观、无创伤、安全方便等优点,因此在这一领域应用广泛。利用计算机技术对医学图像进行处理和分析早在上世纪 70 年代就已经开始^[1]。20 世纪 70 年代数字图像处理技术在医疗诊断专家系统上的应用有了重大突破,取得两项惊人的发明:1972 年 X 射线断层摄影技术(CT)研究成功并商品化和 1977 年白血球自动分类仪成为商品问世;1980 年,CT 的立体重建的实现^[1]。这些都极大地促进了数字图像处理在生物医学应用方面的发展。计算机智能诊断疾病系统吸收并综合了众多医学专家的大量权威知识和经验,可靠性高,可以帮助医生解决复杂的医学问题,优化诊疗方案,使少数高水平医学专家的技术更多地为社会服务,充分利用了资源,又为患者节省费用开支,医疗信息系统有着十分广阔的应用前景。医学图像识别子系统是智能化医疗信息系统中的重要组成部分,早期的医学图像识别系统存在自动化程度不够,速度和准确率不高等缺点。在上世纪 90 年代后期,随着医学影像学的飞速发展以及计算机科学技术的提高与普遍应用,医学图像的自动识别系统受到计算机和医学界越来越多的关注,这些技术大大提高了治疗诊断水

平，减轻了病人的痛苦。从研究对象看，目前国内外对医学图像识别与辅助诊断的研究对象多集中在乳腺类疾病的识别诊断，其它如肺部疾病和脑部相关疾病的研究则相对较少^[2]。图像识别是将图像经预处理后，再分割和描述以提取某些特性，进而加以判别分类的过程。而图像分割正是整个识别系统的关键环节之一。

从广义上来说，图像技术是各种与图像有关技术的总称，包括图像的采集、编码、分割、表达和描述等等。图像技术跨度很广、种类繁多，因此需要一个整体框架—图像工程来进行综合集成的研究和应用。图像工程的内容非常丰富，根据抽象程度和研究方法等的不同可分为三个有特点的层次:图像处理、图像分析和图像理解。图像工程是既有联系又有区别的这三个层次的有机结合，同时还包括对它们的工程应用^[3]。

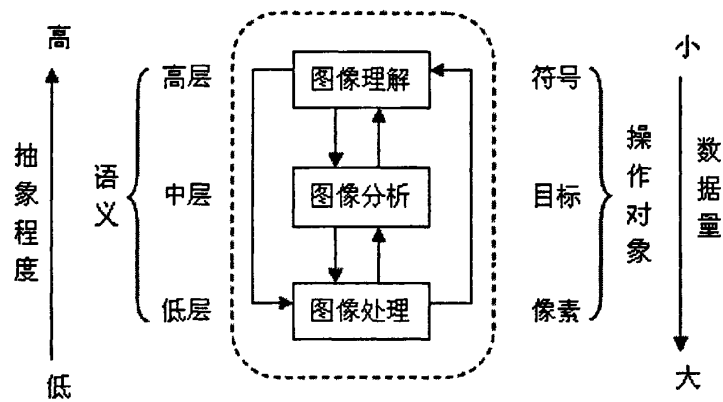


图 0-1 图像工程三层次示意图

Figure 0-1 Three-level Schematic Drawings in Image Engineering

图 0-1 所示即图像工程的整个框架。图像处理是指低层的操作，低层的图像处理一般包括图像压缩、噪声滤波、图像锐化等预处理方法；图像分析则进入了中层，主要目的是基于从图像或图像序列中提取的信息构建对场景的描述^[4]；图像理解主要是高层操作，高层操作取决于知识、目标以及如何达到这些目标的计划。其使用了从高层到低层的反馈，这个任务十分复杂且计算量大。原始图像数据经过三个层次的加工将逐步转化为更有组织和用途的信息。在这个过程中，一方面，操作对象发生变化，语义不断引入，抽象程度提高，数据量得到了压缩；另一方面，高层操作对低层操作有指导作用，因此能提高低层操作的效能^[3]。

分割将图像分成区域，便于提取目标特征及测量，使得后续的形状表示与描述、物体识别变得可能。所谓图像分割就是要将图像表示为物理上有意义的连通区域的

集合,也就是根据目标与背景的先验知识,对图像中的目标、背景进行标记、定位,然后将目标从背景或其它伪目标中分离出来^[5]。这一步骤决定着整个系统的好坏,因为后续的步骤都是在分割结果的基础上进行。

图像分割技术基本上是专用的,根据想要获得的特性的不同技术也不同。信号层技术、物理层技术和语义层技术是根据分割中使用知识的多少来划分的。它们各是基于数字图像中的数值、图像生成的有关知识;景物类型的领域有关专用知识^[6]。

在图像分割最初发展的二十年里,阈值分割、边缘检测和区域提取是研究的重点。进入八十年代以后,随着统计学理论、模糊集理论、神经网络、形态学理论、小波理论等在图像分割中的应用日渐广泛^[7]。图像分割技术从兴起到现在,算法上得到了不断的改进和创新,已经取得了很大的进步,但大部分算法是针对具体图像的,很难用一个精确的数学公式来表示所有图像通用的分割过程。一般来说,对图像分割方法的选择都应依据图像和目标而异。

医学图像分割到今天仍没有获得解决,有着多方面的原因。首先在成像过程中不可避免地受到噪声、局部地区体效应等的影响,因此医学图像与普通图像相比,具有不均匀性、模糊等特点。其次,个体与个体间差别较大且内部组织结构复杂,这些都阻碍了医学图像分割的发展。以往的方法或多或少存在局限性,医学图像的分割至今仍未有一套完整的理论。近几年来,很多研究人员提出了很多实用的分割算法^{[8][9]}。分割后的图像正在被广泛应用于各种场合,如组织容积的定量分析、诊断、病变组织的定位、解剖结构的学习和计算机指导手术^[10]。

由于图像种类的多样性,不同的分割方法在速度、效果上的差异,我们最终的目标是希望开发出一套针对医学图像的有效分割框架,使得图像各部分轮廓清晰,目标位置被显著地分割出来,便于视觉检查,方便判断医学病理。

本文的主要工作

本文针对图像分割进行了研究,着重解决了噪声模型下的区域分割,具体研究工作如下:

(1) 对现有的各种图像分割方法进行全面分析,详细介绍了基于区域的分割方法的原理,分析了各种方法的优缺点。

(2) 针对图像中噪声的特点进行详细的论述,并讨论了传统的噪声处理方法。

(3) 针对图像噪声的特点,区别于传统的噪声处理的方法,通过对图像形成过程中,产生的各类噪声的重新合成,定量地描述噪声,建立噪声的统计模型。

(4) 在图像分割技术中, 区域增长技术对有噪声的图像处理结果一般会更好些, 因为图像中的边界非常难以检测。本算法以最简单的区域增长方法即区域归并为基础, 本文采用邻域的最大最小值方法来进行初始区域分割, 将最值范围在一水平内的像素分割为同一区域, 形成初始分割, 以形成较优的初始分割。初始点选择的不同可能导致最后结果也不同, 因此在分割结果中不可避免地会存在不稳定性。

(5) 以往的图像处理前往往需要先进行图像恢复的操作, 以滤除图像中的噪声, 但是噪声并不需要与信号对立, 它可以与信号有密切的联系。以此作为指导思想, 结合图像的噪声统计模型, 根据区域内噪声的统计特性, 以统计特征量为参数, 将其作为区域归并的准则进行区域归并, 在一定程度上解决了区域分割结果的不稳定性。最后给出了相应的算法描述及在图像中的实际应用。

本文组织结构和章节安排

本文共分为五章, 内容结构安排如下:

第一章 绪论部分, 阐述了论文的研究背景, 概述了论文的主要工作。

第二章 概述了图像分割的过程, 讨论了基于边界的图像分割方法和基于区域的图像分割方法。

第三章 详细分析和比较图像中所存在的各类噪声, 有别于传统的噪声处理方法, 根据噪声产生机理推导出噪声的统计模型并给出定量的表示方法。

第四章 对预处理的图像, 针对目前区域归并方法中所存在的缺点, 采用邻域最大最小值的方法来获得初始分割, 并利用噪声统计模型作为一致性准则来归并区域, 从而获得较为理想的区域分割结果的算法, 并且给出相应的算法描述。最后给出基于噪声统计模型的区域分割在灰度图像、彩色图像及医学肺部图像中的实际应用。

第五章 对本文进行总结, 同时指出存在的问题和未来的研究方向。

第一章 基于区域的图像分割方法

第一节 图像分割概述

早在 50 年代, 计算机图像理解的研究中就出现了图像分割的概念。从那时开始, 图像分割就成为计算机图像理解中一个十分活跃的研究领域。图像分割是将图像分成一些有意义的区域, 并提取出某些目标区域特征, 判断其中是否有感兴趣的区域。理想的图像分割对其分割结果有如下要求: 某些特征如: 灰度值等在分割区域内是均一的; 区域内部简单且不存在过多的小孔; 区域间的边界平滑无毛刺且空间定位精确等。一般来说, 如果要求分割结果具备所有这些特征是不可能的, 因为严格均一的区域的边界会有毛刺; 反之, 如果要求邻接区域有明显的特征值差, 则会引起区域合并, 从而丢失边界^[78]。由于缺少统一的标准, 因此也不存在统一的图像分割理论。不同的图像分割方法总有在各种约束条件之间找到适当的平衡点。对图像分割的研究还在不断深入之中, 是目前图像处理中研究的热点之一。图像分割的结果直接影响最终分析的质量和模式识别的结果^[11]。

1.1 图像分割的定义

图像分割就是把图像中具有特殊涵义的不同区域区分开来, 这些区域是互不相交的且每一个区域都满足特定区域的一致性准则^[12]。通俗地讲, 就是按照一定的特性分割成区域并提取出感兴趣部分的过程。

图像分割的完整定义如下:

图像 R 的分割可看成将分成满足以下条件的子集。

$$(1) \bigcup_{i=1}^n R_i = R$$

(2) 对所有的 i 和 j , 有 $i \neq j$;

(3) 对 $i=1, 2, \dots, n$ 有 $P(R_i) = TRUE$;

(4) 对 $i \neq j$, 有 $P(R_i \cup R_j) = FALSE$;

(5) 对 $i=1, 2, \dots, n$, R_i 是连通的区域;

其中, $P(R_i)$ 是对所有在集合 R_i 中元素的逻辑谓词; \emptyset 是空集。

(1) 表明任何一个像素都唯一属于某一个区域, 不存在不属于区域的像素;

(2) 表明任何两个及以上区域间不存在公共的像素;

- (3)表明属于同个区域的像素必在某些方面具有相似性;
- (4)表明任意两个区域内的像素必在某些方面存在不相似性;
- (5)表明任何一个区域内部是连通的;

条件(1)和(2)说明对于所有的区域分割准则都适用;条件(3)和(4)说明分割准则应能帮助确定各区域像素有代表性的特性^[13]。

1.2 图像分割的分类

在对图像分割进行的长达 50 余年的研究中,国内外产生了大量的有价值的成果,根据研究的角度不同大致有以下分类方法:

根据应用目的不同,图像分割可分为粗分割和细分割两大类。粗分割是指不考虑图像的许多细节信息,而把图像分割成少数几个区域的过程;细分割则是为了便于高效的区域编码而去除同一区域内大量变化的细节^[14]。

根据分割方法的不同,图像分割可被分为基于邻域的分割方法(如边缘检测、区域增长)、基于直方图的分割方法(如阈值分割)和基于物理性质的分割方法。

根据工作对象的不同,可分为点相关分割和区域相关分割;

一般地,灰度图像的分割是基于像素灰度值的两个性质:不连续性和相似性。区域内部的像素一般具有灰度相似性,而在区域之间的边界上一般具有灰度不连续性。所以分割技术可据此分为利用区域灰度不连续性的基于边界的技术和利用区域内灰度相似性的基于区域的技术^[13]。另外在分割过程的策略中,若所有判断和决定都可独立地且同时地做出则是并行技术;若早期处理的结果可被其后的处理过程所利用则为串行技术。并行技术相较于串行技术来说,时间短、控制简单、但抗噪能力弱。

分割技术可根据上述两个准则分成 4 类:1)PB:并行边界类;2)SB:串行边界类;3)PR:并行区域类;4)SR:串行区域类;

本文研究的重点是基于区域的图像分割方法,即 PR、SR 两种方法。

1.3 图像分割的评价

图像分割的历史已达几十年,借助各种理论至今已提出上千种各类型的分割算法^[15];这方面研究现在仍在不断进行中。但是这些算法大多是对特定类型的图像而产生的,缺乏通用性。对于一个实际图像所要选用的分割算法没有统一的标准,因此需要对图像分割的评价进行研究。图像分割评价具有极为重要的意义:不但可以帮助特定的分割任务选择最优的分割算法,达到优化分割的目的;而且可以分析

所选算法的有效性，或评判新的图象分割算法的分割性能，利于研发新技术。

文献^[16]把图像分割评价方法分为分析法和实验法两大类。分析法是最直接的，它的研究对象是算法的原理，目标是分析推理算法性能；而实验法是将待评价的算法分割后的结果用一定的质量测度来评判，属于间接的方法。这两种方法各有利弊，分析依据的是算法本身的原理，虽然可以免除一些实验因素的影响，但是并非所有的性能都能够通过分析而得到，而且往往缺乏足够的说服力。而实验法却更具有实际意义，因此很有必要建立一套评价准则来客观地判断两种评价方法的有效性。

现今已提出很多图象分割评价算法，如文献^[17]采用一种新型的分析法准则，引入标准项误差，用以反映两个轮廓线的相似程度和分割结果偏离偏信差大小。这种方法适用于分割方法的横纵向比较。纵向比较能寻找某种分割算法最能有效分割的对象，而横向比较用于寻找适合于某种图像的分割算法。但图象分割的研究仍缺乏普遍的评价手段，因此有必要采用合适有效的性能评价准则。虽然一定的评价准则只能用于一定的评价方法中，但在一定情况下会对评价方法有限定作用。

第二节 基于边界的图像分割

基于边界的分割方法主要是基于灰度的突变来分割图像。按照处理的顺序又可以将边界检测技术分为并行边界检测以及串行边界检测：在并行边界检测技术中，边缘点的检测是依据相邻像素，确定图像各个区域边界的过程是同步进行的；而在串行边界检测技术中，边缘点的检测则以先前已检测出的点作为准则。

这类分割代表了一大类基于图像边缘信息的方法，它是最早的分割方法之一。检测出的边缘标示出了图像在灰度、色彩、纹理等方面不连续的位置^[18]。但是这种方法检测到的图像结果并不能作为分割结果，因为结果一般是不连续的，所以必须采用后续的处理将其合并为边缘链，使它与图像中的边界对应起来。

下面将介绍几种典型的边界分割方法。

1.1 边缘检测算子法

早在 1965 年就有人提出检测边缘的算子^[19]，之后有关这方面的研究仍在不断深入中。因为在两个相邻区域间总存在边缘，而边缘又是灰度值不连续的结果，这种不连续表现为像素灰度值上的差异，这种差异可用求导数的方法方便地检测到，一般用一阶和二阶导数来检测边缘。其原理如下图所示：

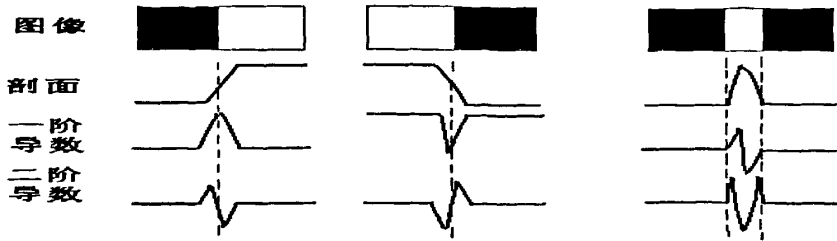


图 1-1 边缘和导数

Figure 1-1 Edge and Derivative

一阶导数有可能检测不到灰度变化均匀的图像的边界，而二阶导数不但能检测到边界而且还可以说明灰度突变的类型。因为二阶导数算法是基于过零检测的，所以检测到的边缘点数较少，便于后继的处理和识别工作。但二阶导数对噪声敏感，因此在处理前需先对图像消除部分噪声。从原理上来说，可以使用三阶以上的导数来检测边缘，但受到实际噪声因素等的影响，并不常用。

常用的微分算子有 Roberts 算子、Prewitt 算子、Sobel 算子、Laplace 算子、log 算子、canny 算子、Marr 算子、Krisch 算子等^[20]。前三种属于一阶微分算子，当区域间边缘灰度值变化明显时，分割效果好，但都对噪声较为敏感。其中，Sobel 算子的边缘定位最准确。Laplace 算子属于二阶微分算子具有各向同性的特点，但对噪声更加敏感，很少直接用于边缘检测。通常用于边缘像素的区域属性判别及边缘的精确定位^[21]。log 算子经常出现双像素边界且对噪声敏感，所以一般是将其用于判断边缘像素所属的明暗区。canny 算子不易受噪声干扰，能检测到真正的弱边缘。Marr 算子采用先滤波后求导的检测策略，检测效果最优，但损失了图像的对比度。Krisch 算子属于非线性微分算子，在保留边缘细节上有一定的优势^[22]。

现实世界中的物体是三维的，而图像只具有二维信息，从三维到二维的投影成像不可避免的会丢失一部分信息；而且成像过程中的光照和噪声也是不可避免的重要因素。正是由于这些因素的存在，基于边缘的图像分割仍然是当前图像研究中的世界级难题，目前研究者正在试图在边缘提取中加入高层的语义信息。

1.2 边缘拟合法

拟合是指用某个解析函数逼近实际数据。在对边缘建立模型的情况下，可设计相应的理想边缘对实际边缘进行拟合以确定边缘位置。由于拟合模型常根据一个小区域中所有像素来进行，所以得到的边缘位置在一事实上情况下也可以算到像素的内部，或者说达到亚像素级。根据边缘类型的不同，模型参数也可不同。如果边缘

为阶跃型，则模型主要参数为阶跃的幅度和方向。如果将阶跃型改为脉冲型，则还要加上脉冲宽度参数。如果将阶跃型改为屋顶状（斜面），则还要加上斜度参数。对复杂边缘的拟合可采用将对简单边缘拟合方法推广来实现^[23]。

对阶跃起边缘或脉冲边缘的拟合通常建立如下模型，其中的三个参数分别为边缘与方向的夹角 θ ，边缘两边的灰度 s 和 t 。

$$H(x, y) = \begin{cases} s & x \sin \theta > y \cos \theta \\ t & \text{其他} \end{cases} \quad 1-1$$

对斜变边缘或屋顶型边缘的拟合需要建立一个面模型^[24]。这里可认为一幅图像可表示成一系列互相连接但不相交的子区域的集合，对每个子区域可用一个斜面方程表示：

$$g(x, y) = ax + by + c \quad 1-2$$

将一幅图像表示成一系列斜面的集合后，图像中的边缘就是不同斜面的交界，求边缘的问题即转化为确定相邻斜面的参数并求它们交线的问题。

1.3 边缘松弛法

边缘松弛根据给定的上下文规则来定义，它可看作是一个产生式系统^[25]。边缘松弛是一个迭代的方法。首先对图像中的所有裂缝边缘计算一个信度 $c^{(1)}(e)$ ，这个信度可定义为规范化的裂缝边缘的幅值，规范化既可以是基于整幅图像裂缝边缘的全局最大值，也可以是基于该边缘某个大邻域内的局部最大值；然后在每个边缘的邻域内，根据边缘信度 $c^{(k)}(e)$ 确定其边缘类型；根据每个边缘的类型和前面的信度 $c^{(k)}(e)$ ，更新其信度 $c^{(k+1)}(e)$ ；如果所有的边缘信度都收敛到了 0 或者 1，则停止，否则重复前面的步骤。在边缘松弛法中最关键的步骤是确定顶点类型，然后是确定边缘类型和修改边缘信度的方法。

上述的边缘松弛法在最初的几次迭代中可以快速地改进初始边缘标注。但是经过较大数目的迭代后常常会漂移，比预期结果差。在文献^[26]中给出了一个理论性的解释，以及收敛证明和实际的解决方法。这种奇怪行为的原因在于其在整幅图像范围内搜索边缘一致性的全局最大值这个准则上。一种解决方法是将低于某个阈值的边缘信度设置为 0，而将高于另一个阈值的置为 1，这样增强了原始图像的影响。近期的边缘松弛法使用从图像数据中导出的边缘和边界信息。在文献^[27]给出了确定可能的边缘邻域的概率分布的方法。在文献^[28]中，使用模糊逻辑来评估边缘模式，

其用神经网络作为模糊规则训练的方法。

1.4 图搜索法

在并行技术中是独立进行的,只利用了局部的信息,图像受噪声影响较大时效果较差,因此可考虑先检测边缘再串行连接成闭合边界的方法。已知图是由一组结点和节点间的弧构成的一种普通结构。现在考虑有方向的数值加权的弧。边界检测的过程被转换为在加权图中搜索最优路径的问题,目标是找到连接两个指定节点即起点和终点的最好路径。

图搜索在边缘检测中的最早应用^[29]选用了 Nilsson 的 A-算法。在文献^[30]中介绍了一种梯度场变换的基于图搜索的方法,它允许沿着任何方向成功地搜索。Law et al^[31]介绍了一种受关注的基于如下技术的边界检测方法:图像滤波、边缘检测、显著角点和边界交叉,除了滤波外的步骤使用了模糊推理将局部图像特征结合在边缘检测和边缘连接过程中。Demi 提出了使用角点和分叉增强的边界检测方法。在 Wu and Leahy^[32]的文献中介绍了基于有效地搜索边缘元素的封闭轮廓的方法,使用了数据聚类的最优图搜索法。

1.5 边界跟踪

串行边界分割在处理图像时考虑了图像中边界的全局信息,结果具有鲁棒性。边界跟踪是一种典型的串行边界分割方法。边界跟踪应该从作为边界元素概率最高的像素开始,然后根据以下思想建立边界:把最可能的方向上的下一元素加入,为了找到后续的边界元素,通常要计算在可能边界延续像素处的边缘梯度的幅度和方向^[33]。具体算法如下: 1) 确定初始边界像素点 x_i 。2) x_j 是在方向 $\Phi(x_i)$ 上与 x_i 邻接的像素,如果 x_j 处的梯度幅值比预设阈值大,则将 x_j 作为下一边界元素。3) 按照 2 的准则搜索,直到梯度绝对值小于预设阈值时则搜索停止。

并行边界技术中存在边界缺口而不能组成闭合曲线,边界跟踪在一定程度上解决了这个问题。在具体执行过程中,有时为了保证边界的光滑性,只在一定范围像素内选择边界点。

在文献^[34]中研究了作为动态规划的边界跟踪的并行实现问题,这个方法提高了原始算法的速度。动态规划的边界跟踪在图像分割中的典型应用^[35]包括航拍照片中的道路、河流及医学图像中的脉管等细长物体的边界跟踪。Udupa 等提出二维动态规划检测边界的方法,用一种活动金属丝(live wire)来交互实时检测边界,将自动边界检测与手工定义边界起始点结合起来。

第三节 基于区域的图像分割

基于区域的图像分割技术是根据区域内特征相似性来进行的。区域的一致性准则是区域的一个重要性质，其基本思想是将图像分为最大一致性的分区。一致性准则可以是基于灰度、色彩、纹理、形状等的标准^[36]，选择出来描述区域的性质，对具体的区域分割方法的形状、复杂度、先验信息的数量有影响。

区域分割的目的是利用图像的某些特征将每个像素映射到一个称为区域的像素集内。区域是像素的集合，其内部像素具有特征相似性，可以根据特征选择一条在像素内部移动的路径，所以说区域是连通的。不同的区域分割方法的目标区域特点不同，区域可以是不相连的、非简单相连的等，因此区域并不存在严格单一的定义。

1.1 阈值法

阈值法和聚类是两种最典型的并行区域技术。

阈值分割算法的历史可追溯至近四十年前^[37]，现已掉出大量的算法^{[38][39]}。因阈值法计算代价小速度快，虽然是最老的分割方法但仍然被广泛地使用着。

阈值分割方法基于对灰度图像的一种假设。最常见的假设描述如下^[40]：假设图像由具有相似灰度分布的目标和背景组成，但是两者交界处的像素灰度值却有很大差别，因此，将图像灰度值绘制成直方图时，目标和背景内的像素灰度各构成一个单峰，而交界处的像素灰度值则构成两峰间的谷底。基一这种假设的图像用阈值法可获得较理想的分割效果。

阈值法是对输入图像 g 进行如下变换而得到输出图像 f ：

$$g(i,j) = \begin{cases} 1 & \text{当 } f(i,j) \geq T \text{ 时} \\ 0 & \text{当 } f(i,j) \leq T \text{ 时} \end{cases} \quad 1-3$$

其中 T 代表阈值，对于目标的像素 $g(i,j)=1$ ；对于背景的图像元素 $g(i,j)=0$ （反之亦可）。

阈值法是以像素间的灰度变化为基础的，通过灰度分级，然后设置门限来实验相似灰度的像素分配到同一区域的目的。上面介绍的是灰度间的单级变化，我们还可以将其推广到多灰度阈值中，这种方法在边界相似度较高的情况下也能抽取相就的边缘。另外，半阈值也是一种常见的方法，它将灰度值低于某一阈值的像素灰度变换为 0，其余灰度级不变。阈值技术还有许多其它的方法，在文献^[41]中给出了

现有方法：直方图凹度分析、熵方法、松弛法、多阈值法等综合分析概述。

阈值的选择是阈值分割方法的关键，最直接的方法是根据直方图形状来选择。在具体的做法上又有许多改过的方法，如直方图变换：它是利用一些像素邻域的局部性质变换得到具有更深谷的新直方图，方便门限的检测；在文献^[42]中介绍了许多直方图变换的修正方法；二模态直方图，它是由与背景灰度值相似但又却不属于背景的部分所生成的直方图。在实际应用中，判断直方图是否属于二模态、寻找局部最大值并非易事^[43]。

阈值分割的一个特点是它的高速处理速度，具有实时性。现今一个发展方向是实时的阈值检测法^[44]。近年来，T. Pun^[45]提出了基于最大熵原则阈值法，它可将图像的直方图分成两个以上的独立类，各类熵的总值最大，使得选择出的阈值所包含的信息量最大；小波变换的多分辨率阈值选取法、类间最大交叉熵阈值^[46]、借助过渡区选择阈值^[47]。

阈值分割法计算简单、速度快，根据不同的目标可以选择不同的阈值法。但是阈值法忽略了图像空间特性，因而对噪声敏感，所以需要先验知识来支撑。在实际应用中，常将阈值法配合其它的分割方法使用，以取得更好的效果。

1.2 聚类法

利用特征空间聚类的方法进行图像分割可看作是对阈值分割概念的推广^[48]。聚类 (Clustering) 是指将图像元素映射到特征空间点，将相似点归类后再映射回图像空间的过程。

通常以距离作为相似点点聚集的标准，常用的距离度量方法为明考斯基距离 (Minkowski distance):

$$d(i, j) = \sqrt[q]{|x_{i1} - x_{j1}|^q + |x_{i2} - x_{j2}|^q + L + |x_{ip} - x_{jp}|^q} \quad 1-4$$

$i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}), j = (x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{jn})$ 是两个 n 维的数据

当 $q=1$ 时, d 为曼哈坦距离；当 $q=2$ 时, d 为欧几里德距离。

聚类法分为划分方法、层次方法、基于密度的方法、基于网格的方法和基于模型的聚类方法。

划分方法是指把具有 n 个对象的数据库 D 构造成具有 k 个簇的集合的划分。层次方法是以距离矩阵作为聚类的标准，无需簇的数目作为输入，但需要一个中止条件。这种方法的缺点是伸缩性不够好，先前已做处理不能撤销。基于密度的方法是

只要一个区域中的点的密度大于某个阈值，就把它加到与之相近的聚类中，这种方法能处理噪声。基于网格的方法使用一个多分辨率的网格数据结构，然后在这个结构上进行聚类。基于模型的方法给每一个聚类假定一个模型，试图优化给定数据与模型间的适应性。聚类基于对象的相似性有着广泛的应用，但没有考虑空间关联信息，因此也对噪声和灰度不均匀敏感。

k-均值聚类算法首先把对象划分为 k 个非空的子集；然后随机地选择一些种子点作为目前划分的簇质心（质心是簇的平均点）；把每一个对象赋给最近的种子点；重复上述操作，直到新的分配不再产生。该算法的优点是复杂度较小，而且通常以局部最优结束。缺点是只有在簇的平均值被定义的情况下才能使用；需事先给出 k 值（聚类的个数）；初始中心点的选择影响聚类结果；对噪声及孤立点数据敏感且对发现非凸面形状的簇不适用。PAM 算法用实际对象代表簇；反复地用非代表对象来替换代表对象，以提高聚类的质量。CLARA 算法抽取数据集的多个样本，对每个样本应用 PAM 算法，输出最好的聚类结果。因此能处理比 PAM 算法大的数据集；但有效性取决于样本的大小。这三种典型的聚类算法有着其各自优缺点，算法在复杂度，参数上各不相同，因些适用范围也不一样。

八十年代以来，核磁图像多参数特征空间的聚类分类法开始出现。随着图像数据保真度的提高，对图像灰度不均匀和噪声鲁棒性的一系列方法也产生了，并取得了成功^[49]。

1.3 区域生长

与并行区域技术不同，区域增长法既考虑了像素的相似性，又考虑了空间上的邻接性。而且区域增长技术对噪声图像具有很强的鲁棒性。

区域生长是典型的串行区域增长技术之一，其基本思想是将具有相似性质的像素合起来构成区域。具体做法是在分割区域内选定一像素点作为生长点，再在种子生长点的基础上不断将其周围的具有相似或相同性质的像素点加入其中，将新加入的点作为新的种子点继续，直到没有满足条件的像素点加进来。区域生长的关键是要合适的生长或相似准则的选择。种子点的选择常可借助于具体问题的特点。若无具体的先验知识，则借助生长准则对像素点进行计算。算法的优点是计算简单，对于均匀连通目标有很好的分割效果；缺点是需人工交互获得种子点、可能导致区域有空洞的情况。

Shu-Yen Wan 等针对区域生长算法对种子点的依赖性，提出了对称区域增长的

方法,这种方法对删除空洞的算法效率高^[50]。Haralick^[51]首先提出小面(Facet)模型,现已广泛应用。一幅图像可以用若干个相互连接着的Facet来拟合,在选定的基底下,每个Facet可以表示为连续的函数形式,借助数学分析工具可以很方便地实现多种图像分析,如图像边缘检测、插值和多分辨率分析等。在文献^[52]中提出一种确定三维图像的一致性的三维区域增长法,三维填充代表了最最简单的形式,可以描述为保持三维连通性的阈值化的不同形式。

1.4 区域分裂合并法

分裂合并法是先将图像分割成很多的一致性较强的小区域,再按事实上的规则将小区域融合成大区域,达到分割图像的目的。这种算法对复杂图像的分割效果较好,但算法复杂、计算量大,分裂可能破坏区域的边界。无论是分裂还是合并,都能够将分割深入到像素级,因此可以保证较高的分割精度。

在分裂合并法中,一致性准则起着关键作用。在综述^[53]中给出了自适应分裂合并法及区域一致性分析的分析。这种方法的一个值得注意的改进方法是合用了具有重叠区域的金字塔数据结构^[54];单程分裂与归并法中先找到一个分裂模式,如果重叠块所赋标签与分裂模式不匹配,则改变标签以排除不匹配;给未标的像素打标签,使其与块的分裂模式相匹配,必要的时候则删除小区域。而局部子图归并法(image segmentation by iterative parallel region growing and splitting.)分层归并(hierarchical segmentation using a composite criterion for remotely sensed imagery)也是对基本的分裂归并算法的改进。这些修正方法都试图克服分割的敏感性,降低到图像的部分量级上。

1.5 区域增长后处理

参数设置的非最优化往往造成区域增长法分割过后的图像,或者含有太多区域(欠增长)或含有过少的区域(过增长)。为了改进分割结果,人们提出了各种后处理方法。有些方法将从区域增长得到的分割信息与基于边缘的分割结合起来。在文献^[55]中介绍了一种方法,解决了几个与四叉树相关的区域增长问题,集成了两个后处理步骤。第一,边界消除:根据邻接区域对比度和边界的方向改变情况,删除它们间的一些边界;第二,修改从上一步得来的轮廓,使其精确位于合适图像边缘上。在文献^[56]中提出了一咱后处理轮廓松弛法。Koivunen和Pietikainen^[57]描述了一种将独立区域增长与边缘得到的边界结合的方法。基于区域增长的缺点,人们往往将其与别的方法,主要是边缘检测的方法结合起来,研究结合区域与边界信息的

方法。将区域增长与边缘检测结合起来的方法也很多。A. Chakraborty 等人将基于 MRF 模型的分割中的能量函数与边界曲线的 Fourier 表示的参数估计结合起来，构成一个目标函数，通过该目标函数的优化而达到图像分割的目的^[58]。D. Zugai 等人提出了一种在彩色图像的向量中融合区域与边缘信息的方法^[59]。

简单的后处理是基于一般性的启发式，在分割后的图像中减少小区域的数目，这些小区域根据原来使用的一致性准则是不能与任何区域归并的，这些小区域在进一步处理中一般是不重要的，可看作分割噪声，用小图像区域消解算法去除掉。

第四节 小结

随着计算机技术的发展，图像处理技术的关注面越来越广，也越来越完善。

从 20 世纪 50 年代起图像分割问题就引起了关注，许多研究人员为之付出巨大的努力，但是由于图像分割问题本身的困难性，到目前为止还不存在一个通用的完美的理论，但是有关的一般规律基本上已经达成共识。通俗地讲，分割就是按照一定的特性分割成区域并提取出感觉兴趣部分的过程。

一般地，分割技术可分为利用区域灰度不连续性的基于边界的技术和利用区域内灰度相似性的基于区域的技术。即本文中所描述的基于边界和基于区域的分割方法。基于边界的图像分割方法所得到的结果是找到区域的边界，基于区域的图像分割方法得到的直接结果是区域。边界检测技术中必须采用后续的处理将边缘合并为边缘链，使它与图像中的边界对应起来。基于区域的分割方法的目的是利用图像的某些特征将每个像素映射到一个称为区域的像素集内。基于区域的方法对噪声具有鲁棒性，在有噪声的图像中效果会更好些。阈值法、区域生长、区域分裂合并等都是典型的区域分割的方法。但区域分割过后的图像，或者含有太多区域（欠增长）或含有过少的区域（过增长）。为了改进分割结果，人们提出了许多区域分割后处理方法。

第二章 噪声统计模型

第一节 图像噪声

图像噪声的产生途径与图像的一系列过程紧密相关。比如在成像管道中，伴随着图像生成的过程，白噪声等噪声都附加于图像之上，构成图像噪声；传输过程也是滋生噪声的一个重要途径，在这个过程中若受到强干扰时会产生脉冲噪声；图像噪声同样也受到人为因素的影响。

综合来看，噪声是一种污染，会影响图像的质量。首先噪声会影响人眼视觉效果。严重时甚至会难以辨识图像中的某些细节。人眼的精密结构对噪声还是很敏感的。再者，受到噪声影响的图像会影响后续处理的结果，使得中高层的处理无法继续进行。比如在强干扰下图像边缘会难以检测。

1.1 噪声的概念

直观地理解可以认为噪声是“影响人类感官信息接收的因素”。事实上，噪声是一些微粒子，它们是源于随机的空间波动，并且随机地附着于被采集体上。因此，噪声在理论上定义为“不可预测，只能用概率统计方法来认识的随机误差”^[60]。

对图像采集过程中，这些微粒子便随机地附着于图像上，称为图像噪声。一个区域内所附着的微粒子的多少决定着噪声的大小。因为噪声一个随机过程，所以我们可以用概率分布函数和概率密度分布函数等随机过程的方法来描述。但是均值方差、相关函数等数字特征更常作为噪声的描述量，因为这些量可以更直观地反映噪声特征。

1.2 噪声的分类

1. 图像噪声按其产生的原因可分为：

外部噪声：顾名思义，不是由图像本身所造成的，一般是在成像过程中，由外部的电磁波干扰或电源串扰等引起的。如天体放电现象、电气设备等引起的噪声。

内部噪声：是由图像产生，传输及处理等过程中所引起产生的。它包括由光和电的基本性质所引起的噪声、系统内部设备电路所引起的噪声。

2. 按噪声和信号之间关系可分为加性噪声和乘性噪声^[61]：所谓的加性噪声是指信号和噪声是线性叠加。假定信号为 $s(t)$ ，噪声为 $n(t)$ ，则混合迭加波形是 $s(t) + n(t)$ 形式；而乘性噪声是两者的乘法叠加。迭加波形为 $s(t)[1 + n(t)]$ 形式。

一般光电成像系统既存在加性（如电子噪声）也存在乘性噪声（如泊松分布噪声）。加性噪声与图像和视频信号强度无关的，如电视摄像机扫描图像的噪声等；而乘性噪声则是随信号强度的改变而改变的，如胶片颗粒噪声等。在信号变化很小，噪声不大的情况下，常可将乘性噪声近似为加性噪声，这样信号和噪声便是线性叠加的关系，两者互相独立。

3. 实际接触到的噪声，按噪声产生的来源可分成以下几类：

(1) 电子噪声

在阻性器件中由于电子随机热运动而造成的电子噪声是所有中最简单的，这类噪声很早就被电路设计人员成功地建模并研究了^[62]。其常见模型为零均值高斯白噪声，它是一个高斯形状的直方图且具有平坦的功率谱。这是图像噪声中最常见的。

(2) 感光颗粒噪声

在胶片曝光和显影中，由于不同的感光颗粒大小不同且曝光所需光子数目的不同，便引入了感光颗粒噪声。一般地，颗粒噪声可用高斯白噪声作为其模型。用下式描述，表现为泊松分布。

$$\sigma_D = \sqrt{0.43 \frac{a}{A} [\varepsilon\{D\}]^2} \quad 2-1$$

据上式可知，严重的噪声将出现在大颗粒（高速）的感光乳剂。因此，颗粒噪声也是与信号有关的^[63]。

(3) 脉冲噪声

脉冲噪声（双极脉冲噪声或椒盐噪声），见式 2-2，

$$p(z) = \begin{cases} p_a & z = a \\ p_b & z = b \\ 0 & \text{其它} \end{cases} \quad 2-2$$

式中 z 表示图像中像素灰度值。

如果 p_a 和 p_b 均不可能为零，特别是当它们近似相等的时候，与随机分布在图像上的胡椒和椒盐微粒相类似。因此，双极脉冲噪声也称为椒盐噪声^[63]。

1.3 图像系统中的噪声

1.3.1 图像系统中的常见噪声

根据图像产生、传输、处理的不同过程，可以得到影响数字图像质量的噪声如

下：电子噪声主要是在图像产生过程中引入的，通常是由摄像机和图像采集电路中的电子随机热运动引起的，如电阻引起的热噪声；成像媒介（通常是大气）随机扰动引起的噪声；成像系统机械结构的抖动引起图像抖动等等^[64]。另外一大来源就是光学现象所产生的图像光学噪声。

(1) 光电管的噪声

光学图像和电子信号之间转换器件称为光电管，如传真机的收发片机光电转换等。光电管的噪声主要来自到达光电管阴极光量子数和每个入射光量子所发射电子数所引起的起伏骚动。假定光电管的阳极电流为 I ，根据肖特基公式，阳极电流的噪声电流可表示为：

$$i_n^2 = 2eIdf \quad 2-3$$

e 为电子电荷。

(2) 摄像机的噪声

摄像管大体可分为三类：前两类是分别利用光电子放电效应和光导效应来进行光电变换的。但光电子放电效应现已很少使用，除非是某些特殊场合；而光导效应主要用于广播电视等方面。第三类是固体摄像器件，如 BBD 和 CCD。它是存储在金属氧化物电容的半导体耗尽层上的光学信号电荷，经外部激励脉冲后，电荷同向有序输出，在输出端便可得到信号电流。

上述的摄像管输出噪声是摄像机的噪声的一部分，另一部分是摄像机中放大处理电路所引起的。前置放大器的噪声性能是整个摄像机输出噪声的关键，其它的都可忽略不计。

(3) 光学噪声

由于光学噪声在图像系统噪声中所占的重要比重，因此光学噪声是研究图像噪声的关键。光学现象所产生的图像光学噪声就是光学噪声，如在胶片的胶片曝光和显影中产生的感光颗粒噪声等。光学噪声多半是乘性噪声，所以是不随信号的变化而变化的。而前面所述的电信噪声一般认为是乘性噪声。但两者都可看作平稳随机过程。

1.3.2 图像系统噪声的特点

对于不同的摄像管，所产生的信号与噪声的关系是不一样的。如光导效应摄像管的摄像机，可以认为两者幅度是无关。在数字图像中存在着量化噪声和随机噪声，

量化噪声是图像相关的，平稳图像的量化噪声呈现伪轮廓，但是随机噪声的颤噪效应会使得量化噪声效应减弱。因此噪声和图像有相关性；

现有的图像系统输入输出都是采用光电变换的形式，即是把二维图像信号与一维电信号的相互转换。因为噪声是附着于图像之上的，所以噪声也存在着同样的变换方式。所以噪声具有扫描变换特性。

在图像传输过程中，对于串联的情况，若各部分的噪声属于同类则可以直接功率相加。因此噪声具有迭加性。若不是同类噪声，则要考虑视觉特性的影响，但是视觉检测特性仍存在很大问题，所以许多情况都无法进行分析。

第二节 传统噪声处理方法

受到噪声影响的图像，图像质量下降，不仅直接影响视觉效果，而且会给图像处理，分析等带来困难。因此，我们希望尽可能地去噪声、恢复图像的原始面貌。图像恢复和图像增强便是常见两种噪声处理技术，两者的目的都是希望改进图像的质量，不过两者在原理上又有所区别。图像恢复是在已知污染图像的噪声模型的基础上，根据相应的模型来恢复原始图像。这种方法效果较好，不过所需先验知识较多。而图像增强主要是从视学效果方面进行改进，采用一定的方法将图像噪声滤除。一般分为空域增强技术和频域增强技术。

空域增强技术常用的方法是均值滤波或中值滤波。空域是由图像像素直接组成的空间，空域增强技术就是直接作用在图像像素上的方法。空域滤波器都是利用空域的模板卷积实现的。卷积操作是输入像素邻域像素值加权求和的操作，具体的权值由滤波器进行定义^[65]。

频域增强技术则在图像的变换域进行的，最常见的变换域是傅里叶变换空间，也称为频域空间。这种技术主要是改变图像中不同频率分量，它的实现是借助滤波器。针对不同的图像可采用滤除和保留的频率不同滤波器。

下面将介绍几种常见的图像增强技术。

1.1 线性滤波

线性滤波法指滤波后的像素值是原始像素线性组合的结果。

邻域平均法是一种线性平滑技术。对于图像 $x(i, j)$ 中任一个像素点 (i, j) 的灰度值，用其邻域像素点的灰度平均值来代替。

像素点 (i, j) 一般位于邻域的中心，邻域的形状一般是取正方形，大小根据具体的需求而定。假设邻域为 3×3 邻域，则平均之后的像素值为：

$$\hat{x}(i, j) = \frac{1}{9} \sum_{s=-1}^1 \sum_{t=-1}^1 x(i+s, j+t)$$

2-4

1.2 非线性滤波

非线性滤波法指滤波后的像素值是原始像素逻辑组合的结果。

它是对线性滤波法一种改进，即对阈值来代替邻域平均值。在线性滤波中，是用邻域平均值来代替像素灰度值，但是在非线性滤波不是直接用阈值来代替，而是将阈值作为标准，若像素灰度值与其邻域平均值的差值比它大，则对均值代替；反之则用阈值代替。这种方法对图像的细节影响不大，但是会给边缘点带来一定的失真[65]。

非线性滤波器的发展方向有三个：逻辑的、几何的、代数的^[66]。在代数滤波器中，中值滤波器是一个典型。在与分布无关的决策理论中，代数滤波器被证实是很有用的。

1.3 中值滤波器

鉴于于代数滤波器的作用，中值滤波器的作用也不可忽视，在过去几年已迅速发展起来。中值滤波器在边缘保护和对脉冲噪声的鲁棒性方面的效果显著，这也正是其区别于其它滤波器的重要特点之一。它对脉冲式噪声干扰特别有效，这是因为脉冲干扰值与其邻近灰度值差异较大，经排序后取中值后，便将其削弱为与灰度值一致，因此便可达到滤波的效果。

设有一个一维序列 $f_1, f_2, f_3, \dots, f_n$ ，窗口长度为 m (m 为奇数)，从中顺序抽取 m 个数 $f_{i-v}, \dots, f_{i-1}, f_i, f_{i+1}, \dots, f_{i+v}$ ；其中 f_i 为窗口的中心点值， $v \approx (m-1)/2$ [65]。然后将这 m 个点的值排序，选择中间那个值作为滤波的结果，这个计算可表示为：

$$y_i = \text{med}\{f_{i-v}, \dots, f_{i-1}, f_i, f_{i+1}, \dots, f_{i+v}\} \text{ 其中 } i \in Z, v = (m-1)/2 \quad 2-5$$

一常见的中值滤波器有： $N \times N$ 中值滤波器、 $N \times N$ 最大值滤波器。 N 值的大小一般根据具体的图像而定。

1.4 频域滤波

在频域空间即傅氏空间里，图像不再是以像素存在，而是表现为不同的频率分量。因此可以通过一些办法使噪声所在频率分量减弱或被抑制而达到滤除噪声的效果。频域空间滤波前需先将图像空间转换到频域，在进行增强加工后再转换回图像空间。

按照滤波特点可将频域增强方法分成如下几类：低通滤波，即低频分量可以通

过滤波器，而高频分量被阻止；高低滤波，即与低通滤波相反，能通过滤波器的是高频分量；带阻滤波，即被阻止在滤波器外的频率分量是在特定范围内的；同态滤波；带通滤波，与带阻滤波相反，能通过滤波器的频率分量是特定的。

第三节 噪声统计模型

对于图像中存在的噪声，作为一种图像退化因素，一般地总是根据噪声特点而采用不同的图像增强技术滤除掉；如果对噪声模型有更好的把握，则可使用图像恢复技术来处理而获得较理想的效果。但是在本文中，有别于传统的方法，将通过图像形成过程中的噪声来源来估计图像中的噪声模型，即要估计噪声与像素点的关系，不再将图像噪声滤除，保留其特性，将图像噪声模型作为区域分割准则，最终为图像分割服务。

1.1 噪声概述

对于大部分的计算机视觉方面的算法，只有当算法中的参数能与特定学习的图像特点相匹配的情况下就能运行得很完美。最普遍地能适合算法参数调整的方法之一是对输入图像在噪声方面进行解决，这些变量可以由亮度或是其它一些剧烈变化的量所引起。要想获得可靠的、自动的计算机视觉算法的一个重要步骤是能够准确地估计图像的噪声量，比如：运动估计，噪声消除、特征提取等^[67]。因此从图像中估计噪声是图像处理的一个关键任务。

从图像中估计噪声量看起来是似乎件不可能的事：首先需要判断图像变量是否取决于图像本身的颜色、结构、亮度变化或是噪声。这样看起来要从图像中估计噪声便需要丰富的图像先验模型。然而，我们只需要使用一预先平滑的简单图像即可获得图像噪声估计曲线。这种估计能保证真实噪声变量都能充分估计到，因为区域能包含未模型化的图像变量。然而，每幅图像里都有一些区域包含着简单模型，与噪声估计曲线相吻合。即使摄像机信息未知，下文的方法也能根据这些信息简单地讨论得出模型。

关于图像滤波方面的文献已经有不少了。虽然通过许多方法如：小波，各向异性扩散^[68]和双边滤波已经获得了显著的图像去噪的结果，但噪声通常被认为可行的，且不随变化的亮度值的改变而改变；另一方面，关于噪声估计方面的文献却是有限的。对于从多重图像或单幅图像中估计噪声，特别是在多重图像中估计噪声有着许多无解的问题^[69]。然而，从单幅图像中估计噪声也是一个受限的问题，因些有关噪声估计应该得到进一步的研究。在图像去噪的有关文献中，噪声通常被认为是

附加的高斯白噪声（AWGN）。有一种较普遍使用的估计方法是基于平均绝对偏差。在文献^[70]中，A. Stefano 提出了三种噪声估计的方法，分别基于训练样本和自然图像的统计。然而实际使用的 CCD 摄像机噪声却是与强度有关的。

1.2 噪声估计

由上节的讨论可知，图像噪声的来源几乎取决成像过程即摄像机噪声。下面将建立 CCD 摄像机的噪声级函数。首先将介绍摄像机噪声模型的相关术语，推导噪声级函数对相机响应函数的依赖性。根据任意给定一个相机响应函数，合成较真实的摄像机噪声。因此，基于一组相机响应函数参数，可得出的一套可能的噪声估计函数。这种有限的噪声级函数集合能使我们精确地估计单幅图像的噪声估计函数。

1.2.1 摄像机的噪声模型

数字摄像机（CCD相机）将进入成像传感器的辐照度、光子转变成电子，最终数字化。

具体成像原理：CCD表面覆盖的硅半导体光敏元件捕获光子后产生光生电子，这些电子先被积蓄在CCD下方的绝缘层中，然后由控制电路以串行的方式导出到模数电路中，再经过DSP等成像电路形成图像。图2-1即是CCD摄像机的成像途径，这个过程主要有5种噪声源：固定模式噪声、暗电流噪声、散粒噪声、放大处理电路的噪声和量化噪声。根据成像方程^[71]，可得数字摄像机的噪声模型：

$$I = f(L + n_s + n_c) + n_q \quad 2-6$$

其中 I 表示可见图像亮度值； $f(\bullet)$ 是相机响应函数， n_s 代表所有与发光体 L 相关的噪声成分， n_c 代表所有在亮度校正前的独立噪声， n_q 是指附加的量子化、扩增的噪声。由于 n_q 是附加在摄像机上的最小噪声而且大部分的摄像机能获得较小的值，因此 n_q 在这个模型中可以忽略。假定噪声的各种数学特征如下： $E(n_s) = 0$ ， $\sigma^2(n_s) = L\sigma_s^2$ ， $E(n_c) = 0$ ， $\sigma^2(n_c) = \sigma_c^2$

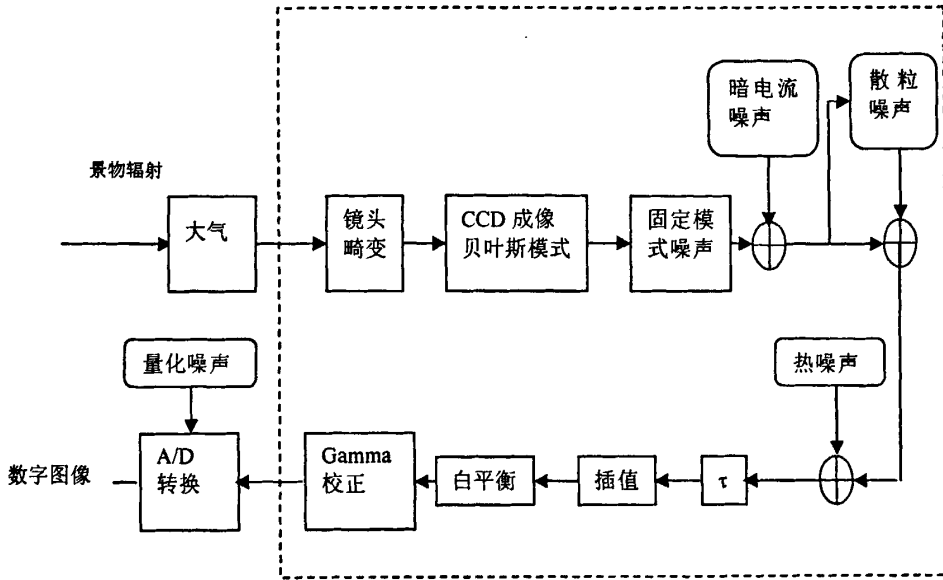


图2-1 数字摄像机成像过程

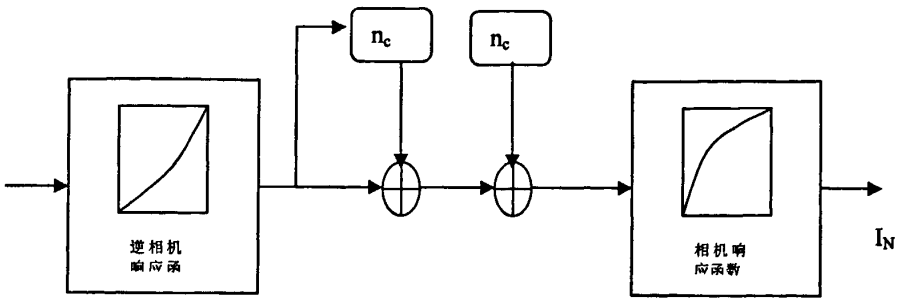
Figure 2-1 the Process of Camera Imaging Pipeline

1.2.2 CCD 噪声合成

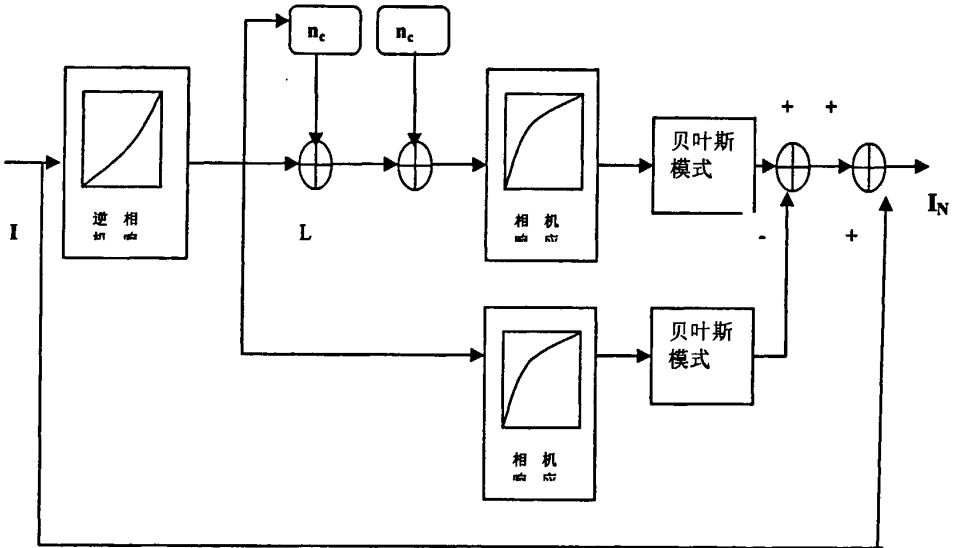
相机响应函数模拟了伽玛和白平衡校正^[72]在CCD摄像机中的非线性过程。对于一组给定的不同曝光度的图像，有许多方法可以估计相机响应函数。但我们的目的是为了挖掘不同的相机响应函数的共同特性。

原理上，我们可以通过光学实验精确地对每个摄像机测量出噪声级如何随图像亮度改变而改变。然而，这种做法是耗时而且可能对空间采样不够充足。相反地，采用数值模拟来估计噪声函数，其基本原理是通过取相机响应函数的倒数来获得发光体 L ，然后通过图 2-1 的程序方块图来获得图像噪声 I_N 。这可以看作上述数字摄像机噪声模型的一个逆过程。

从公式 1 可以得到一种最直接的方法：即将 L 改写成 I 的函数，对每个像素独立地添加噪声，然后转换成亮度以获得 I_N 。这个过程如图 2-2 所示。图 2-2(a) 表示 CCD 噪声合成过程；图 2-2(b) 则表示通过贝叶斯模式的 CCD 噪声合成过程。



(a)



(b)

图 2-2 噪声合成过程

Figure 2-2 the Process of Noise Synthesis

实际上，真实的CCD噪声并不是白噪声。Demosaicing^[73]中引入了空间相关性，比如，CCD的彩色滤波阵列所采集的单色样品中的每个像素点的三色重建。通过模拟普通滤色镜（拜尔）和去马赛克算法（基于灰度插值^[74]）。我们希望其它的滤色镜和Demosaicing算法能得到可比较的噪声空间相关系数。依据图2 (b)合成CCD噪声，然后比较Demosaicing图像有无噪声间的区别，并使原始图像也合成CCD噪声。

1. 2. 3 噪声估计函数

噪声估计函数是指与图像亮度有关的噪声标准偏差，这个函数可用如下公式表示：

$$\tau(I) = E[(I_N - I)^2]^{\frac{1}{2}} \quad 2-7$$

其中 I_N 表示观测值且 $I = E(I_N)$ ，从本质上说，这个函数是表示关于平均值的标准偏差是如何变化的。

由数字摄像机的噪声模型（公式2-6）和噪声合成过程，可得 I_N 是基于相机响应函数 f 和噪声参数 σ_s, σ_c 的函数。因为 $L = f^{-1}(I)$ ，噪声估计函数可以改写成如下公式：

$$\tau(I, f, \sigma_s, \sigma_c) = \sqrt{E[I_N(f^{-1}(I), f, \sigma_s, \sigma_c) - I]^2} \quad 2-8$$

其中 $I_N(\cdot)$ 表示噪声合成过程。

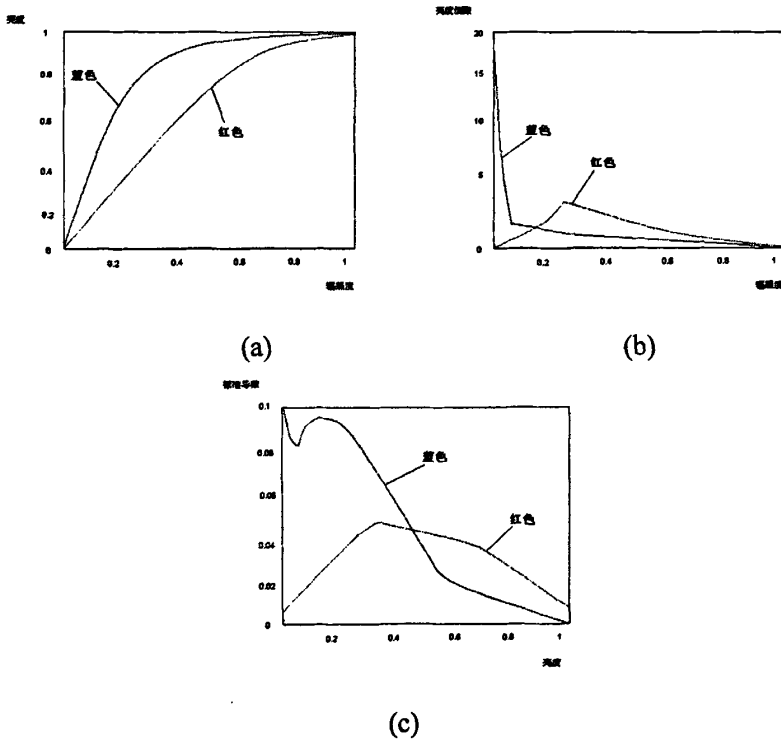


图2-3 函数的分布图

Figure2-3 the Distribution of Function

为了表示噪声函数如何随着参数 f 而变化，在绘制函数分布图时使用两个相机响应函数，其中的蓝色曲线和红色曲线代表参数 f 为 50 和 60 的情况。如图 2-3 (a)

所示。2-3 (b) 和 2-3 (c) 表明 $f(50)$ 的导数在辐照度为零时会引起很高的噪声标准偏差。因此可知噪声级函数与导函数密切相关。

为了描述噪声级函数的全空间, 从 f, σ_s, σ_c 空间取样 $\tau(\cdot; f, \sigma_s, \sigma_c)$ 。相机响应函数用来表示 f 空间。通过实验发现当 $\sigma_s=0.16, \sigma_c=0.06$ 时获得最大噪声, 因此将这两个值设为这两个参数的最大值。将 σ_c 从 0.01 到 0.06 以步长为 0.01 开始取样, 从而得到 $\{T_i\}_{i=1}^k$, 其中 $K=190*9*6=10260$ 。运用主成分分析 (PCA) 的方法, 得到噪声平均函数 $\bar{\tau}$, 特征向量 $\{\omega_i\}_{i=1}^m$, 其对应的特征值为 $\{v_i\}_{i=1}^m$, 因此噪声函数可以表示成:

$$\tau = \bar{\tau} + \sum_{i=1}^m \beta_i \omega_i \quad 2-9$$

系数 β_i 是高斯分布 $\beta_i \sim N(0, v_i)$

特征向量作为增加函数平滑性的一个量。假定 $T \in R^{(d-1) \times d}, K \in R^{(d-2) \times d}$ 作为一维二维导数的矩阵^[75]。它们之间的约束关系如下所示:

$$b_{\min} \leq T_r \leq b_{\max}, h_{\min} \leq K_r \leq h_{\max} \quad 2-10$$

其中 $b_{\min}, b_{\max} \in R^{d-1}, h_{\min}, h_{\max} \in R^{d-2}$ 是从训练数据集 $\{T_i\}_{i=1}^k$ 中估计得来的。

第四节 彩色图像中的噪声估计

噪声估计和噪声去除向来都是鸡与蛋的问题, 为了估计噪声级, 潜在的信号必须知道的, 这个信号可以通过噪声去除算法来估计; 相反地, 大部分噪声去除算法是基于已知的噪声级。如已熟知的算法 EM 可能会找一个固定点, 但该算法作为一个循环可能太慢以致于不实用。因此, 本文中用一种预先用分段光滑图像粗略估计信号的方法。

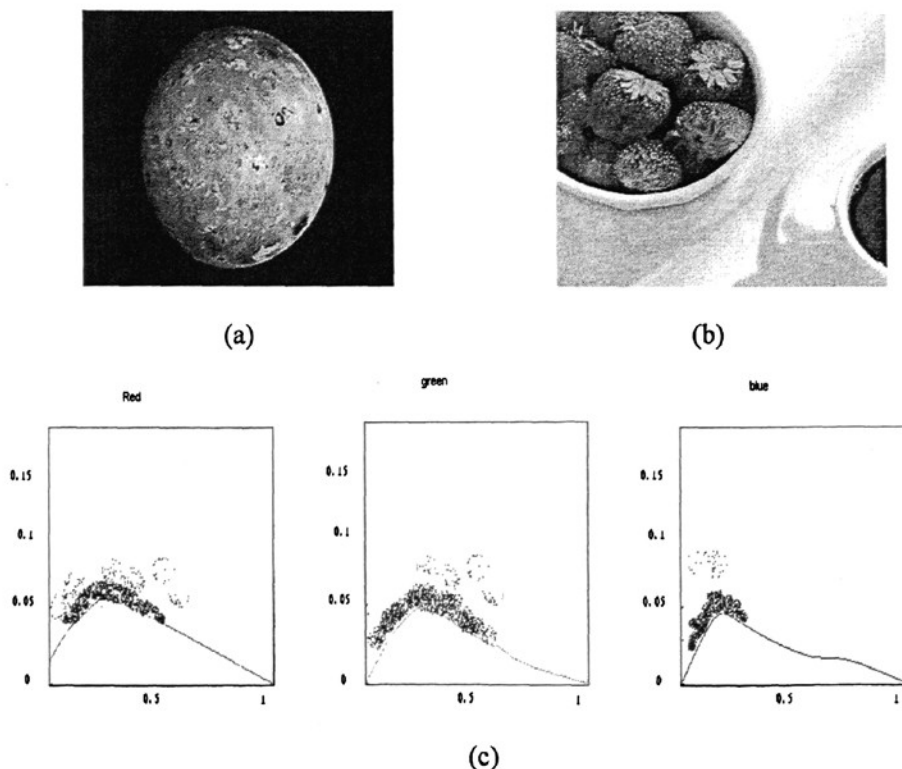
如果噪声输入 I_N 与底层无污染的图像 I 之比是个常量的话, 这种估计是相当简单的。虽然在实际中这是不真实的, 在本文中先假设一幅预先分段光滑的图像, 基于区域和空间相似性将像素组成区域, 使用在文献^[76]中描述的 K 均值分类的方法, 通过直线斜率和空间幅度表征每个区域。这种空间幅度是估计的, 因此分割形状会有所偏向凸形, 但所有的分割结果应有相似的大小。

假设每个分割的平均亮度为 I ，变量估计用 $\hat{\sigma}$ 表示。对于所有的分割，可以得到样品 $\{I_i, \hat{\sigma}_i\}$ ，用来估计噪声函数。噪声估计的目的是为样品寻找一个合适的噪声包络。利用分割样品可得到彩色图像的噪声估计函数如下：

$$L(\tau(I)) = \prod_n \Phi\left(\frac{\sqrt{k_n}(\hat{\sigma}_n - \tau(I_n))}{\hat{\sigma}_n}\right) \exp\left\{-\frac{(\tau(I_n) - \hat{\sigma}_n)^2}{2s^2}\right\} \quad 2-11$$

在实际的处理中，通常将彩色图像分成三个分量，分别对每个分量使用噪声估计函数来估计噪声分布。如图 2-4 所示，即为该方法的一个典型例子。

如图 2-4(a) (b) 是两幅不同亮度值的图像。图 2-4(c)、图 2-4(d) 分别是图 2-4(a)、图 2-4(b) 的 RGB 三色噪声分布图；黑色部分表示真实样品分布，曲线表示估计所得的噪声函数曲线。从图中可看出，同一彩色图像的 RGB 三色噪声分布具有相似的分布；而且即使是不同的彩色图像间，如图 2-4(a) 缺少高亮度值，模拟出的噪声估计函数仍然是相似的。



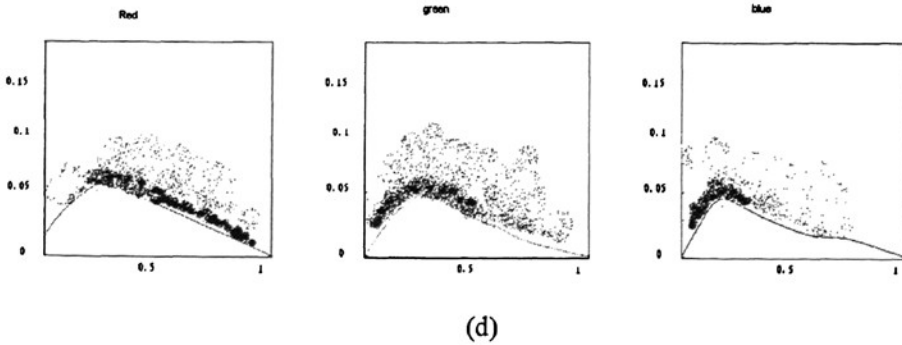


图 2-4 不同图像噪声估计函数分布图

Figure 2-4 the Noise Distribution of Two Different Images

基于上述结论, 可知由相同摄像机所拍摄的图像具有相同的噪声函数, 与图像内容无关。这种模型不仅适用于不同摄像机拍摄的同种图像, 同样也适用于估计由 CCD 摄像机拍摄的不同图像的噪声估计。

此外, 所推导出的噪声估计函数对于计算机视觉方面的算法来是很有用的。比如说边缘检测方面。通过噪声估计设置算法中的参数, 可以获得鲁棒级的结果。如在 Canny 边缘检测中, 其基本思想是找到一个大部分的边缘都能检测出的滤波滤波器。理论上最优的滤波器要与噪声无关, 但是门限是与噪声相关的。可以设计一个自适应的滤波器, 其最高的门限设为 $0.5\bar{\sigma}_n^2 + 2\bar{\sigma}_n + 0.1$, 其中 $\bar{\sigma}_n$ 是输入图像的平均噪声。最低门限设为最高门限的 0.4。为种自适应边缘检测器在检测真实边缘的方面起着很好的作用。

第五节 小结

在本章中, 首先介绍了噪声的相关东西, 它是“一种不可预测, 只能用概率统计方法来认识的随机误差”, 而且有着多种不同的分类法。图像噪声是图像采集过程中, 随机地附着于图像上的微粒子。根据图像产生、传输、处理的不同过程, 将噪声分成光电管噪声、摄像管噪声和光学噪声四大类, 并简述了图像噪声与图像的相关性、噪声的扫描变换、噪声的迭加性。

噪声会给图像处理, 分析等带来困难。因此, 我们希望尽可能地去噪声、恢复图像的原始面貌。图像恢复和图像增强便是常见两种噪声处理技术, 图像增强技术又可分为空域增强技术和频域增强技术。空域增强技术主要有线性滤波、非线性滤波、中值滤波等。线性滤波器性能是比较差的, 非线性比线性滤波有所提高。频域滤波又可分为低通滤波、高通滤波、带通滤波和带阻滤波。总的来说, 每一种滤

波技术各有其优缺点。

有别于传统的方法，本章演示了如何将噪声描述成图像亮度的函数。由于图像噪声大部分是来自于成像过程，因此根据成像路径来得到数字摄像机的噪声模型。然后通过取相机响应函数的倒数（即数字摄像机噪声模型的一个逆过程）来获得图像噪声 I_N 关于发光体 L 的函数，即噪声估计函数，近似为高斯分布。在彩色图像中，采用预先分段光滑的图像以获得可能的噪声模型。

实践证明：在同组测试中，使用的不同图像中所测得噪声是一致；对于不同摄像机的所得图像所测得噪声估计函数保持一致；对于亮度分布不同的图像来说，所得的噪声估计函数仍是相似的。本章中的噪声估计函数对于计算机视觉方面的算法来说是很有用的，特别为下文所提出的区域分割方法奠定了理论基础。

第三章 噪声统计模型的区域分割

第一节 概述

本文中，我们将提出一种改进的图像分割框架。这个框架包括在每个区域内使用特征值范围（最大和最小值）和第二章第三节中的噪声统计模型。尽管图像特征中存在噪声，但是噪声按照一定的规则分布，从这个意义上来说，图像在区域内仍是连续的。这个框架能有效地应用于降低噪声、分割图像和压缩图像。理论研究表明，分割会产生误差，但我们的方法对大部分的图像能有效地降低噪声达到 140dB，因而能形成可靠的分割。本算法是非常有效的且基于噪声模型的，与图像中像素点数目是线性无关的。由于这个框架独立于图像的内容，因此对一般图像的处理是有效的。而且我们的方法并不需要任何图像的先验知识，对于灰度及彩色图像都适用。

1.1 基本概念

1.1.1 邻域

图像是由一个个像素组成的，这些像素是按一定次序集合起来的。任一个像素周围邻近的像素与其紧密相关，它们构成该像素的邻域。设像素 P 的坐标为 (x, y) ，邻近像素的定义不同，可以得到像素 P 相应的不同邻域。常用的邻近像素的定义如下：

(1) 4-邻域

对于坐标为 (x, y) 的像素 P ，在其水平和垂直方向各存在两个邻近像素。用 $(x+1, y)$ ， $(x-1, y)$ ， $(x, y+1)$ ， $(x, y-1)$ 分别来表示它们的坐标。这些邻近像素（用 r 表示）构成像素 P 的 4-邻域，记为 $N_4(P)$ ，如图 3-1(a)所示，像素 P 与其各个 4-邻域邻近像素的距离可作为一个单位距离。如果 P 在图像的边缘， $N_4(P)$ 中的若干个近邻像素会落在图像之外^[77]。

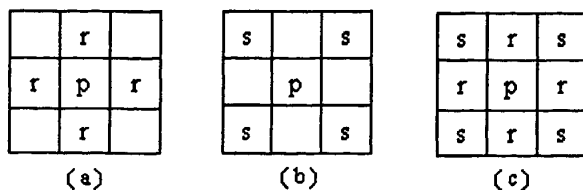


图 3-1 像素的邻域

Figure3-1 Pixel Neighboring

(2) 对角邻域

像素 P 的 4 个对角邻近像素（用 s 表示）构成对角邻域 $N_D(P)$ ，用 $(x+1, y+1)$, $(x+1, y-1)$, $(x-1, y+1)$, $(x-1, y-1)$ 分别表示邻近像素的坐标。如图 3-1(b) 所示。

(3) 8-邻域

像素 p 的 4 个 4-邻域像素和 4 个对角邻近像素合起来构成 8-邻域 $N_8(p)$ 。如图 3-1(c) 所示，其中 $N_8(p)$ 中的 4 个 4-邻域像素用 r 表示，4 个对角邻域像素用 s 表示。

根据上述 4-邻域的定义，如果像素 P 本身位于图像的边缘，则它的 $N_4(p)$ 、 $N_D(p)$ 和 $N_8(p)$ 中的若干像素会落在图像之外^[77]。

1.1.2 灰度插值

在某些处理后的图像中，可能大部分位置的像素值不确定，这时便需要用其周围已知的像素值来计算这些未知的值，这就是灰度插值。图 3-2 (a) 表示仅在某些位置的像素值已知的一幅图像，其中的空心点表示像素值未知，实心点表示像素值已知。最简单的近邻插值（零阶插值）如图 3-2 (b) 所示，像素 P 的灰度值由其最近像素 b 的灰度值赋得。当其周围存在多个等最小距离像素，任选一个像素即可。

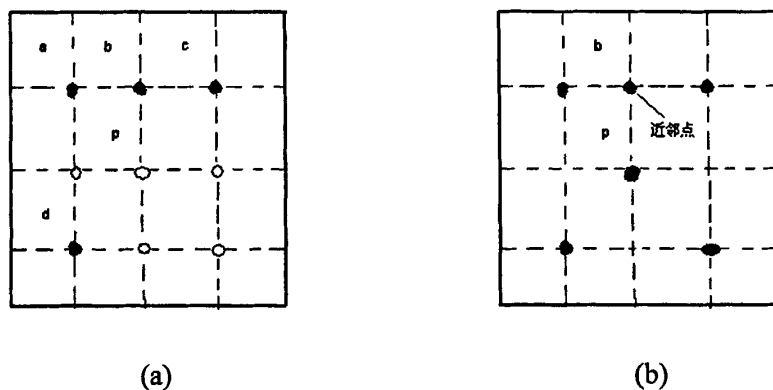


图 3-2 灰度插值

Figure 3-2 Gray-level Interpolation

第二节 区域分割

在图像的研究和应用中，人们往往只为了针对图像中特定的区域进行研究。这些特定的区域称为目标，为了辨识和分析图像中的目标，需将其分离，然后才能进一步地测量目标和利用图像。

由于图像分割在图像工程中所占据的重要位置，所以关于这方面的技术一直层

出不穷，但是至今仍没有一套统一的理论体系。在图像分割技术中，区域增长技术在有噪声的图像中一般会更好些，因为其中的边界非常难以检测。基于边缘的分割方法常在没有边界的地方出现了边缘以及在实际存在边界的地方没有出现边缘。

最自然的区域增长方法是在原始图像数据上开始增长，每个像素表示一个区域。只要满足区域一致性准则就会被归并起来。

区域归并的步骤如下：

Step1：定义某些初始化方法将图像分割为很多小区域。

Step2：为归并两个邻接区域定义一个标准。

Step3：为满足归并准则的所有邻接区域归并起来，如果不再有两个区域归并后满足一致性准则，则停止。

1.1 噪声统计模型下的区域分割

1.1.1 初始分割原理

在区域归并算法中一关键因素是初始分割的定义，初始分割结果的不同结果也不同，因此在分割结果中不可避免地会存在不稳定性。下面将效仿灰度插值的方法，采用一种最大最小值的方法来进行初始区域分割，以降低结果的不稳定性。

图像定义为： $G(x)=g(x)+v(x)$

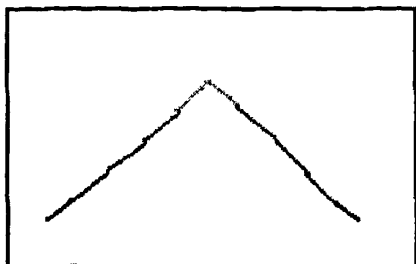
其中 $g(x)$ 表示原始图像， $v(x)$ 代表噪声，一个随机变量； x 是二维图像空间。

一般地，区域可定义为：一群具有空间紧闭性和特征相似性的像素集合。

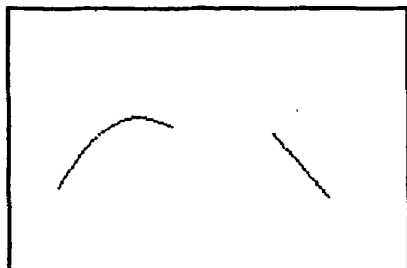
对于理论分析又不失一般性，假设对一个区域来说 $g(x)$ 是一个常量，那么搜索区域的任务变成在邻近区域聚集有相同特征值（如灰度值）的像素。但是由于在图像中噪声的引入和特征值的波动性，图像中的几何连续性被破坏使得图像分割的工作变得不易实现。

在上述公式的基础上，我们为每个像素指定了一个特征值范围：最大和最小值。这个最大最小值指的是任一像素的 8 邻域点相比较，像素点的 $G(x)$ 值为别为最大和最小的两点。那么可以推测，如果该像素点位于区域内的话，其邻域内的值必相等，即只要最大最小值重叠，每个像素都可以加入邻近的区域构成区域生长。

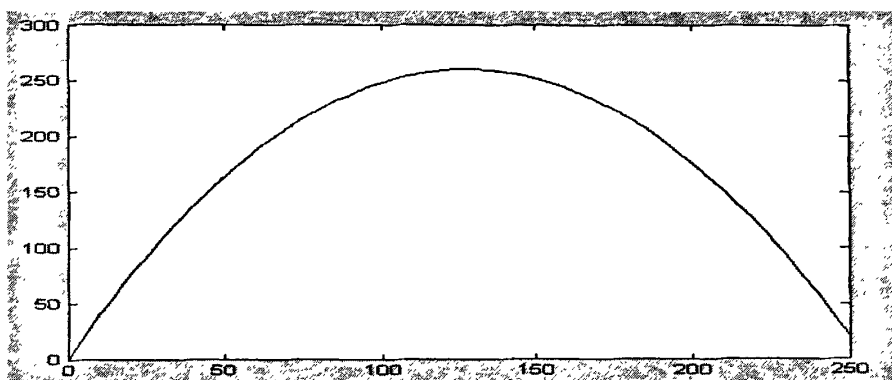
下面以一维图像为例说明最大最小值法。



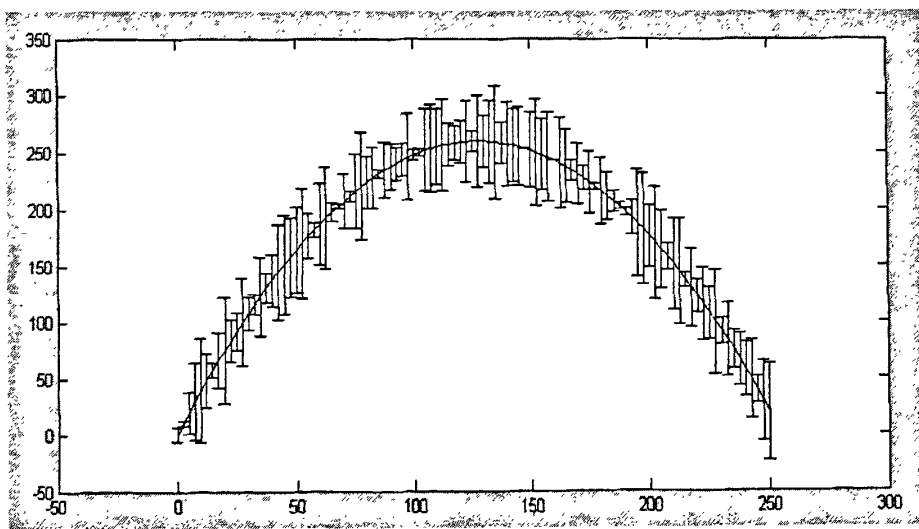
(a)



(b)



(c)



(d)

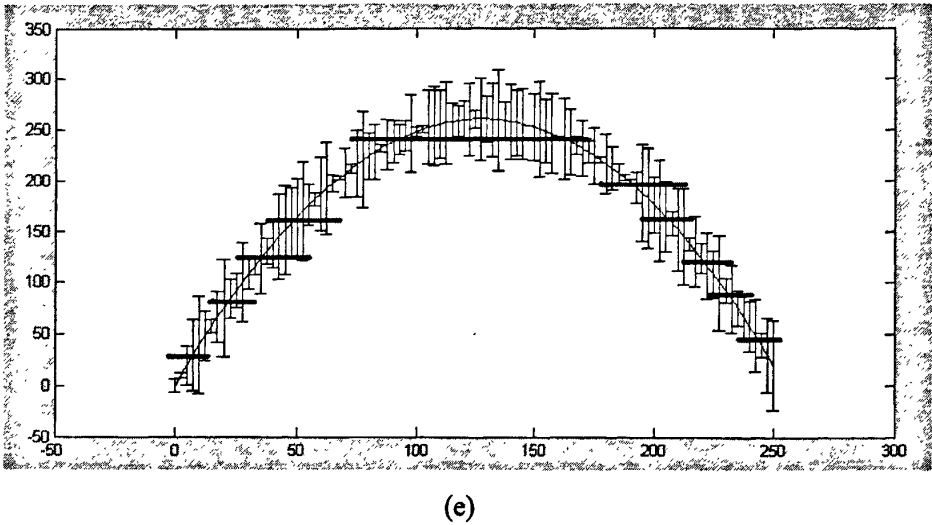


图 3-3 最小值法

Figure 3-3 Min-max Algorithm

图 3-3(a)所示是一幅原始一维图像，图 3-3(b)所示是由原始一维图像加入噪声后所生成的。图 3-3(c)所示是 3-3(b)的灰度分布图。

图 3-3(d)是根据对图 3-3(b)的每一个像素点取其 8-邻域内的最大和最小值而构成的。

如图 3-3(e)所示，我们采用分段拟合的方法，由于受到图像噪声的影响，最大最小值将不再重叠，因此如果某一像素点与其邻近区域内的最大最小值相比较，处于同一个误差水平范围内，则可以加入同一个区域，形成初始的区域分割。

这种方法相较于以往简单的 2×2 、 4×4 、 8×8 的初始分割方法来说，可以尽可能地获得初始分割的最大区域，简化了后续区域分割的复杂性，而且分割精度可以达到一个像素，避免了区域边缘的定位不精确。但是在最大最小值的处理过程中会出现另一种可能的错误分割的情况。如图 3-4 所示，在图中标识的绿色部分都存在于两个红色标识的区域内，因此会产生区域的重叠。

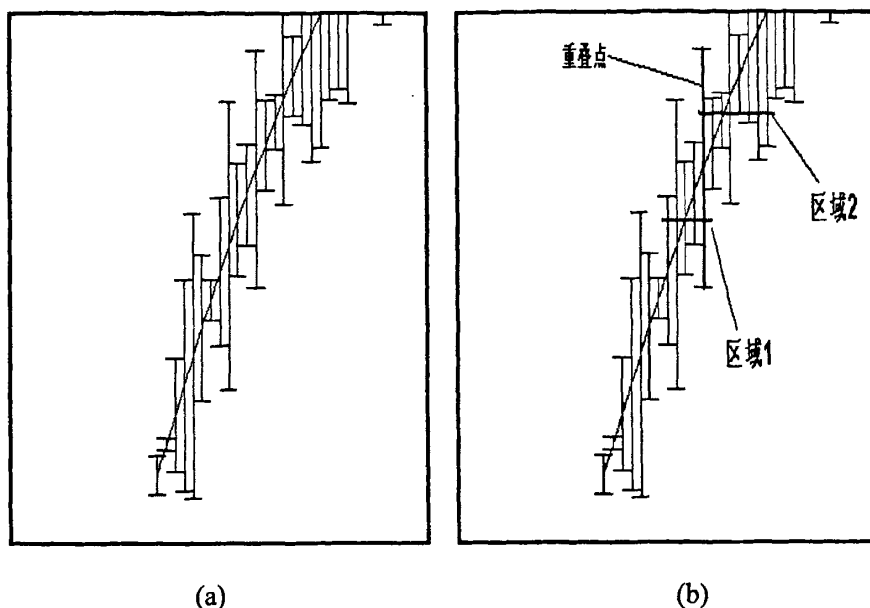


图 3-4 区域重叠

Figure 3-4 Area Overlapping

如图所示, 当特征值分布如图 3-4(a)所示时。如图 3-4(b)所示, 如果选择从左边第一个像素开始最值法, 则绿色部分所属为区域 1; 若从右边第一个像素点开始最值法, 则绿色部分所属为区域 2, 所以说不同初始点所拟合出的区域也不同。

因此, 为了解决这种不稳定性, 我们根据前面第 2 章所得出的结论 (区域上的噪声统计特性) 提出噪声统计模型的方法。利用面上噪声行为一致的方法来决定邻近点的所属区域。

1.1.2 区域归并准则

区域归并法是一种最简单的区域增长技术。分割的一般方法是在原始图像数据上开始增长, 每个像素表示一个区域。在上述的讨论中已经完成了初始分割, 现将重叠的像素点孤立为一区域, 需要进行的是确定区域间归并的准则, 以判断该区域所归属的区域。

评判区域一致性方法有许多, 可以基于区域的灰度值。选择出来的描述区域的性质, 对具体的区域分割方法的形式、复杂度、先验信息的数量有影响。

然而, 确定区域归并的准则也并非易事。假设在一幅图像具有三个邻接区域 A、B、C, 如果按相似性准则 m 来进行区域归并, 得到的结果是 A、B 与 A、C 分别相似的, 但并 B、C 不相似。尽管 B、C 这两个区域并不相似, 但在执行区域归并时,

分别合并 A、B 与 A、C 的局部决策会把三个区域合并成单一区域。因此归并准则在区域归并算法中的意义重大，决定着算法的优劣与否。

如图 3-5 所示：同一幅图像在不同的阈值 T 所生成的结果也不同。

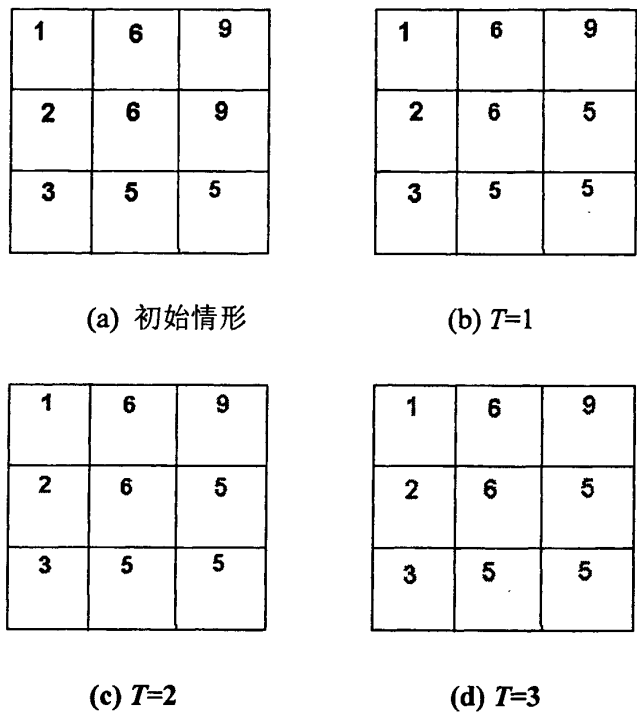


图 3-5 区域归并准则

Figure 3-5 the Criterion of Region Merging

由上面的讨论可知，区域归并的结果一般依赖于区域被归并的次序，如果分割开始于左上角或右下角的话，分割的结果可能也会不同。因此起始点的选择也是区域归并的一个关键因素，所以分割的结果具有不稳定性，但是使用噪声模型准则则可以解决这种不稳定性。因为区域的噪声模型是与顺序无关的，它是根据噪声模型的参数来确定区域的大小。

1.1.3 噪声统计模型

由第 2 章的论述已知，噪声值通常在区域内表现出一定的概率分布，比如高斯噪声是一种具有正态分布概率密度函数的噪声。根据这个原理，如果要判断某一像素点是否属于该区域的话，则可把该像素点加入区域，假若区域内的 $v(x)$ 便会偏离正常的分布，则可证明该像素点不属于此区域，反之则是。

下面将判断区域的相似性。这种归并准则将考虑两个前后区域的噪声统计特

性，以便决定是否合并它们。

假设图像中的区域具有恒定灰度值，并且被独立、加性和零均值高斯噪声污染，

根据第 2 章的噪声估计可知噪声模型为 $\tau = \bar{\tau} + \sum_{i=1}^m \beta_i \omega_i$ ，近似看作高斯分布，因此噪声值服从正态分布，也即灰度值服从正态分布。

由初始分割分割的原理可知，现在讨论的重点是重叠像素点的归属问题。所以假定加入重叠像素点前和加入后的区域分别为 Q_1 和 Q_2 ，它们分别有 k ， $k+1$ 个点，则可以产生下面两种情况：

第一种情况：区域 Q_1 和 Q_2 内的像素点属于同一区域，那么这两个区域的噪声值都服从单一高斯分布 (μ_0, σ_0^2) 。

在这种情况下，所有的噪声都独立地服从分布 $N(u_0, \sigma_0^2)$ 。则它的联合概率密度是：

$$\begin{aligned} p(g_1, g_2, \dots, g_{2k+1} | H_0) &= \prod_{i=1}^{2k+1} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(g_i - \mu_0)^2}{2\sigma_0^2}} \\ &= \frac{1}{(\sqrt{2\pi}\sigma_0)^{2k+1}} e^{-\frac{\sum_{i=1}^{2k+1} (g_i - \mu_0)^2}{2\sigma_0^2}} \\ &= \frac{1}{(\sqrt{2\pi}\sigma_0)^{2k+1}} e^{-\frac{(2k+1)}{2}} \end{aligned} \quad 3-1$$

第二种情况：区域 Q_2 内的像素不全属于同一区域，则区域 Q_1 和 Q_2 内的噪声值服从不同的高斯分布 (μ_1, σ_1^2) 和 (μ_2, σ_2^2) 。

这种情况下，区域 Q_1 和 Q_2 内的所有像素分别服从分布 $N(u_1, \sigma_1^2)$ 和 $N(u_2, \sigma_2^2)$ 。则联合分布密度函数为：

$$p(g_1, g_2, \dots, g_k, g_{k+1}, \dots, g_{2k+1} | H_1) = \frac{1}{(\sqrt{2\pi}\sigma_1)^k} e^{-\frac{k}{2}} \frac{1}{(\sqrt{2\pi}\sigma_2)^{k+1}} e^{-\frac{k+1}{2}} \quad 3-2$$

当区域包含有 m 个像素，每个像素灰度值为 $g_i, i=1, 2, \dots, m$ ，服从正态分布：

$$p(g_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(g_i - \mu)^2}{2\sigma^2}} \quad 3-3$$

这些参数的最大似然估计方程为：

$$\hat{\mu} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m g_i \quad 3-4$$

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (g_i - \hat{\mu})^2 \quad 3-5$$

根据上面两个公式，可以通过样本估计来获得分布参数。参数 $\sigma_0, \sigma_1, \sigma_2$ 可由最大似然方程通过使用 $2k+1$ 个像素估计得到， $2k+1$ 表现区域 Q_1 和 Q_2 的像素点和。

因此要判断重叠像素点的归属，则只需根据上面的公式来获得参数 $\sigma_0, \sigma_1, \sigma_2$ 的值，然后与标准值比较，若偏差达大则证明重叠像素不属于该区域。

上述两种情况的概率密度之比为：

$$L = \frac{p(g_1, g_2, \dots | H_1)}{p(g_1, g_2, \dots | H_0)} = \frac{\sigma_0^{2k+1}}{\sigma_1^k \cdot \sigma_2^{k+1}} \quad 3-6$$

因为概率密度之比可以指出两个区域是否分离，即指示出两个区域之间是否存在一条边界。因此可将其作为区域归并准则的另一参数。此外它也可用于边缘检测，一个像素点任意一侧区域的概率密度之比可用来探测边缘的存在。

以上便是基于噪声的统计模型所建立的一种归并准则。

1.1.4 区域分割

现在将综合以上的原理介绍一种改良型的区域分割算法：它是综合了区域归并和噪声统计模型的新型图像分割方法。

本算法首先把图像分割成 n 个区域，理想状态下每个区域可以用噪声模型来拟合：

$$\tau(I, f, \sigma_s, \sigma_c) = \sqrt{E[I_N(f^{-1}(I), f, \sigma_s, \sigma_c) - I]^2} \quad 3-7$$

Step1: 采用最大最小值法把图像划分成初始区域；

Step2: 用噪声模型拟合一个区域。

Step3: 对每一个区域，通过噪声模型向邻接区域外插，求取周围的重叠像素点和孤立点。

Step4: 计算新老区域的统计特征量。如果统计特征量 σ 变化过大，则中止；否则更新统计特征量，以此为新的标准，回到第三步，继续区域增长。

Step5: 计算区域噪声模型的新老拟合似然比 L ：

如果 $L > T$ （标准值），回到第三步，继续区域增长。

Step6: 继续下一个新区域。如果区域个数大于最大的区域个数, 停止区域增长。

Step7: 在新的参数下拟合新区域, 如果参数增加, 则对新区域的处理回到第 3 步, 继续区域增长, 否则, 合并新区域, 回到上一步。

1.2 误分概率

根据上面的定义, 我们可以接着讨论一下在最大最小值方法中可能的误分概率。当一个区域被破坏的时候会产生错误分割。比如说具有相同特性的同一组像素被分到不同的区域而不是同一组, 在这种情况下就会产生错误分割。

假设采用一个控制参数 C , 这个参数是由在获得某个点的最大最小值中用来比较的邻域像素个数。如果一个区域内有误判, 那就至少需要区域内的一个像素的最大最小值在一个范围内连续变化。从分析中已知 G 是一个常量, 可以不用考虑。因此只要计算任一像素的 C 邻域内的最小噪声值和最大噪声值相对于区域误差水平均值都是正或都是负的概率即可。

$$P[C] = 2^{-(1/2)^C} = 2^{-(1-C)} \quad 3-8$$

以上即为参数 C 下的最大最小值方法中错误分割的概率。我们注意到这种特殊情况, 比如 $p[1]=1$, 则表示没有最值, 分割有误差的趋势; 当取 $C=5 \times 5=25$, 即邻域像素数为 25 时, 错误分割的概率迅速地降低到 $p[25]=2^{-24}=1/16,000,000$ 。当 $p[9]=2^{-8}=1/256$, 在这种常见的 8 邻域情况下, 误分概率也微乎其微, 因此区域能够会被明显地区分出来。

对一个 $X \times Y$ 的图像来说, 图像中被错误分割的像素数如下:

$$M = X \times Y \times p[C] = 2^{-(1-C)} \times X \times Y \quad 3-9$$

为了使分割过程中不致于出现像素被错误区分的情况, 需要设置参数 C 使得 $M \ll 1$ 即

$$C = 1 + \log(X \times Y) - \log(M) \quad 3-10$$

从上面的分析可知, 这种方法不仅可以去除纹理, 而且对比 C 还小的孤立小区域也可以剔除掉。因此, 在本文中根据一般情况, 取 $C=8$ 进行区域分割。

1.3 特征分类

不同物体的区域之间, 特征会急剧变化。用于图像分割的场景图像特征信息有亮度、色彩、纹理、结构、温度、频谱、运动、形状、位置、梯度和模型等。在以上的分析中, 我们并没有对特征空间添加任何的限制性。事实上, 由于不同种类的图像, 不同的应用场合, 需要提取的图像特征是不同的, 特征值可以是灰度值、三

维彩色、几何形状、明显的纹理、梯度、表面反射系数等。

在一些图像中，在灰度层次上可以观察出区域的逐步变化。这种区域可以归为一致性区域。我们把这种特征定义为二维梯度向量。

更多复杂的表面，比如管道表面可能发现分割区域在缓慢地改变灰度值。

阴影可以通过从背景去掉一个恒定的灰度值来获得。

在分析中，我们采用几个特征值作为区域的固有特性，因此可以一直有效地高精度地进行区域分割。任何一个特性丢失都不会导致错误的区域分割。我们可以采用的任一特征空间例子包括灰度，三维彩色、梯度、阴影等，这些都可分割出可靠的图像识别结果。

第三节 算法描述

基于噪声统计模型的区域分割算法的主程序段伪代码如下：

Max=图像像素点总数;

// 取每一像素点的最值;

由上到下，由左到右扫描，将左上角第一个点作为初始点 start;

FOR ($i \leq \text{max}$, $i=i+1$)

{ 对像素点 i ，将其 8 邻域内的像素最大值、最小值分别置于
 $\min(G(i))$ 和 $\max(G(i))$ 。
 }

// 比较每一像素点的最值范围，将其加入区域;

由上到下，由左到右，将左上角第一个点作为初始点，将其加入区域栈 $\text{area-1}=1$
 并设置其区域位 $\text{region}(1)=1$;

FOR ($i \leq \text{max}$, $i=i+1$)

{IF ($\text{region}(i) == 0$),

{ 对像素点 i ，比较其与 8-近邻内的像素点 $i+1$ 的 $\min(G(i))$ 和
 $\max(G(i))$ 的最值范围，

IF ($\min(G(i)) < \text{average} < \max(G(i))$),

IF ($\text{region}(i) == 0$),

{则将其归并为同一区域，将该像素加入区域栈 $\text{area-j}=i$;

并设置其区域位 $\text{region}(i)=j$ }

ELSE

```

        {将该像素加入区域栈 area-0= $i$  ; 并设置其区域位 d-region( $i$ )= $j$ }
    ELSE
        ++ $j$ ;
        标志该像素的区域为 area- $j = i$ 
    }
// 根据噪声函数拟合区域;
 $n=j$ ;
WHILE ( $j$ )
    { $k=Push$  (area-  $j$ );
    根据噪声估计函数拟合区域;
     $j=j-1$ ;
    }
 $j=n$ ;
// 根据噪声统计模型归并区域;
WHILE ( $j$ )
    DO{ 用噪声模型拟合区域  $j$ , 计算统计特征量  $u$ 、 $\sigma$ 
        WHILE ( $k=Push$  (area-0));
        {IF (region( $k$ )! = $j$  or d-region ( $k$ )! = $j$  )
            {将该点加入区域  $j$  并计算统计特征量  $u$ 、 $\sigma$ 
                IF( $u$ 、 $\sigma$  <standard) 加入区域  $j$ ;
            }
            计算新老区域拟合度  $L$ ;
            IF ( $L > T$ ) break;
        }
         $j=j-1$ ;
    }

```

区域分割的流程图如图 3-6 所示:

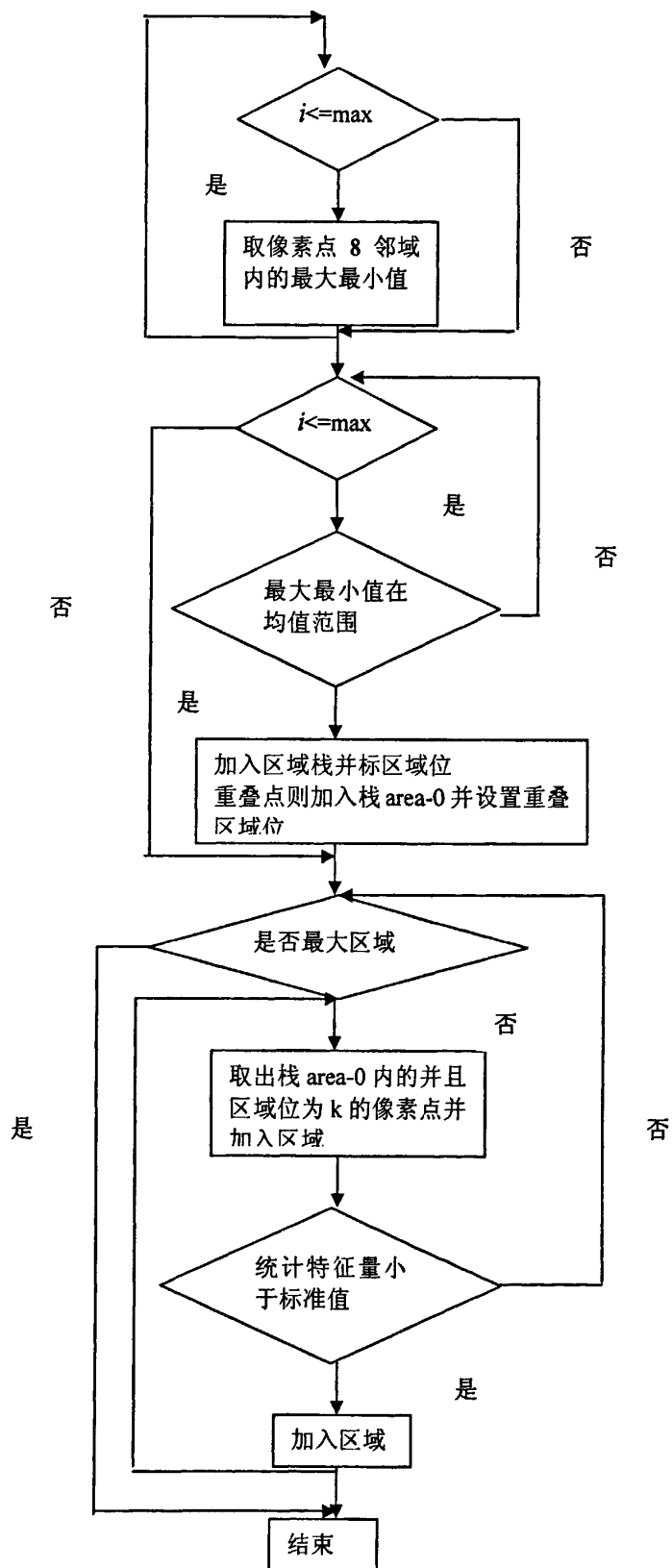


图 3-6 区域分割的流程图

Figure 3-6 Flow Chart of Region Segmentation

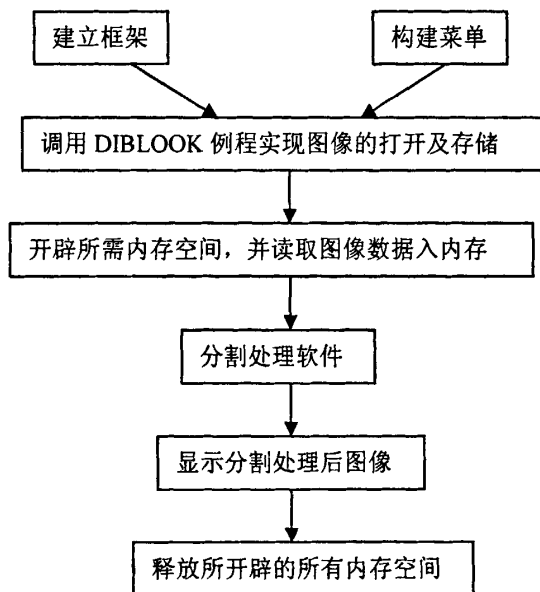


图 3-7 程序设计流程

Figure 3-7 Programming Controls

第四节 灰度图像的仿真实验

1.1 实验结果

为了验证所提出算法的有效性，将其与其它分割算法进行了比较。算法的测试平台为 Win XP，测试环境为主频 3.0GHz、内存 512M 的 PC 机，用 matlab 和 VC++ 实现。VC++ 包含两套 Windows 应用开发系统，分别是 MFC 应用框架和 Windows SDK 提供的 API。

图 3-8(a)是原始图像，图 3-8(b)是边缘检测方法的结果，图 3-8(c)是区域分割方法的结果，图 3-8(d)是本文算法的实验结果。

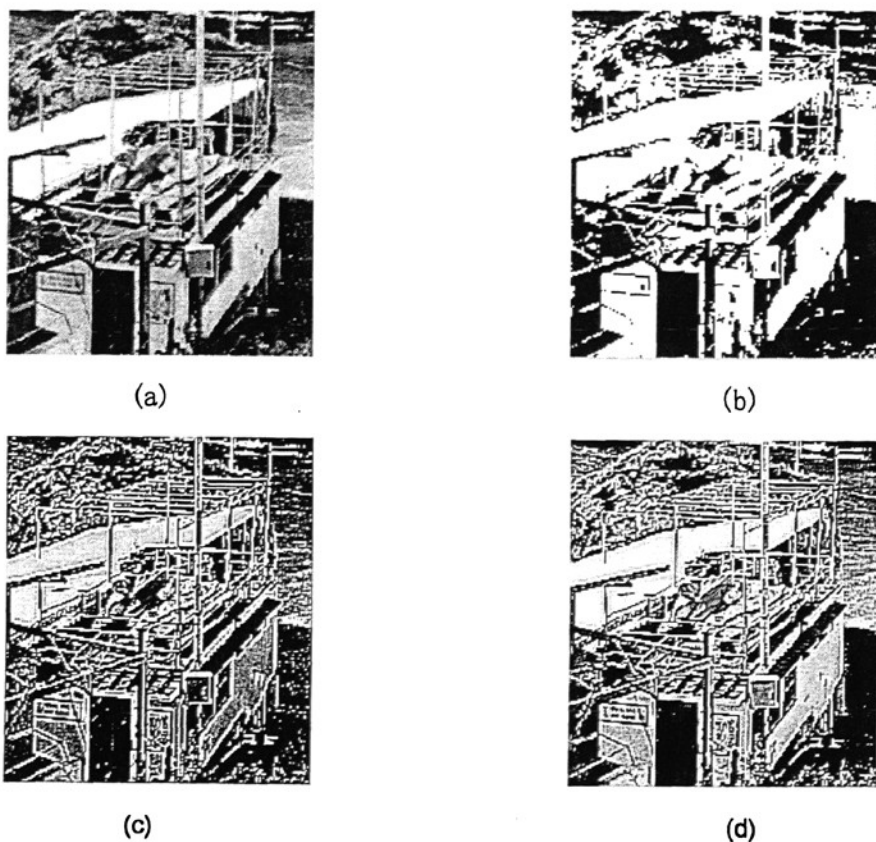


图 3-8 灰度图像分割结果

Figure 3-8 the Result of Grey Image Segmentation

从实验结果看到，边缘检测法边缘定位比较精确、运算速度快，但是在强噪声干扰的情况下，不连续的边缘，会产生断裂现象，难以形成一个大区域。而且细节丢失、边缘精度低，因此分割意义不大；区域分割法结果比较接近区域的原始边界，对图像中低对比度的地方处理效果较好，对噪声具有鲁棒性。区域分割在边缘部分与本文算法相差不大，但是未综合考虑区域特性，内部区域的合并上不彻底，并且仍需要人工交互的干涉。从 c、d 两图比较可以看出，在门窗及屋外黑色空地部分，d 图的分割结果比 c 图更加符合实际，剔除了许多过小的区域，使得分割结果更清晰表示出来，这也是本算法与前几种方法相比的优点。此外，屋顶复杂的部分都能精确地表示出来，分割结果精度高，而且消除了过分割，各区域的边缘连续，图像的各个部分能正确地表示出，分割结果稳定。提高了分割的性能，便于后续图像特征的提取。

1.2 算法性能比较

为了充分表明三种分割算法各自的特点，用三种算法分别对一组图像进行处理，综合得到的参数如下：

从表 3-1 中可看出本文算法所用的时间略高于其它两种算法，这是因为本算法在区域归并的判断准则复杂，比较次数较多。相应地，在各项错分概率上优于其它方法。

表 3-1 算法性能比较表

Table 3-1 the Comparison of Three Algorithm Performance

分割方法	错分像素率	错分像素点位置误差	分割子区域数目的误差	时间
边缘分割	21.3%	10 像素	35.2	3.2s
区域分割	13.5%	5 像素	23.3	7.5s
本文算法	7.3%	2 像素	8.5	15.7s

第五节 彩色图像的仿真实验

在彩色图像处理中，必须选用合适的彩色模型来表达彩色信息。彩色空间有多种表示形式，从应用的角度看，现今的彩色模型可分成两类。一类是为硬设备而设的。这类彩色模型非常适合在输出显示场合使用，包括 RGB 三基色模型、CMY 模型、 I_1, I_2, I_3 模型、归一化颜色模型、彩色电视颜色模型；另一类以彩色处理分析为目的，如各种图像处理中的算法等。其中 HIS 是使用较多和基本的一个模型，其他还有 HCV、HSV、HSB、 L^*a^*b 模型等，这些模型是非线性的，既与人类颜色视觉比较接近，又独立于显示设备^[77]。

对于彩色图像的处理方法一般分为两类。一类是将一幅图像中的每个像素的三个属性值看作三个矢量，然后利用对矢量法分别对其进行处理。另一类是根据视觉特点，分别对构成一幅彩色图像的三个分量图像按灰度的图像处理方法进行处理，再将处理结果组合起来，构成彩色图像处理结果。

从第 2 章彩色图像的噪声估计函数已知，彩色图像的三基色的噪声模型是独立的且与原始噪声模型相逼近，所以在本算法的彩色图像分割策略中，将选择第二种处理方法，即将一幅彩色图像看作是三幅分量图像的组合体，在处理过程中先对每幅图像进行基于噪声统计模型的区域分割，然后再将处理结果合成彩色图像。

图 3-9(a)是一幅原始的彩色图像；图 3-9(b)(c)(d)分别显示的是 RGB 三基色各自对应的噪声分布及其所对应的噪声函数。其中的黑色曲线代表理想状况下的噪声分

布，彩色曲线代表采用噪声估计方法得到的真实噪声分布曲线。

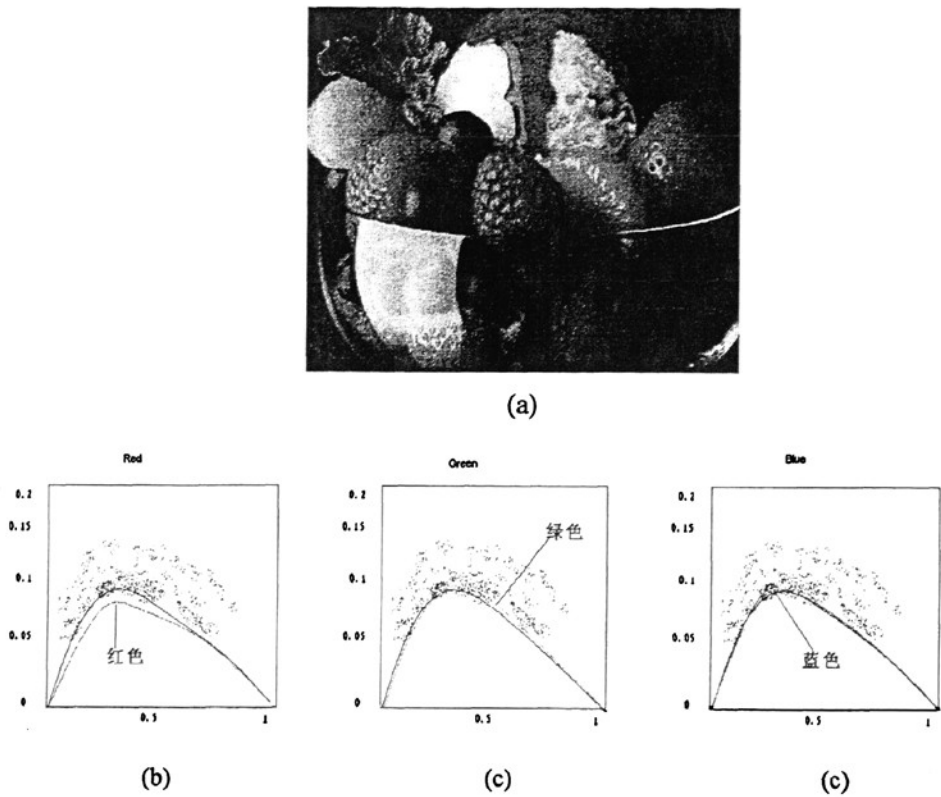


图 3-9 RGB 三色噪声统计图

Figure 3-9 Noise Statistical Graph of RGB

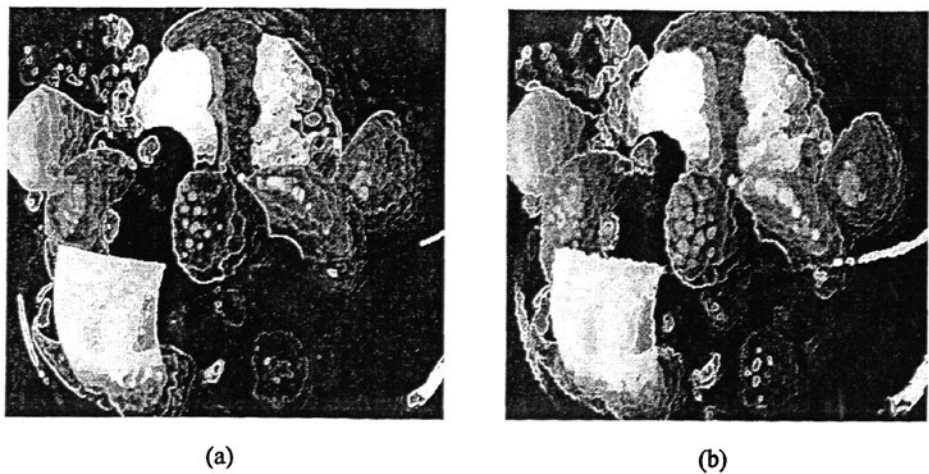


图3-10 彩色图像分割结果

Fig3-10 the Result of Color Image Segmentation

图 3-10(a)是普通彩色图像分割算法的结果。图 3-10(b)是本文算法在彩色图像

中的分割效果,从图中可以看出右下角的杂散点减少,提高了视觉分辨能力。由于彩色图像含有丰富的颜色等信息,分割较复杂,很少有自动算法能取得理想的效果,不过本文算法相对其它彩色图像分割算法来说,克服了以往彩色图像分割结果部分区域较为凌乱的缺点,在这一方面往前迈进了一步。但是受到颜色空间的影响,导致分割时在边缘会产生不均匀的锯齿,边缘不够光滑。

第六节 医学图像中的应用

现在以肺区 CT 图为标准,讨论本文分割算法在医学图像中的应用。

现今肺区 CT 图常用分割方法包括阈值法、区域生长法、形变模型法等。传统阈值法实现简单、快速,但边缘定位不准确。区域生长法的种子点及生长规则的选择与结果密切相关,区域结果可能有空洞或过大,这样的区域会对后续的路径分析产生误导。形变模型法是一种综合了边界和区域的方法,可以把它与物理上的形变模型联系起来,实际上也就是一个在内外力能作用下来逼近边界的方法。

同一肺部 CT 图像在边缘检测、区域生长和基于噪声统计模型的区域分割后的结果如图 3-11 所示。

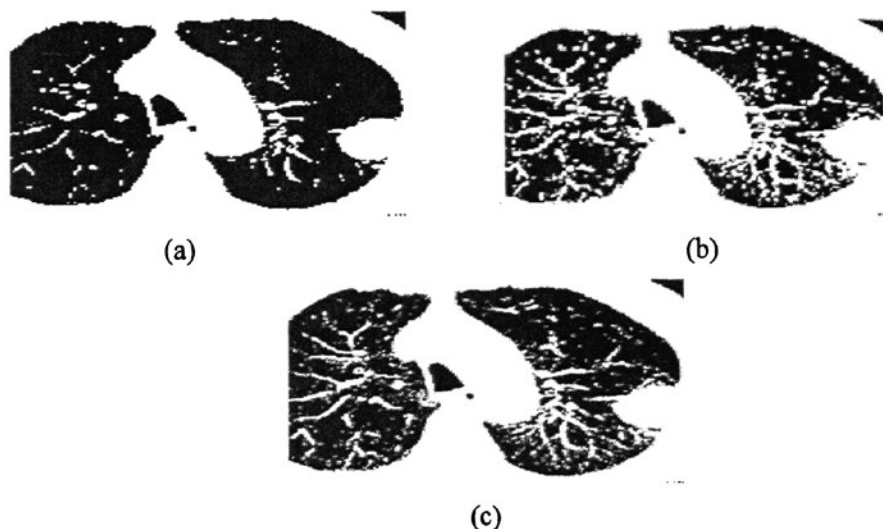


图 3-11 肺部图像分割结果

Figure 3-11 the Result of Lung Image Segmentation

从图中可看出,图 3-11 (a)肺区的主要血管分割得不完整,与背景整合在一起,该分割结果的参考价值不大;图 3-11 (b)产生的分割结果与之相比,有很大改进,目标各部分都较完整地检测出,并且具有单像素精度的连续边缘,但存在些过多的无意义零碎小区域。相较之,图 3-11 (c)在这方面处理得较好,将过小的区域剔除

或合并成较大区域，这样就减少了后续处理的复杂度。总体的分割较完善，具有实际的参考价值。

本文所提出的提取肺区的方法都是自动完成的，这将人机交互减至最少，而且合理地分割区域，避免了过分割。为现今的病变肺部图像的诊断提供了一种较为精确的方法。但是在肿瘤区将肺区分隔成多块的情况下，处理后的结果就有待进一步的处理才能进行病理分析。

第七节 小结

区域分割是近年来国际上图像分割领域的一个研究热点。在图像分割技术中，区域增长技术对有噪声的图像中的处理效果一般会更好些，因为其中的边界非常难以检测。

本章首先介绍与区域有关的一些基本概念，然后以最简单的区域增长方法即区域归并为基础，针对区域归并算法中的两个关键问题：初始分割和归并原则分别提出了一种新型的解决方案。

初始分割结果对区域分割起着关键作用，一个好的分割能优化区域归并的性能。在本文算法中采用邻域的最大最小值方法来进行初始区域分割，尽可能地将所有像素归入各个区域。但是由于初始点选择的不同，会导致初始分割结果的不稳定性，产生区域重叠像素点。

以往的图像处理前往往需要先进行图像增强、恢复的操作，以滤除图像中的噪声，但是图像噪声并不需要与信号对立，它与图像信号有着密切的联系。在上一章的噪声统计模型的基础上，根据区域内噪声的统计特性，一般表现为高斯分布，然后利用噪声的统计特征量，将其作为区域归并的准则进行区域归并，在一定程度上解决了区域的不稳定性。

本文分割方法在灰度图像和彩色图像中都比以往的分割方法表现出一定的优越性，使得分割结果被清晰表示出来，便于后续图像特征的提取。在算法性能上也有所提高。

第四章 结论

随着计算机视觉、模式识别、人工智能的发展,图像分割技术有了很快的进步。在图像处理系统中,图像分割是从图像处理到图像分析的重要过渡,它为后续处理提供了基础。图像分割中一个的主要影响因素是噪声。如何对噪声进行处理以得到理想的分割结果是一个普遍关注的问题。本文讨论了重点研究了基于噪声统计模型的区域分割,现总结如下:

(1) 介绍了两类常见的图像分割方法:基于边界的技术和基于区域的技术。基于边界的图像分割方法所得到的结果是找到区域的边界,基于区域的图像分割方法得到的直接结果是区域。边界检测技术中必须采用后续的处理将边缘合并为边缘链,使它与图像中的边界对应起来。基于区域的方法对噪声具有鲁棒性,在有噪声的图像中效果会更好些。但区域分割过后的图像,或者含有太多区域(欠增长)或含有过少的区域(过增长)。为了改进分割结果,人们提出了各种后处理方法。

(2) 噪声是图像的一种退化因素,传统的做法都是尽可能地从图像中去除噪声。图像恢复和图像增强便是常见两种噪声处理技术。但是噪声有着和图像相同的扫描变换和迭加性,所以噪声也是与图像相关的。追溯到噪声的产生根源,图像噪声的主要部分是产生于成像过程中,因此首先利用摄像机的成像管道来得到数字摄像机的噪声模型,然后通过即数字摄像机噪声模型的一个逆过程来获得图像噪声 I_N 关于发光体 L 的函数,即噪声估计函数。从后面的分析可知,噪声整体表现出一种近似的高斯分布。噪声估计函数对于计算机视觉方面的算法:如边缘检测来说是很有用的。

(3) 在图像分割,由于受到噪声的干扰,基于边界的分割方法经常难以检测到真实的边缘。而区域增长技术在这方面做得比较好。

影响区域归并算法的关键因素之一是初始分割的结果,一个好的初始分割可以使分割结果更逼近理想分割。在本文中采用邻域的最大最小值方法来进行初始区域分割,对于每一像素点取其邻域内所有点的最大最小值,并根据最大最小值所在的范围来决定像素点的区域归属,形成初始的区域分割。

(4) 初始分割方向选择的不同,会导致初始分割结果的不稳定性,因为可能会有个别像素的最值范围存在于两个以上区域的范围内。为了解决这个问题,我们采

用了噪声统计模型的方法。区别于以前的噪声去除方法，这里利用噪声在区域内表现出的一定概率分布，通过比较归并前后区域的统计特征量来决定像素点的归属。实际上就是解决了区域归并的另一关键问题：合并准则。这种方法在一定程度上解决了区域的不稳定性。

(5) 分析了本算法在具体应用。将其分别用于灰度、彩色、医学图像中，分割结果显示了本文算法交互少，杂散点减少等方面的优点。

本文的工作只是关于噪声统计模型的区域分割的初步尝试，虽然这种方法提出了一种有别于以往图像分割的方法，但这方面还不够成熟，还有大量的细节问题未考虑周全，而且仍需在实践应用进行大量的工作。基于噪声统计模型的分割算法在本身的算法性能仍需改进，时间复杂度上仍有待提高。依据现有的工作基础，今后还可以在以下方面做进一步的研究：

(1) 虽然区域分割相对于边缘检测能获得较好的边界，但噪声统计模型并不只适用于区域分割，在边缘检测中同样也能取得很好效果。而且今后可以考虑将噪声统计模型应用于更广的范围，如近年兴起的小波分析、形态学等理论上。

(2) 本算法对彩色图像的分割做了一个初步的尝试，由于彩色图像所包含的信息比较丰富，理论不够丰富。本文算法可以在某些方面具有局限性。因此，还需比较多种彩色空间模型，寻找在噪声统计模型下最适用的一种。

(3) 本文算法对于医学图像的分割只针对特定的肺部 CT 图取得一定的效果。但是并对综合肺部图像的特点，有可能对某些病理无法识别，因此在病理知识库方面需要进一步完善。我们的目标是要完善一套对全部的医学图像都能适合的分割框架，但是医学图像不仅种类繁多，而且各类图像的特点不一样，所以这方面还有很大的研究空间，我们仍需投入更多的精力。

随着图像分割应用范围的不断扩展，各领域的不入深入，相信未来会有更多更好的分割算法涌现，为分割思想开拓新的思路。

参考文献

- [1] 阮秋绮. 数字图像处理学. 第二版. 北京: 电子工业出版社, 2007.2: 1
- [2] 谢铨洋. SARS 医学图像识别与辅助诊断研究. [中国科学技术大学博士学位论文]. 20060501:1-20
- [3] 章毓晋. 图像工程(上册). 图像处理(第二版). 北京: 清华大学出版社, 2005.10, 3-4
- [4] Ronsenfeld A. Image analysis: problems、progress and prospects. PR, 1984:17:3-12
- [5] Pal N R, pal S K. A Review on Image Segmentation Techniques. Pattern Recognition, 1993, 26(9):1227-1294]
- [6] 罗为. 图像分割技术. 计算机世界报, 1995, 26:1
- [7] 林瑶, 田捷. 医学图像分割方法综述. 模式识别与人工智能, 2002, 2:192-204
- [8] Nikhil R.Pal, Sankar K.Pal. A Review on Image Segmentation Techniques. Pattern Recognition, 1993, 26(9):1277-1294
- [9] Zhang Y J. A survey on Evaluation Methods for Image Segmentation. Pattern Recognition, 1996. 29(8): 1335—1346
- [10] Dzung L.Pham, Chenyang Xu, Jerry L.Prince. A Survey of Current Methods in Medical Image Segmentation, Technical Report JHU/ECE 99-01, Johns Hopkins Univ., 1998
- [11] 林开颜, 吴军辉. 彩色图像分割方法综述. 中国图象图形学报, 2005, 10(1):1
- [12] Pal NR, Pal SK. A Review on Image Segmentation Techniques [J]. Pattern Recognition, 1993, 26(9):1277-1294
- [13] 章毓晋. 图像工程(中册)-图像分析(第二版). 北京: 清华大学出版社, 2005.10 74-75
- [14] 魏弘博, 吕振肃, 蒋田仔, 刘新艳. 图像分割技术纵览. 甘肃科学学报, 2004.6, 16(2):1
- [15] Zhang Y J, Gerbrands J J. Objective and quantitative segmentation evaluation and comparison. Signal Processing., 1994, 39:43-54
- [16] 侯格贤, 毕笃彦, 吴成柯. 图像分割质量评价方法研究[J]. 中国图像图形学报, 2000, 5A(1): 39-43
- [17] 哈章, 李传富, 王金萍等. 一种新型的医学图像分割评价方法. 北京生物医学工程, 2008, 8: 27(4)
- [18] Milan Sonka. 图像处理、分析与机器视觉. 艾海舟. 第二版. 北京: 人民邮电出

版社, 2003: 91

- [19] Roberts L G. Machine perception of three dimensional solids. Optical and Electro-Optical Information Processing. Tippet J, et al.,eds.,1965:159-197
- [20] 王郑耀.数字图像的边缘检测[M].西安:西安交通大学出版社,1990:75-149
- [21] 郑南宁.计算机视觉与模式识别[M].北京:国防工业出版社,2004
- [22] John Canny, Member, IEEE. A Computational Approach to Edge Detection[J].IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence,1986,10(12):679-697
- [23] Liang K H, Tjahjadi T, Yang Y H. Roof edge detection using regularized cubic B-spline fitting. Pattern Recognition, 1997,30(5): 719-728
- [24] Tabatabai A J, Mitchell O R. Edge location to subpixel values in digital imagery. IEEE-PAMI,1984,6(2):188-201
- [25] N J Nilsson. Principles of Artificial Intelligence. Springer Verlag,Berlin,1982
- [26] M Levy. New theoretical approach to relaxation, application to edge detection. In 9th International Conference on Pattern Recognition, IEEE, Rome, Italy, 1988: 208-212
- [27] D B Sher. A technique for deriving the distribution of edge neighborhoods from a library of occluding objects. In Proceeding of the 6th International Conference Image Analysis and Processing. Progress in Image Analysis and Processing, World Scientific, Singapore, 1992:422-429
- [28] J S Kim and H S Cho. A fuzzy logic and neural network approach to boundary detection for noisy imagery. Fuzzy Sets and Systems, 1994,65:141-159,
- [29] A Martelli. Edge detection using heuristic search methods. Computer Graphics and Image Processing, 1972,1:169-182
- [30] P M J van der Zwet and J H V C Reiber. A new approach for the quantification of complex lesion morphology: The gradient field transform: basic principles and validation results. Journal of the American College of Cardiologists, 1994,82:216-224
- [31] T Law, H Itoh, and H Seki. Image filtering, edge detection and edge tracing using fuzzy reasoning. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996, 18:481-491.
- [32] Z Wu and R Leahy. An optical graph theoretic approach to data clustering: Theory

- and its application to image segmentation. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1993,15:1101-1113
- [33] D H Ballard and C M Brown. Computer Vision. Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ,1982:115-120
- [34] P G Ducksbury. Paralleisation of a dynamic programming algorithm suitable for feature detection. Technical report, RSRE-MEMO-4349, Royal Signals and Radar Establishment, Malvern, England, 1990:134-136
- [35] D L Pope, D L Parker, P D Clayton, and D E Gustafson. Left ventricular border detection using a dynamic search algorithm. Radiology. 1985,155:513-518
- [36] R M Haralick and L G Shapiro. Image segmentation techniques. Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 1985,29:100-132
- [37] Doyle W. Operation useful for similarity-invariant pattern recognition. J.Assoc.Comput.Mach.,1962,9:259-267
- [38] Sahoo P k, et al. A survey of thresholding techniques. CVGIP,1988, 41(2):233-260
- [39] 吴一金, 朱兆达. 图像处理中阈值选取方法 30 年 (1962-1992) 的进展 (一). 数据采集与处理, 1993, 8 (3): 193-201
- [40] Weszka JS, Ronsenfeld A. Histogram modification for threshold selection. IEEE-SMC, 1979,9:38-72
- [41] P K Sahoo, S Soltani, A K C Wong ,and Y C Chen. Survey of thresholding techniques. Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 1988,41(2):233-260
- [42] J S Weszka, C Dyer, and A Rosenfeld. A comparative study of texture measures for terrain classification. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1976,6(4):269-285
- [43] A Rosenfeld and P de la Torre. Histogram concavity analysis as an aid in threshold selection. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1983,13(3):231-235
- [44] M H Hassan. A class of iterative thresholding algorithms for real-time image segmentation. In Intelligent Robots and Computer Vision; Proceedings of the Seventh Meeting, Cambridge, MA, Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers,Bellingham,WA,1989, pages 182-193
- [45] T.Pun, A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of the

histogram, Signal processing, 1980,2:233-237

- [46] 薛景浩、章毓晋、林行刚. 一种新的图像模糊散度阈值化分割算法. 清华大学学报. 1999a,39(1):47-50
- [47] Zhang Y J, Gerbrands J J. Transition region determination based thresholding. PRL. 1991a, 12:13-23.
- [48] Fu S K, Mu J K. A survey on image segmentation. Pattern Recogniton,1981,13:3-16
- [49] James S. Duncan, Nicholas Ayache. Medical Image Analysis: Progress over Two Decades and the Challenges Ahead, IEEE Transaction on patter analysis and machine intelligence, 2000, 22(1):181-204.
- [50] Shu-Yen Wan ,William E. Higgin, Symmetric Region Growing. Departments of Electrical Engineering and Computer Science and Engineering, Pennsylvania State University,2000:50-65
- [51] R M Haralick and L G Shapiro. Image segmentation techniques. Computer Visio, Graphics, and Image Processing.1985,29:100-132
- [52] J K Updupa. Interactive segmentation and boundary surface formation for 3-D digital images. Computer Graphics and Image Processing, 1982,18:213-235
- [53] S Y Chen, W C Lin, and C T Chen. Split-and-merge image segmentation based on localized feature analysis and statistical tests. CVGIP-Graphical Model and Image Processing.1991,53(5):457-475
- [54] M Pietikainen, A Rosenfeld. Image segmentation by texture using pyramid noise linking. IEEE Transaction on Systems, Man and Cybernetics.1981,11(12):822-825
- [55] Y Liow, T Pavlidis. Enhancements of the split-and-merge algorithm for image segmentation. In1988 IEEE International Conference on Robotics and Automation, Philadelphia, PA, Computer Society Press, Washington, DC,1988, 1567-1572
- [56] T Aach, U Franke, R Mester. Top-down image segmentation using object detection and contour relaxation. In Proceeding-ICASSP,IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, Glasgrow, Scotland, volume, IEEE, Piscataway, NJ,1989, pages 1703-1706
- [57] V Koivunen, M Pietikainen. Combined edge and region-based method for range image segmentation. In proceedings of SPIE-The International Society for Optical

- Engineering, volume 1381, Society for Optical Engineering, Bellingham, WA,1990, page 501-512
- [58] chakraborty A, Staib I. Duncan J s Deformable Boundary Finding in Medical Images by Integrating Gradient and Region Information IEEE Trans on Medical Imaging. 1996, 15(6): 859-870
- [59] Zugai D, Dattuati V . A New Approach of Color Images Segmentation Based of Fusing Region and Edge Segmentation Outputs. Pattern Recognition, 1998, 31 (2): 105-113
- [60] Rafael C. Gonzalez. 数字图像处理. 阮秋琦. 北京: 电子工业出版社, 2006: 103-104
- [61] 李世银. 一种基于噪声模型的 TCP 有效带宽估计方法研究. 系统仿真学报, 2008, 19, 3-5
- [62] A. Murat Tekalp. 数字视频处理[M](美). 崔之祜, 江春, 陈丽鑫., 电子工业出版社, 1998:15-20
- [63] 曹荣. 图像与视频去噪算法研究. [中国科技大学 硕士]. 2007:3
- [64] 何斌, 马天予, 王运坚. Visual C++数字图像处理[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2001. 556—561
- [65] 商泽利. 图像随机值脉冲噪声去除. [西安电子科技大学 硕士] 2007:8
- [66] Dougherty E R, Astola J. An Introduction to Nonlinear Image Processing. SPIE Optical Engineering Press, 1994:115-120
- [67] D. Lowe. Object recognition from local scale-invariant features. In Proc. IEEE Int'l Conf. Computer Vision, 1999, 1150–1157
- [68] 白俊奇, 陈钱.基于各向异性的红外图像噪声滤波算法.光学学报, 2008.5.
- [69] G E. Healey and R. Kondepudy. Radiometric CCD camera calibration and noise estimation. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, March 1994,16(3):267–276
- [70] A. Stefano, P. White, W. Collis. Training methods for image noise level estimation on wavelet components. EURASIP Journal on Applied Signal Processing, 2004,16:2400–2407
- [71] Y. Tsin, V. Ramesh, T. Kanade. Statistical calibration of CCD imaging process. In

- Proc. IEEE Int'l Conf. Computer Vision, 2001, 480-487
- [72] W. F. Schreiber. Fundamentals of electronic imaging systems. Springer-Verlag, 1986:67-76
- [73] R. Ramanath, W. E. Snyder, G. L. Bilbro, W. A. Sander III. Demosaicking methods for Bayer color arrays. Journal of Electronic Imaging, July 2002,11(3):306-315
- [74] C. Laroche and M. Prescott. Apparatus and Methods for Adaptively Interpolating a Full Color Image Utilizaing Chrominance Gradients. U.S. Patent No. 5,1994, 322-373
- [75] G. Strang. Introduction to Applied Mathematics. Wellesley-Cambridge Press, 1986:56-67
- [76] C. L. Zitnick, N. Jojic, S. B. Kang. Consistent segmentation for optical flow estimation. In Proc. IEEE Int'l Conf. Computer Vision, 2005, 1308-1315
- [77] 章毓晋.图像分割.北京:科学出版社,2001, 164-186
- [78] <http://www2.ccw.com.cn/1995/25/132733.shtml>

攻读学位期间承担的科研任务与主要成果

主要参与的科研项目

[1]智能化医疗信息系统医学图像识别子系统的研究 福建省重点项目

[2]Avalon Doors 订单管理系统项目开发

已发表的论文

[1] 施达雅, 滕忠坚, 陈清华, 基于图搜索 A*算法的估价函数比较, 电脑知识与技术, 2008.9 Vol.3 No.8

[2] 陈清华, 滕忠坚, 林敬恩, 施达雅, 面目标间拓扑关系的形式化描述, 计算机与现代化, 2008.3 Vol.151 No.3

致谢

本研究及学位论文是在我的导师滕忠坚教授的亲切关怀和悉心指导下完成的。他严肃的科学态度，严谨的治学精神，精益求精的工作作风，深深地感染和激励着我。从课题的选择到项目的最终完成，滕教授都始终给予我细心的指导和不懈的支持。3年来，滕教授不仅在学业上给我以精心指导，同时还在思想、生活上给我以无微不至的关怀，在此谨向滕教授致以诚挚的谢意和崇高的敬意。

在此，我还要感谢在一起愉快的度过研究生生活的物光学院 404 实验室的各位成员，正是由于你们的帮助和支持，我才能克服一个一个的困难和疑惑，直至本文的顺利完成。特别感谢我的师弟林杨同学，师妹同学，他们对本课题做了不少工作，给予我不少的帮助。感谢多年来曾给我关怀和帮助的所有老师和同学。感谢父母多年来对我学业的关心和支持。最后，还要特别感谢同学在生活中、学业上对我的关心和支持。谢谢你们！

个人简历

个人基本信息				
姓名	施达雅	性别	女	
民族	汉	出生年月	1984. 4	
籍贯	福建泉州	政治面貌	中共党员	

教育经历	
本科	入学时间：2002.9 就读院校和学院：福建师范大学物理与光电信息科技学院 专业：电子信息工程 毕业时间：2006.7
研究生	入学时间：2006.9 就读院校和学院：福建师范大学物理与光电信息科技学院 专业：光学工程 方向：数字图像处理 指导教师：滕忠坚教授 毕业时间：2009.7