

## 摘要

图像抠图技术是计算机视觉领域的基础问题，也是热点问题。近年来前景提取技术从图像分割发展到基于透明度 ( $\alpha$ ) 的图像抠图，取得了很大的进步。从计算机视觉角度来讲，图像抠图是一个欠约束的问题，对于图像的每个像素，我们需要估计前景颜色、背景颜色以及前景颜色透明度，因而是一个很具挑战性的工作。本文在深入研究了图像抠图技术的国内外研究现状后，对 Closed-form solution to natural matting (自然图像抠图闭合式求解算法) 进行了算法改进，在其能够完成对图像边缘细节部分的透明度  $\alpha$  精确求解的基础上实现无监督自动抠图过程。

本文的主要工作包括对传统图像前景提取技术的分析与总结：对图像分割技术中的区域分割、聚类分割等进行了概括，详细阐述了基于图论的 Graph cuts 分割算法并进行了实验分析；对图像抠图技术中几种比较典型的算法进行了介绍并论述了其优缺点，并对抠图效果比较好的 Poisson matting 算法通过实验图片进行了分析。本文深入学习了自然图像抠图的闭合式求解算法，闭合式求解算法直接推导出一个关于图像前景颜色透明度的代价函数，通过求解代价函数最小值获取到最优  $\alpha$  值，从而完成图像抠图。本文对该算法进行了理论推导及实验总结，并将其与 Poisson matting 抠图效果进行了比较；在论证并实现了自然图像 RGB 空间的 Color lines 模型的基础上，将 Color lines 模型与闭合式求解算法结合实现算法改进，可以减少对用户交互信息的依赖，完成自动抠图过程；对改进算法进行了实验，并分析了改进后算法的效果。

**关键字：**图像抠图    图像分割    透明度 ( $\alpha$ )    闭合式解    Color lines 模型



## Abstract

Image matting technique, the process of extracting the foreground object from an image based on limited user input, is an essential problem for computer vision and has gained much attention in the field. In recent years, many approaches have been developed ranging from segmentation-based foreground extraction to image matting algorithms. This task of image matting is extremely challenging because it is ill-posed—at pixel level, many factors need to be estimated, including the foreground and the background colors, as well as the foreground opacity (alpha). In this paper, improvement work has been done for the closed-form solution to natural matting after detailed research on the state-of-art techniques in relevant field. And the contribution of my work is mainly on the automatic realization for the image matting process based on the careful computation of the alpha value for edge details of the closed-form solution to natural matting.

The main work of this paper includes the analysis and survey about the traditional image extracting foreground technique: on the area of image segmentation, the edge detection, region segmentation and cluster segmentation are summarized, and experimental analysis is done of the Graph cuts algorithm based on the Graph theory; on the other side, several typical matting algorithms are discussed in detail together with their merits and demerits, and illustrative analysis is conducted on the fine Poisson matting algorithms. After that, the theoretical analysis and experimental verification of the closed-form matting algorithms are given for comparison with the Poisson method. Essentially the Color lines model of the corresponding histogram of the RGB space is built up for integration with the matting algorithm to yield improvement. Finally, the method's analysis is made and it proves to be an improvement version through experiment.

**Keywords:** Image Matting Image Segmentation Opacity (alpha)  
Closed-form solution Color lines Model



目录

摘要.....	I
<b>Abstract .....</b>	<b>III</b>
目录.....	V
<b>第一章 绪论.....</b>	<b>1</b>
1.1 课题研究背景及意义.....	1
1.2 计算机视觉与抠像技术概述.....	2
1.2.1 计算机视觉概述.....	2
1.2.2 图像抠图技术概述.....	2
1.3 国内外研究现状.....	4
1.4 论文内容及安排.....	4
<b>第二章 传统数字抠像算法概述 .....</b>	<b>7</b>
2.1 引言.....	7
2.2 图像分割技术.....	7
2.2.1 边缘检测技术.....	8
2.2.2 聚类方法.....	9
2.2.3 基于区域的分割方法.....	9
2.2.4 基于图论的图像分割方法.....	10
2.3 图像抠图技术.....	13
2.3.1 Knockout 抠图算法.....	13
2.3.2 基于概率统计的图像抠图算法.....	14
2.3.3 基于主成分分析的图像抠图算法.....	15
2.3.4 泊松抠图算法.....	16
2.4 本章小结.....	18
<b>第三章 闭合式求解抠图算法的研究与实现 .....</b>	<b>21</b>
3.1 引言.....	21
3.2 闭合式求解算法原理.....	22
3.2.1 理论推导.....	22
3.2.2 约束条件.....	25
3.3 算法实现步骤.....	25
3.4 实验结果分析.....	26
3.5 本章小结.....	29

---

第四章 应用 Color lines 模型对闭合式求解算法的改进.....	31
4.1 引言 .....	31
4.2 颜色表示.....	31
4.2.1 几种常用的颜色表示方法.....	32
4.2.2 RGB 模型表现的性质.....	33
4.3 Color lines 模型的提出与实现.....	34
4.3.1 理论基础.....	34
4.3.2 同其他颜色模型的性能比较.....	36
4.3.3 颜色线模型的算法实现.....	37
4.3.4 模型应用.....	39
4.4 结合 Color lines 模型的抠图改进算法.....	40
4.4.1 改进算法的理论基础.....	40
4.4.2 算法步骤.....	40
4.4.3 算法实现与实验分析.....	40
4.5 本章小结 .....	43
第五章 总结与展望 .....	45
5.1 总结.....	45
5.2 展望.....	45
致谢.....	47
参考文献 .....	49

# 第一章 绪论

## 1.1 课题研究背景及意义

图像分割是图像处理问题中的主要问题，也属于计算机视觉领域低层视觉中的主要问题。传统的图像分割就是把图像划分为若干互不相交叠区域的集合，而且应用十分广泛，几乎出现在与图像处理有关的所有领域，并涉及各种类型的图像。前景提取与图像合成是图像处理和视觉特效制作中的两种基本操作。前景提取技术是从一幅图像中提取出感兴趣的任意形状的前景对象，而将提取出的前景目标放置于一个新的背景上合成一幅新的图像则属于图像合成的范畴。这两种技术最早是从电影制作中发展起来的。目前，前景提取与图像合成是视觉特效制作中最常用也是最重要的操作。通过前景提取与图像合成操作，我们可以将真实事物或人放置于电脑制作的虚拟环境中，实现虚拟现实，也可以在真实环境中加入虚拟事物进行增强现实的操作。随着技术的发展，前景提取与图像合成技术也在比如杂志、二维图形艺术、电视、广告等传媒制作等多领域有广泛的应用。

自然图像中存在很多通常比一个像素还要细小的如树叶和发束等自然景物的细节部分，使得图像中在目标与背景交界处的大量像素点既包含了前景的颜色又包含了背景的颜色。而又如一些图像中如云彩、玻璃杯等的半透明物体，即使是在要提取目标的内部像素点也包含了前、背景物体的颜色。对这些景物的分离，一般的方法是很难准确的完成的。为解决这类问题有人便提出了基于透明度的抠图算法。此类算法可以对单个像素点根据其所包含的前景颜色和背景颜色的比例进行分离。根据图像合成公式，一幅输入图像  $C$  可以表示为一幅前景图像  $F$  与一幅背景图像  $B$  的一个合成，即  $C = \alpha F + (1 - \alpha)B$ 。前景提取即通过计算确定图像的  $\alpha$  和  $F$  值，而用新背景图像  $B'$  取代  $B$ ，即为图像合成过程。很明显，前景提取问题是一个严重的欠约束问题，许多前景提取算法都需要用户提供一个提示图像 (trimap)，即首先将输入图像粗糙的划分成前景区域、背景区域和未知区域，然后根据已知的前景区域和背景区域的信息来计算未知区域像素的掩膜值 (matte, alpha)，这就意味着 trimap 中的未知区域越小获取的图像掩膜值就越好。

因此对前景提取技术的研究具有非常重要的现实意义。本文研究的重点是如何设计既具有基于区域的方法的快速提示功能，又能提供像素级的边界编辑功能的前景分割算法，如何设计既能消除传统抠图算法的局限性，又能减少用户交互并改进抠图结果的前景提取算法。



## 1.2 计算机视觉与抠像技术概述

### 1.2.1 计算机视觉概述

计算机视觉开始于 60 年代初，是一门研究如何使机器“看”的科学，更进一步的讲，就是指用摄影机和电脑代替人眼对目标进行识别、跟踪和测量等的机器视觉，并进一步做图形处理，用电脑处理成为更适合人眼观察或传送给仪器检测的图像。作为一门科学学科，计算机视觉研究相关的理论和技术，试图建立能够从图像或者多维数据中获取“信息”的人工智能系统。计算机视觉是一门综合性的学科，涉及计算机、心理学、生理学、物理学、信号处理和数学等多学科。近年来随着各学科和计算机技术的发展，计算机视觉已经成为移动机器人视觉导航、医学辅助诊断、工业机器人眼、物体三维形状分析与识别、智能人机接口、智能监控等领域不可分割的一部分<sup>[1]</sup>。

视觉不仅指对光信号的感受，它包括了对视觉信息的获取、传输、处理、存储与理解的全过程。信号处理理论与计算机出现以后，人们试图用摄像机获取环境图像并将其转换成数字信号，用计算机实现对视觉信息的处理的全过程。计算机视觉的研究目标是使计算机具有通过二维图像认知三维环境信息的能力。这种能力不仅使机器能感知三维环境中物体的几何信息，包括它的形状、位置、姿态、运动等，而且能对他们进行描述、存储、识别与理解。视觉是各个应用领域，如制造业检验、文档分析、医疗诊断，和军事等领域中各种智能/自主系统中不可或缺的一部分。

由于计算机视觉的重要性，一些先进国家，例如美国把对计算机视觉的研究列为对经济和科学有广泛影响的科学和工程中的重大基本问题。计算机视觉的挑战是要为计算机和机器人开发具有与人类水平相当的视觉能力。机器视觉需要图像信号，纹理和颜色建模，几何处理和推理，以及物体建模。一个有能力的视觉系统应该把所有这些处理都紧密地集成在一起。现在，国际上以计算机视觉为主题，或主要以计算机视觉为主题的国际会议有国际计算机视觉会议（ICCV），国际模式识别会议（ICPR），国际计算机视觉与模式识别会议（CVPR），欧洲计算机视觉会议（ECCV）与亚洲计算机视觉会议（ACCV）；以计算机视觉为主要内容之一的国际刊物也有很多。每年的研究论文不下数千篇，发表的不下数百篇。

### 1.2.2 图像抠图技术概述

数字抠图就是把图像中的感兴趣部分从图像中分离出来的一种图像处理技术，也称为图像前背景分割，提取出的部分称为前景，图像的其他部分为背景部

分。从大的范围讲, 抠图技术也属于图像分割的范畴, 也有人称它为亚像素级的图像分割技术<sup>[2]</sup>。从该技术的角度看, 图像中每一个像素点颜色都可视为由前景颜色和背景颜色混合而成, 前景颜色所占的比重被称为该像素点的alpha因子, 也叫做透明度。Porter和Duff<sup>[3]</sup>在1984年对待抠图的图像像素颜色给出了如下方程:

$$I_i = \alpha_i F_i + (1 - \alpha_i) B_i \quad \text{式(1-1)}$$

其中, 式(1-1)中的 $I_i$ ,  $F_i$ 和 $B_i$ 分别表示图像上像素点的真实色、前景色和背景色,  $\alpha_i$ 是该像素点的alpha值, 式(1-1)同样适用于图像的R、G、B三个通道上。由该公式可知前景色 $F_i$ 、背景色 $B_i$ 和透明度 $\alpha_i$ 三者共同决定了图像中的每一个点的像素值 $I_i$ , 其中 $\alpha_i$ 取值从0到1。如果图像所有像素点的alpha值仅取0或1, 则抠像问题就退化为一般的分割问题, 此时每个像素不是完全属于背景像素(完全透明)就是完全属于前景像素(完全不透明), 当alpha值是在0和1之间的一个小数时, 表示该点半透明, 此时该点的颜色由前景颜色F和背景颜色B按照合成公式混合而成。

前景提取问题根据算法对目标边界处理的程度即边界处的 $\alpha$ 取值范围可以分为前景分割(Foreground Segmentation)与前景抠图(Foreground Matting)两大类。两者的区别是前者认为图像中没有半透明像素, 后者认为图像中存在半透明像素, 即 $\alpha \in [0, 1]$ 。

前景提取技术从依据基础方面划分主要有以像素为基础(Pixel-based)、边界为基础(Edge-based)以及以寻找区域为基础(Region-based)的三种方法。基于像素的方法中用户将单个像素指定为前景或者背景; 基于边界的方法即先对前景对象的边缘进行绘制, 然后对绘制的曲线进行分段优化, 这两种方法需要大量的用户交互, 因此运算量比较大; 第三种方法要求用户指定一些松散的信息作为约束, 并使用优化算法来提取前景边界, 因此算法简单快速, 但是在有些图像中某些区域很难给出合适的提示信息, 在这种情况下该方法就可能会失败。

还有一种对前景提取技术的分类方法, 将抠图算法分为基于采样(Sampling-based)的算法和基于传播(Propagation-based)的算法两大类。基于采样的抠图算法, 首先对图像进行采样, 然后利用这些样本点来估计未知区域像素点的前景颜色和背景颜色, 由于样本点作为先验条件提供的信息量的局限性, 该算法不能精确的计算未知像素的掩膜值; 基于传播的抠图算法, 首先针对图像的统计特性做出假设(如邻域不变性等), 然后通过基于传播的算法(如置信度传播等)来求解图像各像素的前景颜色和背景颜色, 但该算法作为抠图的前提假设条件有时不能得到满足, 就无法获取到全局解。这两类算法一般都需要用户先提供一幅提示图像, 勾画出前景边界和背景边界, 因此需要精确的用户交互, 获取过程较复杂。

### 1.3 国内外研究现状

根据抠像图像像素公式 (1-1) 中的  $\alpha$  的取值范围, 可以将抠图技术分为硬抠像、软抠像两种类型。

硬抠像<sup>[4,5]</sup>是将感兴趣目标  $F$  从图像  $I$  中提取出来, 即将  $I$  划分为前景区和背景区。硬抠像的  $\alpha$  值, 只取 0 或 1, 分别表示背景或感兴趣物体, 作用就是从图像  $I$  中完整地抠取出用户感兴趣的物体。硬抠像效果较好的代表方法是 Graph Cuts 方法<sup>[4,6-10]</sup>。Boykov 等<sup>[4]</sup>在所构造的图中包含源 (Source) 和汇 (Sink) 两个特殊节点; 图节点与源或汇的连接边称为 t-link, 图节点与图节点之间的连接边为 n-link。t-link 表示了图节点与指定区域的相符程度, n-link 表示图节点之间的相似程度, 相似的节点间用较小的约束边连接, 差异大的节点间用较大的约束边连接。

软抠图从技术的发展过程又分为蓝屏抠图技术与自然抠图技术两类。抠像技术中  $\alpha$  取值在  $[0,1]$  区间, 和硬抠像相比, 软抠像更强调细节。软抠像需要提供提示图像 (也称为 mask、trimap), 抠像在提示图像的不确定区域中进行。目前软抠像方法主要有两类: 基于统计学习的抠像和基于泊松偏微分方程的抠像。

### 1.4 论文内容及安排

经过多年的研究, 学者们提出了很多前景提取算法, 使得图像抠图技术获得了快速的发展。本文对现阶段较流行的几种技术进行了研究, 并且对 Levins 等人<sup>[11]</sup>提出的自然图像抠图闭合式求解算法 (Closed-form solution to natural image matting) 做了深入的研究, 并针对原算法所存在的不足之处提出一种基于颜色线模型 (Color lines model) 的闭合式解抠图算法。

研究生学习期间, 主要工作如下:

(1) 系统学习了计算机视觉理论知识; 图像分割与抠图技术的基本理论和主要方法;

(2) 学习研究了传统前景提取算法, 通过学习研究, 掌握前景提取的技术知识, 及传统算法的优缺点;

(3) 深入理解自然图像抠图闭合式求解算法和 Color lines 模型的理论知识, 编写程序实现 Color lines 模型, 并通过实验对算法进行了分析; 针对抠图算法存在的缺陷, 将 Color lines 模型与其结合, 实现了对该算法的改进, 并对改进后算法进行实验验证, 与原算法进行了比较。

本文共分五章, 各章主要内容安排如下:

第一章 绪论

本章主要介绍了课题的研究意义, 简单介绍了计算机视觉和图像前景提取技术, 分析了国内外的研究现状, 最后给出了本文的主要工作和章节安排。

## 第二章 传统数字抠图算法概述

本章从图像分割技术与图像抠图技术两方面对一些经典数字抠图算法进行了概述, 并对分割技术中基于图论的 Graph Cuts 算法和抠图算法中的 Poisson matting 算法的理论进行了详细的讲解, 通过实验对其性能进行了说明。

## 第三章 闭合式求解抠图算法的研究和实现

本章详细的阐述了自然图像抠图闭合式求解算法的理论思想并对所应用的公式进行了推导, 然后选用不同的图片, 通过实验对算法的性能以及优劣性进行了分析。

## 第四章 应用 Color lines 模型对闭合式求解算法的改进

本章介绍了彩色图像的 Color lines 模型, 分析并对比与其它表示模型的优劣; 编写程序实现算法, 并通过实验简述了该模型的应用领域。针对第三章中标准的闭合式求解抠图算法存在的缺陷, 提出了一种基于 Color lines 模型的闭合式求解算法, 详细阐述了算法流程, 并通过实验验证了新算法的改进效果。

## 第五章 总结与展望

本章总结全文主要内容, 并指出不足之处, 提出下一步的研究方向。



## 第二章 传统数字抠像算法概述

### 2.1 引言

前景提取是计算机视觉图像低层处理中的一个活跃的研究领域，其目标是找出具有相同纹理特征的区域或者由边缘点组成的闭合曲线围成的区域。在一些简单工业场合（如传输带上的简单工件），物体与背景一般属于不同区域，这种分割比较容易，在室外自然环境或称非结构环境中则相当困难<sup>[1]</sup>。虽然图像处理已有将近40年的历史，但是以上问题仍然没有很好的解决，或者计算复杂性很高，或者不能适应多种变化环境的场景，或者抗噪声能力差等。提高前景提取算法的性能在于使用尽量少的人工交互和时间，将用户感兴趣的目标精确地提取出来。

如绪论中所述，前景提取是一个约束不足的问题。为了解决这个问题，必须引入一定的先验知识作为对问题模型的假设，才能求解出感兴趣目标的边界。目前研究者们已经提出了很多算法，根据算法对目标边界处理的程度，我们可以将它们大致分为：基于分割和基于抠图的两类方法。基于分割的方法将像素划分为前景和背景两类，前景和背景间的边界是硬边界，没有过渡区域，图像的掩膜值非0即1。图像抠图则将图像的每个像素视为前景值和背景值通过一个掩膜值经过线性组合得到的一个混合值，求出这个掩膜值即完成了前景提取过程<sup>[12]</sup>。

本章节首先对图像分割的相关知识进行了概括，并对目前图像分割算法中应用较广泛并且分割效果较好的基于图论的Graph cuts算法进行了理论介绍以及实验分析；本文主要是对图像抠像算法进行研究改进，因而在本章的第三部分对图像抠图技术发展过程中较流行的几种算法进行了讲解，并且对其中的一些算法进行了理论分析以及实验展示。

### 2.2 图像分割技术

早期的前景提取主要是基于图像分割的技术，就是说一个像素要么被划分为背景，要么被划分为前景，即掩膜值 $\alpha=0$ 或1。图像分割算法一般是基于像素的两个基本特性之一：不连续性和相关性<sup>[13]</sup>。第一类性质用途是基于选取的图像像素特征的不连续变化分割图像，比较图像的边缘；第二类主要是依据事先制定的准则将图像分割为相似的区域。门限处理、区域生长、区域分离和聚合都是这类方法的实例。下面对图像分割的几种重要方法进行介绍。

### 2.2.1 边缘检测技术

边缘检测技术在灰度图像分割领域应用广泛,并且已经推广到彩色图像中<sup>[14]</sup>。边缘检测需要先对图像计算一个边缘图,并根据该图完成分割<sup>[15,16]</sup>,不穿过边界的两个像素点属于一个分割区域。

下面对基础的灰度图像边缘检测算子的应用进行简单介绍。物体的边缘是由灰度不连续性形成的,对于落在图像的某个物体边界的像素将形成一个灰度级的变化带。变换的两个最有用的特征即为灰度的变化率和方向,这两个特征可以通过梯度向量的幅度和方向来表示。函数梯度的定义公式为:

$$\nabla f(x,y) = \frac{\partial f(x,y)}{\partial x} i_x + \frac{\partial f(x,y)}{\partial y} i_y \quad \text{式(2-1)}$$

Sobel 模板<sup>[17]</sup>和 Prewitt 模板<sup>[18]</sup>分别为两个 3x3 的矩阵,分别表示横向和纵向。

Sobel 算子:

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

Prewitt 算子:

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

应用 Sobel 算子或 Prewitt 算子与图像作平面卷积,即可分别得出横向及纵向的亮度差分近似值。如果以 A 代表原始图像,则由模板矩阵与图像 A 卷积值分别代表经横向及纵向边缘检测的图像。

Sobel 算子对图像的每个像素,考察它上下、左右邻点灰度的加权差,与之接近的邻点的权重较大,利用像素点上下、左右邻点的灰度加权法,根据在边缘点处达到极值进行边缘检测。该算子对边缘具有很强的方向性。

Prewitt 模板所提供的权值,实现了对亮度表面 3x3 领域的最佳平面拟合,假设所有 9 个样本具有相同的权值。该算子能够将图像的主要边界很好的找出,对于中等尖峰脉冲却很难识别。

Robert 模板<sup>[19]</sup>和 Canny 模板<sup>[20,21]</sup>则是两个 2x2 的矩阵,因而这两种算子的效率更高,而且更加局部化。

$$\text{Robert 算子: } \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix} ; \text{ Canny 算子: } \frac{1}{2} \times \begin{bmatrix} -1 & 1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix} \quad \frac{1}{2} \times \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix}$$

Robert 算子检测方法计算交叉差分,取两种差分的较大值,提取边缘的结果边缘比较粗,定位不是很准确。

Canny 算子是一个非常普遍和有效的算子,首先对亮度图像进行平滑,去除图像中的噪声,然后从一个邻域到另一个邻域追踪有高梯度幅值的点,从而产生扩展的轮廓线段。

### 2.2.2 聚类方法

聚类是将模式向量的集合分成多个子集的过程,这些子集称为聚类(cluster)。图像分割中的聚类算法包括经典聚类算法、简单的直方图聚类和Ohlander等<sup>[22]</sup>提出的递归直方图算法。聚类的一般问题是将向量集分成几组,每组具有相似的值。在图像分析中,向量代表一些像素,有时代表像素周围的领域。向量元素可以包括强度值、RGB值及由此推出的颜色特征和纹理度量值等。

传统的K-means算法<sup>[23]</sup>是一种很受欢迎的基于聚类技术的分割算法。一组n为向量进行K-means聚类的过程可以描述为:(1)令迭代次数ic为1;(2)随机选取K个均值 $m_1(1), m_2(1), \dots, m_k(1)$ ;(3)对每个向量 $x_i$ 计算最小二乘误差测度 $D(x_i, m_k(ic))$ ,  $k=1, \dots, K$ ,将 $x_i$ 分配给具有最近均值的聚类 $C_j$ ;(4)ic加1,更新均值得到新的集合 $m_1(ic), m_2(ic), \dots, m_k(ic)$ ;(5)重复第(3)、(4)步,直到对所有的k都有 $C_k(ic) = C_k(ic+1)$ 。

直方图方法不同于迭代分割重组方案需要多次遍历图像数据,仅需遍历图像数据一次,因此在度量空间聚类技术中是一种耗时最少的算法。直方图阈值法广泛应用于灰度图像的分割领域。对于灰度图像,首先确定直方图的波谷,谷与谷间的间隔就是各个聚类,这样就实现了度量空间(即直方图)的聚类。Ohlander等人提出的递归的方式对直方图聚类思想进行了改进。首先对整幅图像执行直方图模式搜索,然后再对所得聚类的每块区域进行模式搜索,直到所得区域无法做进一步分解为止。

### 2.2.3 基于区域的分割方法

区域分割方法<sup>[24]</sup>是由于图像的每个子区域都具有一定的均匀特性,一般单一物体的表面具有平滑均匀的特性,在图像中与像素的各种特性变化平缓的区域相对应。区域分割法取出若干特征相近或相同的像素组成区域,由此作为初始条件。通过区域增长或分裂合并区域等方法完成图像的分割。

区域增长法,正如它的名字所暗示的,是一种根据事先定义的准则将像素或子区域聚类成更大区域的过程。基本的方法是以一组“种子”点开始将与种子性质相似的相邻像素归类到对应区域的种子中,该方法对种子性质的选择可以是灰



度级或颜色的特定范围等。该方法的两个主要问题是一：如何衡量两个相邻像素是否在特性上“足够相似”，该问题也是分割成功的关键；二：选择合适的终止条件。区域增长法可以用公式描述一个终止条件。在没有像素满足某个区域的条件时，区域停止增长。灰度级、纹理和颜色等准则都是局部性质，这些都没有考虑区域增长的过程。其他增强了区域增长算法处理能力的准则利用了待选像素与已标记像素间的相似性等概念。

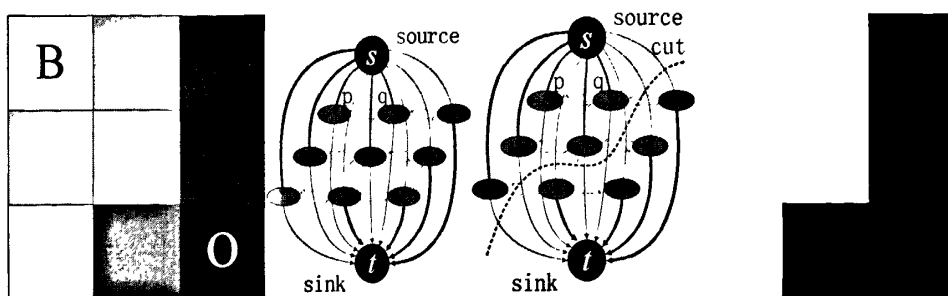
区域增长法是从一组种子像素开始，区域分裂与合并法则是首先将图像分割成几个不相交的区域，然后根据相邻像素间的不连续性和相关性将它们进行区域的拆分与合并。该方法首先设置一个谓词条件 $P$ ，并将待分割图像分裂成一组任意不相交的初始区域，并对每个区域再进行分裂直到该区域满足谓词条件 $P$ 则停止分裂，并且在拆分的过程中将相邻的区域进行判断，若满足限制条件并且相邻区域中的像素之间满足谓词条件 $P$ 为真，则两区域可以聚合，直到再无法进行聚合或拆分时操作结束。

#### 2.2.4 基于图论的图像分割方法

近年来，在国际图像分割领域，基于图论的图像分割方法成为了一个新的研究热点并得到越来越多的重视。这种方法将图像中的每个像素转化为图中的一个节点，然后利用像素之间的像素值或者距离的关系作为权重在节点之间构建边值，把图像映射成为带权的无向图（Graph）。利用图论中已有的工具，可以解决图像分割问题，该方法实质上是将图像分割问题转化成最优化问题。

基于图论的图像分割算法主要集中在三个方面：（1）最优切分准则；（2）基于谱分析法的分割；（3）快速算法的设计。在众多分割算法Graph cuts算法<sup>[4-6]</sup>应用最为广泛。本文对其进行了研究分析，对其理论进行了详细的阐述。

基于图论的Graph Cuts算法，首先要求用户从待分割的目标区域选定标记为目标的种子像素以及从背景区域选择标记为背景的种子像素，根据被标记为目标像素和背景像素的种子像素与图像中所有像素的相似关系以及所有像素之间的相似关系作为边值构建一个加权无向图，再根据最大流最小割算法<sup>[8,9]</sup>，对图进行最优化分割，从而完成图像分割过程。如图2.1的一组图片，对基于Graph cuts算法完成图像分割的整个过程进行了展示。其中B、s和O、t分别表示背景像素和目标像素。



(a) 标记种子像素的图像 (b) 构建 Graph (c) 对 Graph 进行分割 (d) 图像分割结果

图 2.1 基于 Graph Cuts 理论的图像分割算法的基本过程

首先由图像构建无向图的过程分三部分：构建图的顶点集  $P$ ，构建图的边集  $N$ ，以及构建边的权值  $W$ 。图的顶点集合  $P$  即为图像的像素点，包括用户选出的种子点（根据标记的目标或背景的属性作为图的源点  $s$  或汇点  $t$ ）和未标记的普通像素  $V$ ；边集  $N$  包括相邻的普通像素（ $p, q$ ）之间的相似度权重  $n$ -links（ $\{p, q\}, p, q \in V$ ）以及普通像素同种子点之间的相似度权重  $t$ -links（ $\{p, s\}, \{p, t\}, p \in V$ ）。权值分配规则如表 2.1 所示。

边的类型	权值的大小	边和顶点的取值范围
$\{p, q\}$	$B_{\{p, q\}}$	$\{p, q\} \in \mathcal{E}$
$\{p, s\}$	$\lambda \cdot R_p(\text{"bkg"})$	$p \in V, p \notin (\text{"obj"} \cup \text{"bkg"})$
	$K$	$p \in \text{"obj"}$
	$0$	$p \in \text{"bkg"}$
$\{p, t\}$	$\lambda \cdot R_p(\text{"obj"})$	$p \in V, p \notin (\text{"obj"} \cup \text{"bkg"})$
	$0$	$p \in \text{"obj"}$
	$K$	$p \in \text{"bkg"}$

表 2.1 权值的分配

如普通像素点为种子点则系数为  $K$ ，取值规则为：

$$K = 1 + \max_{p \in V} \sum_{q: \{p, q\} \in \mathcal{E}} B_{\{p, q\}} \quad \text{式(2-2)}$$

$R_p$  和  $B_{\{p, q\}}$  分别为区域属性和边界属性，取值规则为：

$$R_p(\text{"obj"}) = -\log_2(N_p / N_{\text{"obj"}}) \quad \text{式(2-3)}$$

$$R_p(\text{"bkg"}) = -\log_2(N_p / N_{\text{"bkg"}}) \quad \text{式(2-4)}$$

$$B_{\{p, q\}} = \exp\left(-\frac{(I_p - I_q)^2}{2\sigma^2}\right) \cdot \frac{1}{\text{dist}(p, q)} \quad \text{式(2-5)}$$

$N_p$  表示标记为目标（“obj”）或背景（“bkg”）的像素中具有某一亮度值的个

数,  $N_{obj}$  和  $N_{bkg}$  分别表示目标和背景像素的总个数,  $N_p/N_{obj}$  和  $N_p/N_{bkg}$  表示了目标和背景中不同亮度值的像素的直方图分布。像素  $p$  和  $q$  亮度值表示为  $I_p$  和  $I_q$ ,  $dist(p,q)$  为相邻像素  $p$  和  $q$  的空间距离。 $\sigma$  设为像素亮度差的阈值, 当相邻像素亮度差小于阈值时, 则两像素的亮度匹配程度越高,  $B_{\{p,q\}}$  越大; 当像素差值大于阈值时, 则  $B_{\{p,q\}}$  值较小, 此时两像素间的边成为分割的主要对象。

边的权值确定之后, 图构建完毕, 使用最大流最小割算法, 对图进行分割, 最终完成图像的二值划分。分割依据的代价函数为:

$$E(A) = \lambda R(A) + B(A) \quad \text{式(2-6)}$$

其中,

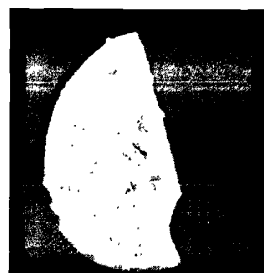
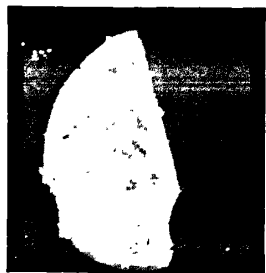
$$R(A) = \sum_{p \in P} R_p(A_p), \quad B(A) = \sum_{\{p,q\} \in N} B_{\{p,q\}} \delta(A_p, A_q), \quad \delta(A_p, A_q) = \begin{cases} 1 & \text{if } A_p \neq A_q \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

$A = (A_1, \dots, A_p, \dots, A_{|P|})$  为一个二元向量,  $A_p$  表示了点集  $P$  中像素  $p$  的标号,  $A_p$  可以是背景或者目标。由表示像素  $p$  与已标记为目标和背景的种子像素相似程度的区域属性  $R_p$  和表示相邻像素不连续性的边界属性  $B_{\{p,q\}}$  共同构成了代价函数  $E$ , 求解代价函数全局最小值即为分割路径。

通过对具有代表性的图片进行实验并分析结果, 可以展示算法的性能以及参数的影响。实验运行环境为 Microsoft Visual C++ 6.0, 计算机配置为 Inter(R) Pentium(R) Dual CPU E2260, 2.20GHz, 内存 2GB。图 2.2 中图片 (a) 为待分割图片, 图中黑色矩形框为选定的目标区域, 4 个红色矩形框为选定的背景区域。(b) - (d) 三幅图片分别为参数  $\lambda$  和  $\sigma$  取不同值时取得的效果。



(a)



(b)  $\lambda = 0.5$ 、 $\sigma = 25$  (c)  $\lambda = 0.1$ 、 $\sigma = 10$  (d)  $\lambda = 0.1$ 、 $\sigma = 25$

图 2.2 待分割图片 (a) 以及参数  $\lambda$  和  $\sigma$  在不同取值下的目标结果(b)-(c)

对比实验的分割结果, (b) 和 (c) 两者变化只有参数  $\lambda$ , (b) 中部分背景像素被错误的划分为前景, 适当的调整该值可以消除这种错误; (c) 和 (d) 两幅图的比较, (c) 中有少量的目标像素和背景像素都被误判, 当  $\sigma$  由 10 调为 25 时分割结果(d)效果明显提高。参数  $\lambda$  取值的大小影响着区域属性即普通像素与种子像素的关系在代价函数中的影响比重, 对于目标与背景相似的图像, 如果取值较大会对分割结果产生不利影响; 参数  $\sigma$  设置的大小影响着边界属性  $B_{(p,q)}$  的取值,  $\sigma$  越大, 越会使亮度差值大的像素被认为同属一个区域。 $\lambda$  和  $\sigma$  互相影响, 取值对分割结果具有重要的影响, 正确的调整两个参数能够保证分割结果的正确性。

## 2.3 图像抠图技术

对于图像抠图技术, 与图像分割相比更强调细节。前人已经进行了大量的研究并提出了很多有效的算法, 这里简单介绍发展过程中有代表性的几种算法。早期的蓝屏抠图问题, Smith 和 Blinn<sup>[25]</sup>对其做了如下定义:  $C_o$  为图像像素颜色, 其由纯前景色  $C_f$  与特殊的背景色  $C_k$  合成后, 而  $C_k$  的像素颜色几乎为常量。并且,  $C_o$ ,  $C_f$  和  $C_k$  满足合成方程:  $C_o = C_f + (1 - \alpha_f)C_k$ 。输出:  $C_f$ ,  $\alpha_f$ , 称为蓝屏抠像问题的解。如果给定新的背景色  $C_b$ , 可以通过合成公式  $C = C_f + (1 - \alpha_f)C_b$  计算得到新的合成图像。Smith 和 Blinn 同时还提出了三角测量方法来解决抠图问题固有的约束不足性。通过将相同的前景放在多个已知背景前拍照, 得到多幅图像, 从而得到一个过约束的系统, 然后通过最小二乘法来求解, 相对于单一背景的蓝屏抠图, 这种方法能够得到高精度的前景。综上所述, 蓝屏抠图技术的主要缺陷在于它们依赖于一种可控制的环境, 即具有背景色已知或为常数的成像环境, 但是这样的环境很难达到。

由于蓝屏抠图技术需要固定的单一背景, 当不容易得到这种可控制的环境时, 需要直接从一幅具有自然背景的图像中提取前景对象, 这类方法称为自然图像抠图技术。本文主要对自然图像抠图技术进行研究。

### 2.3.1 Knockout 抠图算法

Berman 等人<sup>[26,27]</sup>设计了 Knockout 系统, 用户指定图像目标物体边缘的内外边界线, 通过外推法由已知前景色和已知背景色分别得到未知区域里的每个像素的前景色估计值和背景色估计值。方法步骤是, 对于未知区域里的任一像素, 通过对已知前景区域边界上的像素进行加权求和作为前景色估计值  $F'$ ; 距离未知像素最近的已知前景像素的权重设为 1, 随着前景像素与未知像素的距离增加权重变小, 当相距的距离为两倍的最短距离时权重取为 0; 可以同样的方法获取未知像素

的背景色估计值  $B'$ 。然后对前景色估计值  $F'$  或者背景色估计值  $B'$  进行调整, 可以有三种方法: 正交投影、直线投影和相交投影。

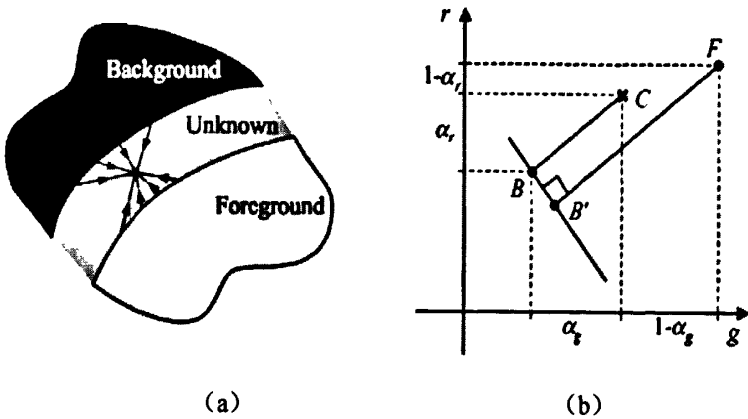


图2.3 Knockout算法图解

如图2.3 (b) 所示, 正交投影建立一个通过背景色估计值  $B'$  且法线与直线  $B'F$  平行的平面, 未知区域的像素  $C$  沿着平面法线方向向平面做投影, 投影点  $B$  即为调整后的背景色估计值。然后, 通过下面的公式 (2-7) 来计算掩模值:

$$\alpha = \frac{f(C) - f(B)}{f(F) - f(B)} \quad \text{式(2-7)}$$

这里的  $f(\bullet)$  是在RGB颜色空间中颜色值在某个颜色坐标轴 (即  $r$ 、 $g$ 、 $b$  轴) 上的投影。图2.3 (b) 中掩模值的计算式相对于  $r$  轴和  $g$  轴。更一般的方法是, 分别向选定的坐标轴作投影然后计算一个  $\alpha$ , 而最终的掩模值通过对这些  $\alpha$  值加权求和得到, 权重与式 (2-7) 的分母成比例。

### 2.3.2 基于概率统计的图像抠图算法

Ruzon 和 Tomasi<sup>[28]</sup>提出一种基于概率统计的前景抠图算法。它的主要处理步骤如下:

首先进行区域划分, 获取提示图像, 将图像划分为“前景区域”、“背景区域”以及需要求解透明度的未知区域;

将未知区域进一步划分为一系列子区域, 对每个子区域做一个刚好能够包围该子区域的矩形, 将矩形内的前景和背景点作为分布统计的样本 (如图 2.4 (a));

假设包含在窗口中的前景像素和背景像素是分别取自于 RGB 颜色空间的概率分布  $P(F)$  和  $P(B)$  的样本, 使用颜色聚类算法<sup>[29]</sup>对矩形内的前景样本和背景样本点分簇, 假设分别为  $M$  和  $N$  簇, 前景样本的  $M$  簇和背景样本的  $N$  簇再进行两两配对, 即有  $M \times N$  个配对, 而每个簇中的点在颜色空间中服从无向高斯分布 (Unoriented Gaussians);

每一个配对的前景样本簇和背景样本簇服从的分布的中心点即为对应簇的颜色加权平均值  $F$  和  $B$ 。图像像素点  $I$  的颜色服从的分布为对应的配对的前景和背景样本簇的线性插值，在几何位置上的表现即其中心点  $I$  在线段  $BF$  上移动，当  $I$  的概率为最大时， $BI$  与线段  $BF$  的比值就是这个配对取的  $\alpha$  值。对于未知区域内的一个像素点  $I$ ，它的  $\alpha$  值取所有这些配对所取  $\alpha$  中的最大者。图 2.4 (b) 即为该算法的一个配对过程。



图 2.4 基于概率统计的前景抠图算法图解

### 2.3.3 基于主成分分析的图像抠图算法

与 Ruzon 和 Tomasi 等人提出的基于概率统计方法思想不同，Hillman 等人<sup>[30]</sup>提出了一种基于主成分分析的前景提取方法。Hillman 等观察到，对前景和背景区域细分的每一个簇，他们在颜色空间中的分布为类似于雪茄形状的长条形。这种形状使样本的协方差矩阵的非零元素主要分布在对角线附近，适用于主成分分析。如图 2.5 (b) 所示，其中  $P_{of}$  和  $P_{if}$  为前景簇在颜色空间中的长条形的两个端点， $P_{ob}$  和  $P_{ib}$  则是背景簇的两个端点， $s$  是未知区域中的一点。

Hillman 等人的方法分别找出前景（线段  $P_{of}P_{if}$ ）和背景（线段  $P_{ob}P_{ib}$ ）上距离点  $s$  最近的点  $f$  和  $b$ ，线段  $sb$  在线段  $fb$  上的投影占线段  $fb$  的比例就是所求的  $\alpha$  值。根据该值，可以得到线段  $fb$  上离  $s$  最近的点  $q$ ，把向量  $qs$  加到  $f$  上，得到的点  $f'$  作为所求的前景点。当前景或者背景中存在某些不正常的点离各自主轴的距离比点  $s$  离主轴的距离还要远时，Hillman 等人对算法进行了修正，对这些点，把离它们最近的前、背景中的点求  $\alpha$  值，对这三个  $\alpha$  值加权平均得到  $s$  的最终  $\alpha$  值。

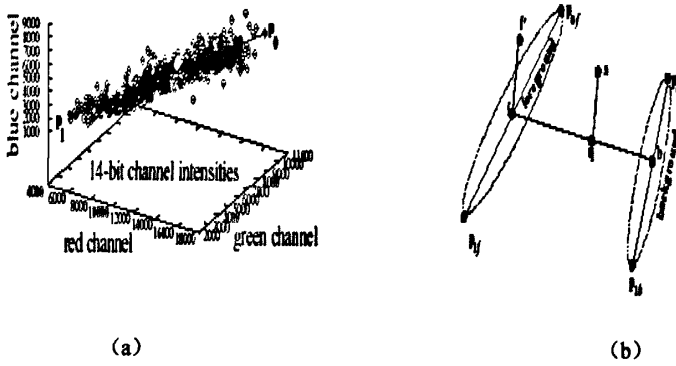


图 2.5 Hillman 等人方法图解

### 2.3.4 泊松抠图算法

Jian Sun<sup>[31]</sup>等人提出基于 Poisson 方程的景物提取方法,称为泊松抠图(Poisson Matting)。他们将图像的透明度看成图像本身蕴涵的一种特性——场。如果假设前景和背景是平滑的,那么输入图像的梯度场与掩模值的梯度场成比例。在用户确定场的边界后,求解场的 Poisson 方程得到  $\alpha$  值。将  $\alpha$  值看成整体的“场”,通过场的边界的确定,向内推演出整个场的结构。通过泊松抠图方法得到的掩模值效果远远优于上述其他方法。下面利用图 2.6<sup>[27]</sup>对泊松算法进行详细讲解。

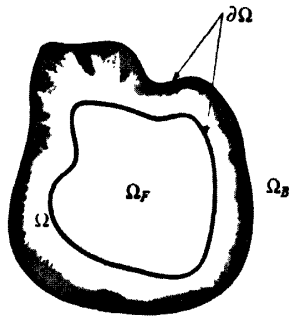


图 2.6 Poisson 抠图算法区域划分

Poisson 抠图算法的公式推导如下:

对  $I = \alpha F + (1 - \alpha)B$  两边求导,并整理得:

$$\nabla I = (F - B)\nabla \alpha + \alpha \nabla F + (1 - \alpha)\nabla B \quad \text{式(2-8)}$$

将求解  $\alpha$  的过程分为两步——全局求解和局部优化。

全局求解的主要处理步骤:

(1) 根据用户确定的景物边界,分为确切的前景的区域、确切的背景区域和需要计算  $\alpha$  值的边界区域。对于边界区域上的某一点,以前景区域中最接近于该点的像素点色彩值作为它的初始前景,以背景区域中最接近于该点的像素点色彩

值作为它的初始背景;

(2) 假设前、背景比较光滑,  $\nabla F$ 、 $\nabla B$  约等于 0, 简化公式 (2-8) 得

$$\nabla I \approx (F - B)\nabla \alpha$$

即:

$$\Delta \alpha = \operatorname{div}\left(\frac{\nabla I}{F - B}\right) \quad \text{式(2-9)}$$

对于图像上的任意点  $p$ ,  $\alpha_p|_{\Omega} = \begin{cases} 1 & p \in \Omega_F \\ 0 & p \in \Omega_B \end{cases}$  也称作 Dirichlet 边界条件, 其中

$\Omega_F$  为前景区域,  $\Omega_B$  为背景区域。

通过 Gauss-Seidel 或是超松弛迭代可以求式 (2-9) 的解。至于彩色图像, 对  $(F - B)$  和  $\nabla I$  都按照红、绿、蓝三分量分别以灰度计算;

(3) 将求得  $\alpha$  值大于 0.95 的点的前景值归到前景区域, 将求得  $\alpha$  值小于 0.05 点的背景值归到背景区域。重复 (2)、(3) 步骤, 直到整个需要计算的区域求解完毕。

局部求解的主要处理步骤:

假设在某些局部区域前、背景变化比较迅速,  $\nabla F$ 、 $\nabla B$  不可近似为 0, 式(2-8) 可以写成:

$$\nabla \alpha = \frac{1}{F - B}(\nabla I - \alpha \nabla F - (1 - \alpha)\nabla B)$$

即:  $\nabla \alpha = A(\nabla I - D)$  式(2-10)

对这样的问题, 先进行全局的计算, 再由用户确定局部边界后, 按照类似全局的方式计算局部区域的  $\alpha$  值。此时的边界为:

$$\alpha_p|_{\Omega} = \begin{cases} 1 & p \in \Omega_F \\ 0 & p \in \Omega_B, \\ \alpha_{global} & p \in \Omega \end{cases}$$

其中  $\Omega_F$  为前景区域,  $\Omega_B$  为背景区域,  $\Omega$  为边界区域。



图 2.7 的两组图片展示 Poisson matting 算法的抠图效果:

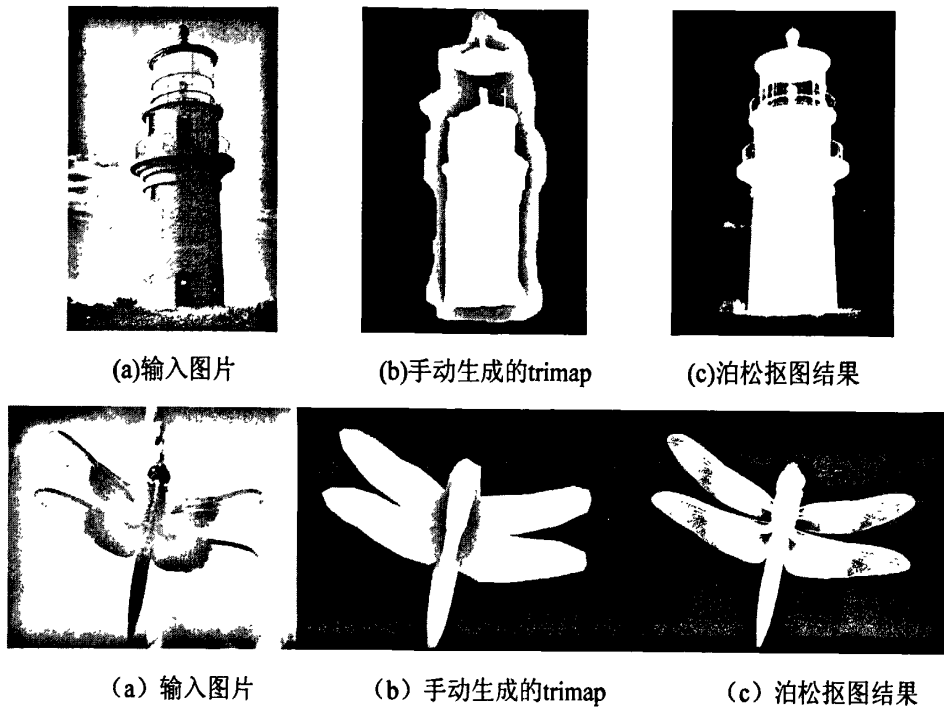


图2.7 Poisson 抠图算法所需约束条件以及效果展示

## 2.4 本章小结

本章首先对前景提取技术的研究进展进行了简单介绍, 基于分割的算法中, 对边缘检测技术、基于聚类的分割方法以及基于区域的分割方法等算法进行了概括, 并着重研究了基于图论的 Graph cuts 分割算法, 并对其进行了详细的理论阐述和实验结果分析。

Graph Cuts 是一类重要的硬抠像方法, 适合于抠取细节较少的物体。该方法本质上是将图像所潜藏的区分信息以先验能量和连接能量表示, 用最大流最小割原理进行二元划分。像素和区域可作为 Graph Cuts 的基本处理单元, 以像素为基本单位的 Graph Cuts 方法易产生不完整的边界, 以区域为基本单位的 Graph Cuts 方法能够保持物体的完整性, 且该算法中参数设置对抠图结果有很大的影响, 因而需要多次交互修改和细化操作。

对于基于抠图算法的前景提取技术, 本章对蓝屏抠图技术, Knockout 抠图算法以及基于主成分分析的景物提取方法的理论进行了简单的介绍, 最后对细节抠图效果较好的泊松抠像进行了详细的推理及实验举例。Poisson 抠图算法假定前景和背景颜色信息光滑连续, 利用局部区域内前景、背景信息, 在抠像中保持梯度特征, 从复杂环境抠取毛发类物体时易产生模糊细节。有向泊松抠像扩展了泊松抠像方法, 以张量作为抠像保持特征, 通过图像细节合成和各向异性离散技术,

可产生细节保持的高质量抠像。但是Poisson算法在复杂环境下要获得好的抠图效果的前提是要提供一个准确的trimap约束条件，trimap需要用户手动生成，生成过程比较复杂，要求较高，因而本文中希望能够找到更好的算法，对用户的交互性约束条件要求较低，而且同样能够得到很好的抠图效果，下章中提到的自然图像抠图的闭合式求解算法在这方面有很大的改进。



## 第三章 闭合式求解抠图算法的研究与实现

### 3.1 引言

交互性数字抠像是图像和视频编辑中一个很重要的工作。从计算机视觉角度来看,由于对每个像素我们必须估计其前景和背景颜色,以及从单色中计算前景的不透明性,因此存在很大的不适应性——这使得这项工作极具挑战性。目前的方法主要有或者通过对图像的小部分像素进行假设作为条件,由邻近的已知像素点来估计当前像素的前景和背景颜色值,或者通过对前景和背景颜色交替估计来对图像的掩模值进行迭代实现非线性估计。

如前文所述,前景抠图问题本身是一个欠约束的问题,我们可以利用图像中相邻像素之间的不连续性及相关性来对其进行求解。此前研究者们提出过很多前景抠图算法,根据这些算法利用图像统计特性的方式,我们可以将它们大致分为两类:基于采样的方法(Sampling-based)和基于传播的方法(Propagation-based)。基于采样的算法认为利用用户指定的已知前景或者已知背景与未知像素之间的相关性,在采样到足够多的已知前景和已知背景样本点后,可以经由计算直接得到未知像素的前景色和背景色的估计值,并且直接利用这些样本点来计算掩膜值。基于传播的算法则不需要对已知前景或者已知背景进行采样,它们假设图像中前景色和背景色是局部平滑的(如常量变化或者线性变化)。根据这个假设,在计算掩膜值的优化过程中,可以消除前景色和背景色分量,从而得到掩膜值的解。

关于图像抠图的研究主要集中在如何提高数字图像抠图方法的效率以及得到良好的抠图结果,这也就意味着,我们需要着重于减少人工交互部分中人的工作量,同时希望得到更精确的抠图结果,上一章节提到的几种抠图算法都需要由输入图像生成一个 trimap,将其中的像素精确地划分为背景像素和前景像素以及未知区域才能够确定较理想的抠图效果,这种 trimap 的产生过程复杂并且对用户操作的精确度要求较高。本章要介绍的闭合式解抠图算法需要的人工交互部分较少,而且模型构建较为简单,本文主要对闭合式解抠图方法进行研究和改进。在这一章中,我们将对闭合式解抠图方法的基础理论进行详细的阐述并对实验结果进行分析。

本章主要研究自然图像抠图的一种闭合式求解的方法:根据对局部区域前景和背景的平滑假设导出一个由图像的  $\alpha$  和拉普拉斯矩阵构成的代价函数,求解  $\alpha$  值的过程即为求解代价函数的最小值的过程,这使得我们能够通过解决一个稀疏线性方程组找到全局最优  $\alpha$ 。同时,封闭式规则使我们能够分析稀疏矩阵的秩来预测合理的标记位置,通过用户简单的约束输入就可以得到高质量的

抠图。

### 3.2 闭合式求解算法原理

Levins等人<sup>[10,32]</sup>提出了一种自然图像抠图的闭合式求解算法 (Closed-form solution to natural matting)。该方法与其他抠图算法的不同之处在于,通过假设前景颜色和背景颜色是局部连续的,直接推导出可以将前景色 $F$ 和背景色 $B$ 消除的一个代价函数,从而得到一个关于 $\alpha$ 的代价函数。通过求解这样一个代价函数的最小值,即可获取全局最优的掩模值。该方法不需要对 $F$ 和 $B$ 估值,只需要适当的用户交互信息就可以直接计算出一个高质量的掩模值。

大多数自然图像抠图的方法需要对输入图像进行trimap处理,即标记图像的每个像素为前景色,背景色或者未知区域像素,这些方法的目的是对待抠图图像构成的式(1-1)中的未知像素进行求解,通常需要对 $F$ 和 $B$ 采取局部规律性假设,以预测未知区域的像素值。近来,业界提出了几个从背景提取前景物体的较成功的方法,通过人工交互提供的少量的约束(如涂鸦或一定的矩形)将前景提取问题转换为最小割问题,得到一个二值分割结果,再对二值图进行腐蚀得到trimap,但是这种方法在细节上会有所损失。J. Wang和M. Cohen<sup>[33]</sup>提出的统一图像分割与抠图的迭代最优化方法对于一般图像通过较少的用户信息就可以完成抠图,但是此方法当前景与背景交界处颜色模糊时如果仅提供简单的strokes则得不到很好的抠图效果。闭合式求解的方法通过求解代价函数的最小解,可将人工交互信息扩展到整幅图像。

#### 3.2.1 理论推导

为清晰地阐述算法的思路,我们先从灰度图推导图像抠图闭合式求解算法的公式,进而将结论扩展到自然图像抠图的案例中。如前所述,抠图问题是极欠约束的,因此需要对图像的 $F$ 、 $B$ 和 $\alpha$ 的性质进行假设。在此处推导中,假设在每个像素的一个小窗口的范围内, $F$ 和 $B$ 接近于常数。注意,此处假设 $F$ 和 $B$ 局部平滑并不意味着输入图像是局部平滑的,因为 $\alpha$ 的不连续正反映了图像像素的不连续。根据此假设可以改写式(1-1), $\alpha$ 为图像 $I$ 的线性方程表示:

$$\alpha_i \approx \sum a_i + b, \forall i \in \omega \quad \text{式(3-1)}$$

其中 $a = \frac{1}{F-B}$ ,  $b = -\frac{1}{F-B}$ ,  $\omega$ 是一个小窗口,由像素值、 $\alpha$ 、 $a$ 和 $b$ 构成

的代价函数方程为:

$$J(\alpha, a, b) = \sum_{j \in I} \left( \sum_{l \in \omega_j} (\alpha_l - a_j I_l - b_j)^2 + \varepsilon a^2 \right) \quad \text{式(3-2)}$$

其中  $\omega_j$  是以像素  $j$  为中心的小窗口。上述代价函数包含一个常数项  $a_j$ 。添加此项的一个原因是为了保证数据稳定。例如，如果一幅图像在第  $j$  个窗口是常数， $a_j$  和  $b_j$  在此处没有先验条件的前提下不能够唯一的确定，而且最小化常数  $a$  更易于得到一个平滑的掩模值。以  $3 \times 3$  窗口为例，由于对每个像素设置了一个窗口，窗口  $\omega_j$  在公式 (3-2) 中对于图像的整个遍历是重叠的，这个特性保证了相邻像素间信息的繁殖。该代价函数是关于  $\alpha$ ， $a_j$  和  $b_j$  的二次方程，有  $N$  个像素， $3N$  个未知数。由此可以通过求解代价函数的最小值获取  $\alpha$ 。式 (3-2) 转换成矩阵表示，可得：

$$J(\alpha, a, b) = \sum_k \left\| G_k \begin{bmatrix} a_k \\ b_k \end{bmatrix} - \bar{\alpha}_k \right\|^2 \quad \text{式(3-3)}$$

其中对于每个窗口  $\omega_k$ ， $G_k$  定义为一个  $(|\omega_k|+1) \times 2$  的矩阵，对每个下标  $i \in \omega_k$ ， $G_k$  包含一行  $[I_i, 1]$ ，并且最后一行为  $[\sqrt{e}, 0]$ 。对已知的掩模  $\alpha$ ，我们定义  $\bar{\alpha}_k$  为矢量  $(|\omega_k|+1) \times 1$ 。对于已知掩模  $\alpha$ ，窗口  $\omega_k$  内的最优  $a_k^*$ ， $b_k^*$  对即是最小二乘问题的解：

$$\begin{aligned} (a_k^*, b_k^*) &= \arg \min \left\| G_k \begin{bmatrix} a_k \\ b_k \end{bmatrix} - \bar{\alpha}_k \right\|^2 \\ &= (G_k^T G_k)^{-1} G_k^T \bar{\alpha}_k \end{aligned} \quad \text{式(3-4)}$$

将这个解代入 (3-3)，且  $\bar{G}_k = I - G_k (G_k^T G_k)^{-1} G_k^T$ ，可得：

$$J(\alpha) = \sum_k \bar{\alpha}_k^T \bar{G}_k \bar{\alpha}_k \quad \text{式(3-5)}$$

经过进一步的代数运算可将  $\bar{G}_k^T \bar{G}_k$  的第  $(i, j)$  个元素值表示为：

$$\delta_{ij} - \frac{1}{|\omega_k|} \left( 1 + \frac{1}{\frac{e}{|\omega_k|} + \sigma_k^2} (I_i - \mu_k)(I_j - \mu_k) \right) \quad \text{式(3-6)}$$

可以将  $a_j$  和  $b_j$  从式 (3-2) 中消除，即剩下一个有  $N$  个未知数的二次代价函数表示像素点的  $\alpha$  值。遍历  $k$  求和，由

$$J(\alpha) = \min_{a,b} (J(\alpha, a, b))$$

可得：

$$J(\alpha) = \alpha^T L \alpha \quad \text{式(3-7)}$$

其中 $L$ 是 $N \times N$ 的矩阵,第 $(i, j)$ 的值为

$$\sum_{k|(i,j) \in \omega_k} (\delta_{ij} - \frac{1}{|\omega_k|} (1 + \frac{1}{\mu_k^2 + \sigma_k^2} (I_i - \mu_k)(I_j - \mu_k))) \quad \text{式(3-8)}$$

此处,  $\mu_k$  和  $\sigma_k^2$  是  $k$  点像素在窗口  $\omega_k$  内的强度的均值和方差。 $|\omega_k|$  是窗口内像素的数量。

下面将公式推导由灰度图像扩展到自然彩色图像。

可以通过将由灰度图像推导出的代价函数分别应用到彩色图像的三个通道, 获取彩色图像的代价函数方程。

我们可以做出合理的假设, 在一个窗口中的前景和背景颜色满足颜色线性模型, 这个合成的线性模型弱化了对于我们对于图像中在一个  $\omega_j$  小窗口的区域内对  $F$  和  $B$  为常数的假设, 而且由公式我们可以假设窗口内的  $F$  和  $B$  均为两种颜色的线性叠加, 即对于窗口  $\omega_j$  内的每个像素的前景值  $F_i$  都能落到彩色空间中的一条颜色线上, 即:

$$F_i = \beta_i F_1 + (1 - \beta_i) F_2 \quad \text{式(3-9)}$$

对于背景值  $B$  也同样有组合公式:

$$B_i = \beta_i B_1 + (1 - \beta_i) B_2 \quad \text{式(3-10)}$$

将式(3-9)与式(3-10)代入图像合成式(1-1), 其中  $F_1, F_2, B_1$  和  $B_2$  在小窗口内为常数, 自然图像的像素合成方程为式(3-11):

$$I_i^c = \alpha_i (\beta_i^F F_1^c + (1 - \beta_i^F) F_2^c) + (1 - \alpha_i) (\beta_i^B B_1^c + (1 - \beta_i^B) B_2^c) \quad \text{式(3-11)}$$

令  $[F_2^c + B_2^c, F_1^c - F_2^c, B_1^c - B_2^c]$  由  $H$  代替, 则上式可写为:

$$H \begin{bmatrix} \alpha_i \\ \alpha_i \beta_i^F \\ (1 - \alpha_i) \beta_i^B \end{bmatrix} = I_i - B_2 \quad \text{式(3-12)}$$

其中  $I_i$  和  $B_2$  是代表了三个颜色分量的  $3 \times 1$  的矢量。用  $a^1, a^2, a^3$  代替  $H^{-1}$  的第一行元素, 并用  $b$  代替  $H^{-1}$  的第一行同矢量  $B_2$  的乘积的值, 这样我们由灰度图中关于  $\alpha$  方程式(3-1)可以推导出彩色图像中  $\alpha$  的值, 可以用4维线性模型代替图像的线性模型方程式(3-1)可以得到

$$\alpha_i \approx \sum_c a^c I_i^c + b, \forall i \in \omega \quad \text{式(3-13)}$$

其中  $c$  代表了图像的三个通道。

应用4维线性模型将式(3-13)代入代价函数公式可得RGB图像求解  $\alpha$  的代价函数如下:

$$J(\alpha, a, b) = \sum_{J \in I} \left( \sum_{i \in \omega_j} (\alpha_i - \sum_c a_j^c I_i^c - b_j)^2 + e \sum_c a_j^c \right) \quad \text{式(3-14)}$$

可以证明, 可以消去公式 (3-12) 中的  $a^c$  和  $b$ , 得到一个关于  $\alpha$  的代价函数:

$$J(\alpha) = \alpha^T L \alpha$$

其中  $L$  称为 Laplacian 矩阵, 它是一个  $N \times N$  的矩阵, 并且  $(i, j)$  处的元素为:

$$\sum_{k|(i,j) \in \omega_k} \left( \delta_{ij} - \frac{1}{|\omega_k|} (1 + (I_i - \mu_k) \left( \sum_k + \frac{e}{|\omega_k|} I_3 \right)^{-1} (I_j - \mu_k)) \right) \quad \text{式(3-15)}$$

式 (3-15) 中  $\sum_k$  窗口  $\omega_k$  中颜色的协方差矩阵,  $\mu_k$  是窗口  $\omega_k$  中颜色的均值  $I_3$  为  $3 \times 3$  的矩阵。另外, 通过对稀疏矩阵的特征向量进行分析, 用户可以对方程组的解的特性进行预测。特别地, 通过分析 Laplacian 矩阵的最小的特征向量, 可以指导用户如何描绘线条。

### 3.2.2 约束条件

由于抠图问题属于典型的不适定问题, 因此对给定图像进行抠图, 需要关于该图像的先验知识作为约束条件, 从而适定。本算法采用 strokes 涂鸦的方式在图像上粗略地标记前景区域和背景区域, 剩余未标记部分则为待求的未知区域。用户通过使用背景刷标记背景像素 ( $\alpha = 0$ , 由黑色标出), 前景刷标记前景像素 ( $\alpha = 1$ , 用白色标出), 根据用户的约束条件提取出  $\alpha$  掩模, 求解:

$$\alpha = \arg \min \alpha^T L \alpha + \lambda (\alpha^T - b_s^T) D_s (\alpha - b_s) \quad \text{式(3-16)}$$

式 (3-16) 中  $\lambda$  是一个很大的值,  $D_s$  为对角线矩阵, 其对角线元素是被标记的像素,  $b_s$  是包含了被标记像素的特定  $\alpha$  值以及其他像素为 0 的矢量。因为上述代价函数是关于  $\alpha$  的二次方程, 全局最小可通过对方程 (3-16) 求导并设导数为 0 得到, 即等同于求解以下稀疏线性方程组:

$$(L + \lambda D_s) \alpha = \lambda b_s \quad \text{式(3-17)}$$

因此要获得好的  $\alpha$  掩模, 需要用户提供充分的约束条件。

## 3.3 算法实现步骤

根据上述理论分析, 简要描述该算法实现的步骤:

第一步: 对原图像绘制 strokes (白色标记表示目标, 黑色标记表示背景), 然后输入原图像及绘制图像;

第二步: 根据用户在图像中标记的种类 (用白色标记前景, 用黑色标记背景),



生成两个元素仅包含0和1矩阵，对应标记像素为1其它为零的constraint\_map矩阵和仅标记为背景的元素为1其它为0的constraint\_values矩阵；

第三步：对输入图像进行滤波，首先对获取的constraint\_map进行腐蚀得到提示图像，根据处理后的constraint\_map修正consts\_values，并设置窗口，根据已知条件构建拉普拉斯矩阵 $L$ ；

最后由代价函数 $J(\alpha) = \alpha^T L \alpha$ ，求解 $(L + \lambda D_s) \alpha = \lambda b_s$ ，求得 $\alpha$ 。

### 3.4 实验结果分析

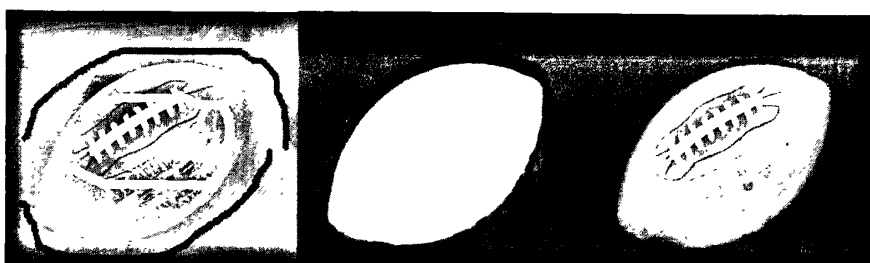
本节我们通过一组实验结果来说明图像抠图算法的效果和简便易用性。我们分别使用了6幅自然图片（分别记为T1-T6）分成了三组来进行实验，本节所涉及的所有算法都是在matlab里实现的。

实验一：首先用户对输入图像T1、T2进行涂鸦，简单的strokes作为约束条件，通过闭合式求解抠图算法可以得到alpha值以及最终的前景提取结果。



(1) 输入图片T1

(2) 输入图片T2



(3) T1-strokes

(4) T1-alpha

(5) T1提取结果



(6) T2-strokes

(7) T2-alpha

(8) T2提取结果

图3.1 (1)和(2)为输入条件，(3)和(6)为对应的约束条件，  
(4)和(7)为求解出的掩膜值，(5)和(8)为抠图结果

由实验一可以看到，闭合式求解抠图算法，只需要少量的交互信息作为约束条件即可得到很好的效果，如图片T1边缘处获取的alpha值很好的反应了背景颜色对目标边缘的影响；图片T2则可以通过简单的strokes就能够求解出目标细节部分。

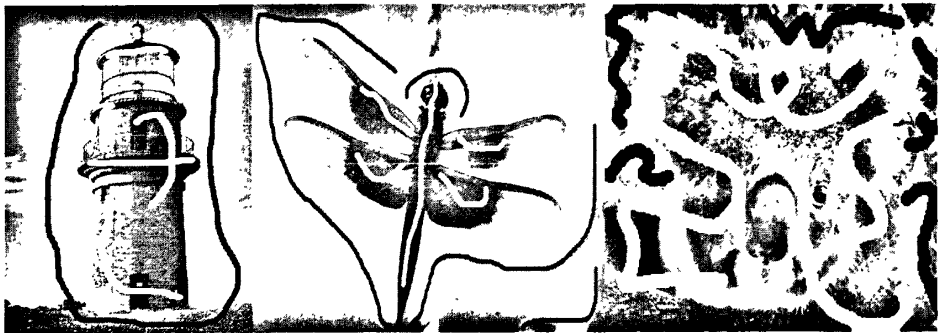
实验二：首先用户对输入图像T3、T4和T5进行涂鸦，用户手动绘制的strokes作为约束条件，通过matting算法可以得到alpha值以及最终的提取结果，并与Poisson matting算法在用户提供trimap提示图像的条件下获取的抠图结果进行比较。



(1) 输入图片T3

(2) 输入图片T4

(3) 输入图片T5



(4) T3-strokes

(5) T4-strokes

(6) T4-strokes



(7) T3-alpha

(8) T4-alpha

(9) T5-alpha



(10) T3-trimap

(11) T4-trimap

(12) T5-trimap



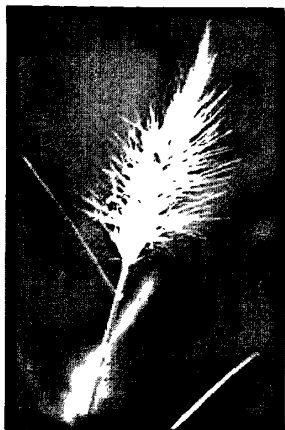
(13) T3-Poisson matting alpha (14) T4-Poisson matting alpha (15) T5-Poisson matting alpha

图3.2 (1)-(3)为实验二输入图片、(4)-(9)为约束条件及自然抠图的闭合式求解算法抠图结果

(10)-(15)泊松抠图算法需要提供的trimap图片及泊松抠图结果展示

由实验二可以看出，同Poisson matting算法相比，闭合式求解抠图算法不需要提供复杂的trimap，只需要相对简单的strokes作为约束条件，即可得到只有在提供精确的trimap前提下泊松抠图算法才能获取到的很好的效果；而且本算法通过推导得到的代价函数可以达到全局最优，所以对于突变较快的局部像素的处理，同Poisson算法需要先通过全局求解之后再经局部优化算法多次计算获取到最终结果相比更为简单。

实验三：对同一幅图片T6，用户提供不同的strokes，对比抠图结果。



输入图片T6

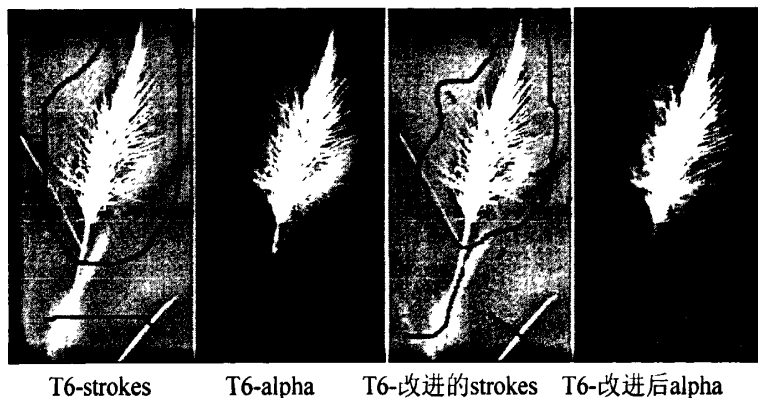


图3.3 用户绘制strokes对算法结果的影响

由实验结果可看出，闭合式求解抠图算法的抠图结果与用户绘制的strokes的标记位置紧密相关，虽然可以通过拉普拉斯矩阵的最小特征向量作为用户作出合理的strokes标记的指导，但是为了获得较好的抠图效果，需要提供较准确的strokes作为约束条件，并不能单靠特征向量所获取的知识，因此可能会由于标记位置的不合适而导致算法失败。此外，strokes方式的未知区域通常较大，因此算法耗时较多。

### 3.5 本章小结

本章在引言部分对现有的一些抠图算法的性能进行了总结，然后主要对闭合式求解抠图算法进行了介绍，首先对其进行了详细的理论推导及分析，证明了其理论可行性及算法的优越性，并且通过实验对算法进行了验证，同泊松抠图算法进行了比较，从而可以得出结论：闭合式求解算法在求解图片细节方面更为准确和简便。

自然图像抠图的闭合式求解算法根据图像相邻像素特征变换平滑的假设，对未知区域像素进行了假设，并根据用户提供的strokes标记生成的提示矩阵，推导出关于图像透明度 $\alpha$ 的代价函数，通过求解最小代价函数值获得全局最优的 $\alpha$ 值，相对于上一章节提到的Poisson matting算法，在解决局部抠图方面更加简单。但是本算法需要用户提供的strokes约束条件较精确，约束条件的选择对抠图效果有很大影响。

在深入学习了自然图像抠图的闭合式求解算法之后，本人通过进一步研究，认为通过改进算法可以进一步减少用户的交互信息，下一章会对改进算法进行详细的说明。



## 第四章 应用 Color lines 模型对闭合式求解算法的改进

### 4.1 引言

抠图问题属于典型的不适定问题,当需要对给定图像进行抠图时,则必然需要用户提供关于该图像的先验知识作为约束条件,使得方程可以求解。目前,为获取对原图像的先验知识,多数抠图算法均采用人工标记的方式,采用的标记方式可以分为trimap和strokes两种。trimap采用描绘边界的方式将图像粗略划分为前景区域、背景区域和待求的未知区域,此种方法将前景和背景已基本标记出来,两者之间的过渡区即为待求的未知区域,trimap有较明显的引导作用,人们容易知道应该如何划分出较优的trimap,trimap中未知区域越小,抠图效果就越好,而运行时间也会越小,但是获取细致的trimap划分则会耗费时间,而且对于用户而言过于复杂;相对而言,strokes标记则显得较为简单,能够较好地兼容一些特殊图像,其采用涂鸦的方式在图像上随意标记出部分前景区域和背景区域作为约束条件,剩余未标记部分则全部为待求的未知区域。但是由于其没有明确的引导,很多情况下人们并不清楚应该在何处标记。而基于strokes的抠图算法的抠图结果与其标记的位置紧密相关,因此经常由于标记位置的不合适而导致算法失败。此外,strokes方式的未知区域通常较大,因此算法耗时较多。

本文在深入研究了闭合式求解抠图算法之后,提出的基于Color lines模型的抠图改进算法,在保证抠图质量的情况下能够减少用户的交互信息,降低对用户标记位置要求的严格性。本章首先对Color lines模型的理论进行了详细的说明,并用程序对其进行了实现,该模型可以用于分割、图像颜色校正等多个方面。在实现该模型的基础上对闭合式求解抠图算法进行了改进,可以减少人工交互,实现无监督抠图。

### 4.2 颜色表示

颜色是光作用于人眼所引起的视觉感知现象,是不同波长的可见光辐射作用于人的视觉器官后所产生的心理感受,颜色分析是彩色图像处理的重要基础。我们知道颜色是一个强有力的描绘子,它常常可以简化目标物的区分及从场景中抽取目标,人们可以辨别几千种颜色的色调和亮度,相形之下只能辨别几十种灰度层次。色调反映颜色的类别,是光波混合中与主波长有关的属性,表示观察者接收的主要颜色,是区分不同颜色的特征属性。饱和度与所加白光数量成反比,表示颜色接近光谱色的程度,反映颜色的纯度。色调与饱和度一起称为彩色,而亮

度描述颜色是亮或暗的一种属性,是色彩明亮度的概念。如果两种颜色有相同的相关光谱组成,那么它们的不同仅仅在于它们亮度上的区别。因此颜色可以用彩色和亮度表征。形成任何特殊颜色需要的红、绿、蓝的量称作三色值。Helmholz在19世纪初就提出了颜色视觉的三原色模型<sup>[34]</sup>,适当选取三种基色(如红、绿、蓝),按不同的比例将它们进行合成,就可以引起不同的颜色感觉,合成彩色光的亮度由三个基色的亮度之和决定,三基色分量的比例则决定了颜色的色度。三基色彼此独立,任一种基色不能由其它两种基色配出。随着三基色选取的不同,可以构成任意多个颜色空间。确定颜色的另一种方法是用CIE色度,以红和绿函数表示颜色组成,对于红与绿的任何值,通过方程可以确定蓝色分量的值,因此色度图对彩色混合非常有用。

为了用科学的手段处理彩色信息,需要建立彩色模型。其用途主要是在某些标准下,用通常可以接收的方式简化彩色规范。本质上讲,彩色模型是坐标系统和子空间的规范。位于系统中的每种颜色都由单个点来表示,也称为彩色空间或彩色系统。因此,颜色模型是进行颜色信息研究的理论基础。独立性和均匀性是用于的彩色图像处理的空间必须具备的两个要求。其中,独立性是指对其中某个分量的处理不会导致其它分量相对于人眼感觉发生变化,即空间的三个分量相互独立;均匀性要求对颜色模型中的每一个分量来说,在不同取值处的相同改变量引起的视觉变化是相同的。建立一个能满足上述条件的颜色模型也是彩色图像处理与灰度图像处理的主要区别。

目前,常见的彩色模型有很多种,它们具有不同的特性,具有各自的优点和局限性,在实际中也有不同的应用。这些模型大体上可以分为两种,线性的和非线性的。线性模型中应用最广泛的是YCbCr、YUV和YIQ,非线性模型中,非常流行的又可以分为两组一组为HSV、HIS、和HSL模型,这些颜色空间将颜色分离成颜色的色调,饱和度(纯净度)和强度。另一组是CIE-LAB、CIE-LUV颜色空间,将颜色分成明视度和两个颜色坐标创建的一个感知均匀的颜色空间。

#### 4.2.1 几种常用的颜色表示方法

LAB是一种绝对的色彩空间,每一组L、a、b值就定义了一个精确度颜色,尽管是一个抽象值,但是如果在精确的显示设备下不依赖任何外部因素就可以准确表示颜色。

广泛应用于计算机视觉领域的HSV(hue, saturation, value)颜色空间<sup>[35]</sup>,是一种符合人类视觉感知特征的颜色模型,特别适合于人类肉眼对颜色的识别。HSV颜色空间的模型对应于圆柱坐标系中的一个圆锥形子集,圆锥的顶面对应于 $V=1$ 。它包含RGB模型中的 $R=1, G=1, B=1$ 三个面所代表的颜色较亮。色彩

H由绕V轴的旋转角给定。饱和度的深浅与色光中白光成分的多少有关，一种纯彩色光中加入的白光成分越少，其饱和度就越高，因而饱和度反映了某种色光被冲淡的程度。亮度是指人眼感受到的光的明暗程度。HSV颜色空间符合人眼对颜色的感知，该模型构成的是一个均匀的颜色模型，采用线性的标尺，颜色之间感觉上的距离与HSV颜色空间坐标上点的欧几里德距离成正比，而且模型中3个坐标是独立的，可以独立感知各颜色分量的变化。

在特定光照下由物体表面发射出的颜色是一个复杂的很难用模型模拟的连续方程。而人的视觉系统可以通过三类对不同波长敏感的锥状细胞对颜色进行采样，这些细胞（红色、绿色和蓝色视锥细胞）分别对 560nm, 530nm 和 420nm 的波长有最大灵敏度，不同的视觉细胞对三种波长的反应如图 4.1 所示。

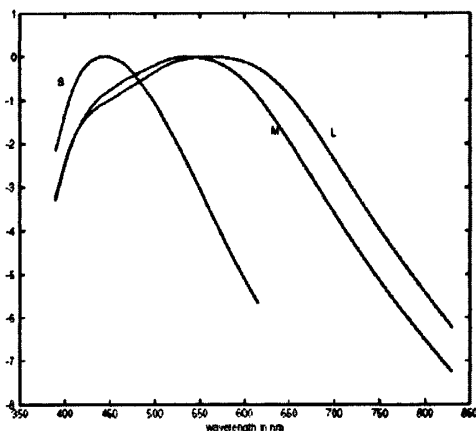


图 4.1 视锥细胞对不同波长的反应<sup>[36]</sup>

我们感受颜色的方式就是由于视觉系统对不同波长的光反应不同，基于单一变量原则，只要接受相同数目的光子，便有相同的反应，即使这个等数目的光子可能是来自于不同波长的色光，以不同比例被吸收。这一原则为我们提供了对颜色反应的一个简单而实用的模型，如果我们需要提供给观赏者一幅自然景物的图片时，我们不必精确地采用景物，不需要详细地描述每个物体的复杂的反射功能；相反的，我们只需用类似于人的视觉系统的传感器采样场景，然后可以显示图片，分别在 R、G、B 三种颜色的波长范围内重构颜色。由于这种原因，RGB 模型在图像的采集和显示方面应用广泛，RGB 颜色空间是彩色图像处理中最基础、最常用的颜色空间。RGB 颜色空间是一个三维的坐标空间结构，在 RGB 模型中，分别用红、绿、蓝表示三个坐标轴，每种颜色出现在红、绿、蓝的原色光谱分量中。

#### 4.2.2 RGB 模型表现的性质

我们知道，RGB 模型在图像的采集和显示方面应用广泛。但是 RGB 模型是非绝对色彩空间，通过红色、绿色与蓝色的混合生成各种颜色，但这些颜色不非是标准、精确的定义。在两个不同的计算机显示器或者其它的 RGB 设备上，同



一 RGB 图像看起来可能会大不相同。到目前为止,数码相机感应器对光照的反应是非线性的,由相机得到的图像的直方图一般都含有很大的噪声以至很难确认图像的清晰的结构。数字技术的进步就是为相机传感器提供一个更好的线性反映。当观察由现代相机获取的一幅图像的 RGB 直方图时可以观测到如图 4.2 的结构。

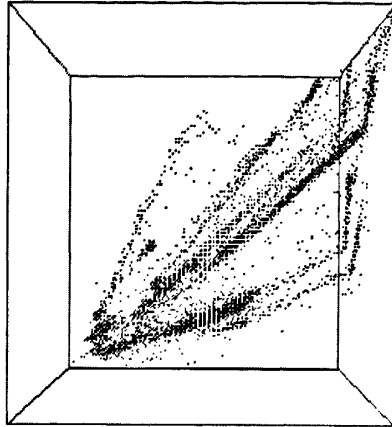


图 4.2 RGB 直方图

### 4.3 Color lines 模型的提出与实现

现有的数码相机的传感器对光照的反应都是非线性的。通过相机等设备获取图像,由于光照以及相机参数的影响,物体颜色在图像中表示有所变化,而用传统的颜色空间模型对图像的像素颜色进行表示并不准确。图像对应的 RGB 直方图就包含很多的噪声而且通过该模型很难确认明确的结构。随着数字技术的发展,相机传感器对光照的反应趋于线性,从上小节图 4.2 可以看出一定的结构。本节介绍 Color lines 模型的理论基础,优势以及实现方法。

#### 4.3.1 理论基础

大多数颜色模型假设真实的颜色形成线性颜色聚类,在 RGB 直方图空间中这些聚类相交于原点,这种假设是基于 lambertian 模型表面。根据这种假设,具有相同反照率颜色的像素的 R、G、B 的比例应该是一致的,而由于镜面反射的影响,一幅真实图片的直方图表明颜色聚类并不一定经过原点(如下文 4.3.3 小节中的图 4.8 (a) 所示)。

一幅图像是由很多参数构成的函数,其中重要的有:光源颜色、源几何、场景和目标几何,目标反射率和相机参数。假设所有物体都是朗伯反射型,我们可以将这些参数分成两组,一组包括几何参数,对滞留物体表面的光的波长无影响

而且只对达到相机的光强度有影响而对 R、G、B 的比率无影响；另一组是光源颜色、物体表面颜色和相机传感器对光的反应，其是影响颜色的主要因素。如果忽略第二组，只考虑几何参数时，参数变化仅会改变强度而不会影响颜色。假设相机具有线性传感效应，则物体上颜色一致的所有像素在 RGB 直方图中会在一条直线上。根据这一原则，颜色信息可以通过强度进行有效而准确的分离，而且方法简单。现代相机对很宽范围强度的光的反应都几乎成线性。在这个范围内，属于同一物体的相似颜色的像素在 RGB 颜色空间中基本在一条直线上，而不能使该模型用线性方程表示的两个原因是饱和和切断。作为经验法则，越好的相机，其线性反应的范围越大且越适合该模型。一个典型的传感器感应的表示如图 4.3。

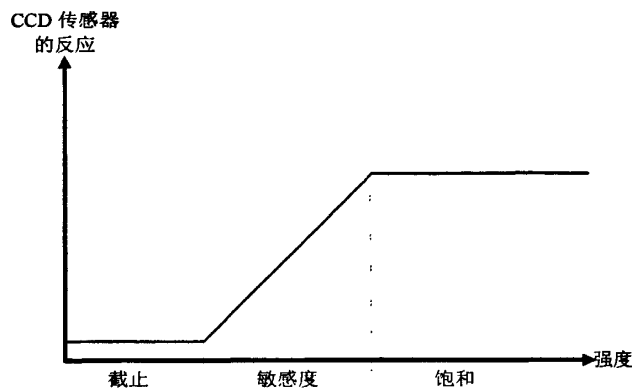


图 4.3 典型相机传感器对不同强度光的反应

图 4.4 为两幅通过两个不同的相机对同一物体在相同光照下获取的图像以及图片最能描述其对应的 RGB 直方图的颜色线段。我们可以看到，这些线不仅没有相交于原点，而且不同的相机获取的线段也略有不同。因而，我们可以发现这些相机获取的图像并没有保持色度学原理。

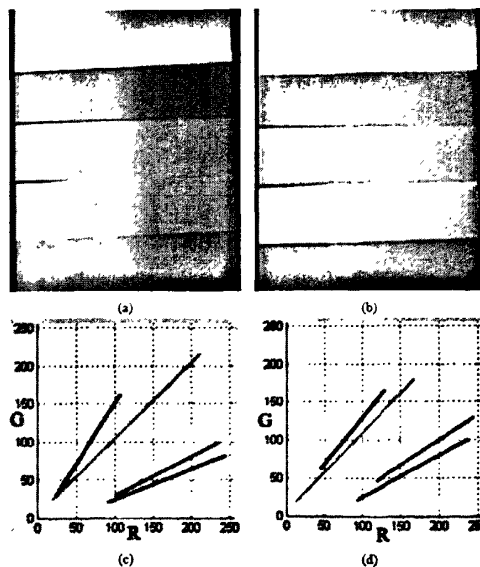


图 4.4 (a) 由索尼 TRV10E 获取的图片 (b) 为佳能 Optura 对同样场景获取的图片 (c) 和 (d) 为能够最佳描述上述两幅图片对应的直方图的颜色线的平面视图<sup>[36]</sup>

根据相机的物理模型可知，图像颜色应该使用三维空间中一般的仿射直线来表示而不是使用通过原点的特殊直线表示。如果一幅图像含有饱和色，我们将两部分颜色连接，创建一个简单的模型以描述单色自然物体图片中的饱和、非饱和以及色彩强度低的像素。我们可以将一组连接不同颜色部分的线视为过颜色线，用于表示过饱和的物体颜色。但是一旦三种颜色的传感器都是饱和时，我们就失去了颜色的信息，不能从直方图中恢复任何颜色。虽然从实际上讲低于传感器截止值的颜色强度一般很密集并且很难从中将不同颜色分离，但是理论上可以使用连接两种颜色以上的颜色线来表示低于传感器截止值的强度。图 4.5 表示了包含了五个颜色部分的颜色线，用以表示将饱和色连接成表示物体颜色的一种主色。

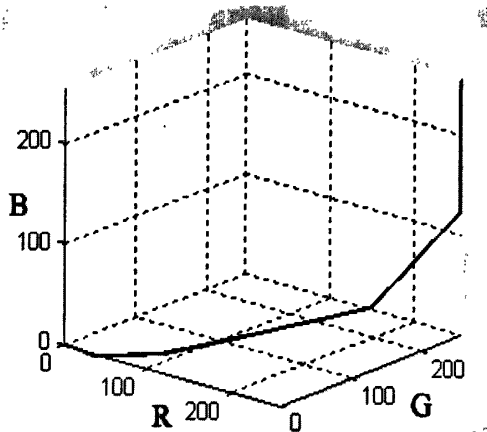


图 4.5 由五个颜色部分组成的颜色线

#### 4.3.2 同其他颜色模型的性能比较

本文认为用 RGB 空间的颜色线来构建由数码相机获取的图片的颜色线模型要优于其他的线性或非线性模型，该模型可以克服数码相机造成的不准确性。为对不同颜色模型进行比较，我们通过使用不同的颜色模型将一幅图像手动分割成各部分，然后通过各分割结果可以选择出最好的模型。在 HSV 和 CIE-LAB 颜色空间，每种颜色对应的模型是一个 2 维空间内的点；在 Nrgb 空间，三维空间内为一条过原点的直线，在二维平面内则为一个点；对于颜色线模型，则是一条颜色线。根据不同的颜色表示，将每个像素归类于其最接近的模型。用这种方法，仅用颜色信息便完成分割。

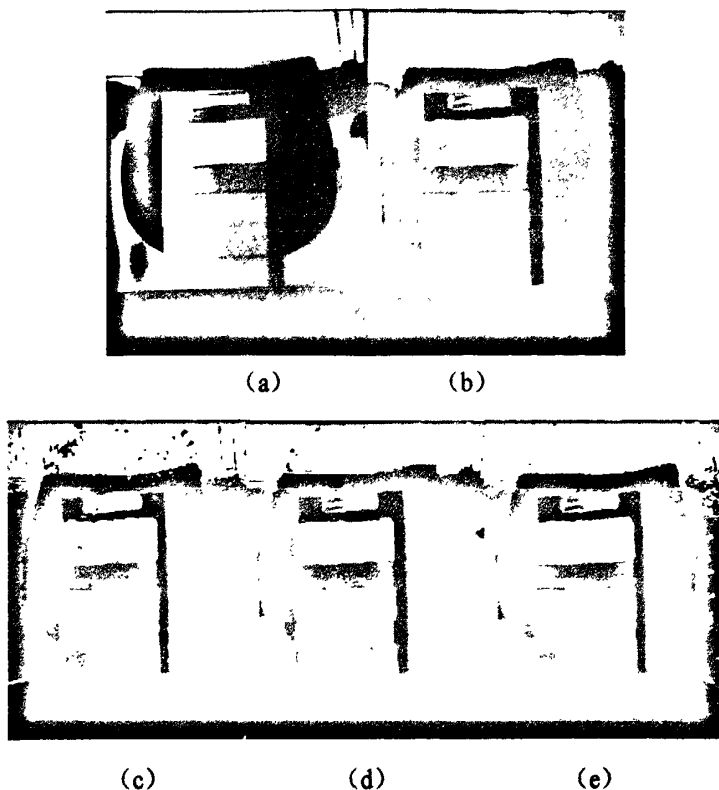


图 4.6 (a) 原始图片 (b) 颜色线模型分割结果 (c) HSV 模型分割结果  
(d) CIE-LAB 模型分割结果 (e) Nrgb 模型分割结果

### 4.3.3 颜色线模型的算法实现

本节主要阐述本人对于图像的颜色线模型的实现过程。本文参考了 Ido Omer 等人提出颜色线模型时提出的计算颜色线的算法<sup>[37]</sup>，编写程序实现。基本思路是直接对图像的直方图通过从原点开始不同距离处做半球面进行切分，对切分的每层球面求解球面与直方图交点中的局部极大值点，这些极大值点即为模型线的点，最后根据颜色线模型匹配这些点以形成线。以图 4.7 为例，详细叙述本文对于颜色线模型的实现过程。

第一步，首先是求图像在 RGB 空间点颜色直方图，得到彩色图像中各颜色值的累积值（如图 4.8(a)）；

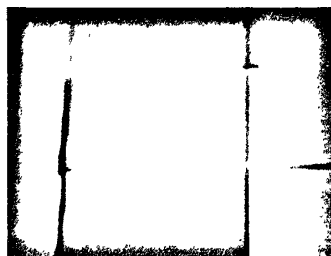


图 4.7 由相机获取的自然图片

第二步,由上文分析可知,一幅图像的像素颜色投影到 RGB 空间,形成长条状的聚类,为获取到等高位置的像素值,我们用球面对直方图进行切片,本文采用以 RGB 空间的 R, G, B 三坐标的原点为球心,半径  $r$  从 1 按照合适值不断增加的半球面,对上述步骤所求的直方图进行逐层切片,由于空间直方图中的非零点与每层球面相交,通过记录这些交点的空间坐标,可以得到直方图中该颜色点的空间位置(如图 4.8(b)所示);

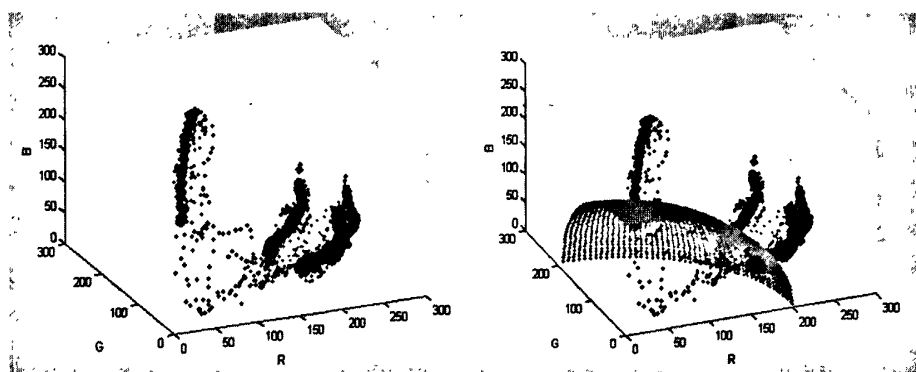


图 4-8(a) 图片 4-1 的颜色直方图

(b) 对直方图的切片过程

第三步,对每层切片交点的记录值处理,本文根据记录点的欧氏距离,设计算法进行聚类,将得到的交点能够根据点在每层的分布情况分成标记成不同的簇,由于这些记录点的值代表图像在直方图中该空间点的投影个数,求取各个簇类中的点的极大值,就得到了图像像素在直方图中投影最多的空间位置,记录这些局部极值点的在 RGB 直方图中的空间位置,即其 R, G, B 的三坐标值,通过此步骤我们将颜色相似的信息压缩,提取出各颜色段在图像中占有最高比例颜色的坐标;

第四步,根据上步得到的直方图空间中的各极值点,算法设计,将这些空间点分类为若干条线,这样就实现了图像的颜色线模型;在此处我们通过 RANSAC 算法<sup>[38-40]</sup>对这些极值点进行拟合,获取空间线段,并将这些分属于不同线段的点标记。我们知道 RANSAC 算法的基本假设是样本中包含正确数据(inliers),也包含异常数据(Outliers, 偏离正常范围很远、无法适应数学模型的数据)。

对二维数据处理的 RANSAC 的基本思想是先从样本数据中选取符合模型参数的最小样本  $S$  作为最小抽样集合,并初始化模型,然后设置一个阈值,从剩余样本中获取满足该阈值条件的数据集合,该集合同最小抽样集合构成一致集,如果该一致集大于  $N$  (符合条件的最小点数要求),则认为模型参数正确,并且将一致集记录并且从数据集合除去,将剩余数据作为总集合重新随机抽取新的  $S$ ,计算新的模型重复以上过程,在完成一定的抽样次数后,若未找到一致集则算法失败,重新选取最小样本点  $S$  重复上述过程,当剩余数据个数小于一定数值时停止计算,算法结束。

由于本文中得到的直方图中的极值点坐标值是三维的，所以我们需要在二维算法基础上进行改进实现对空间点拟合直线的 RANSAC 算法，我们通过对每个面上的坐标进行直线拟合找到线再通过最后将三个面上标记的线进行最终匹配得到空间的直线，并将不符合要求的点弃掉，这样就实现了图像颜色空间的 Color lines 模型（如图 4.9 所示）。

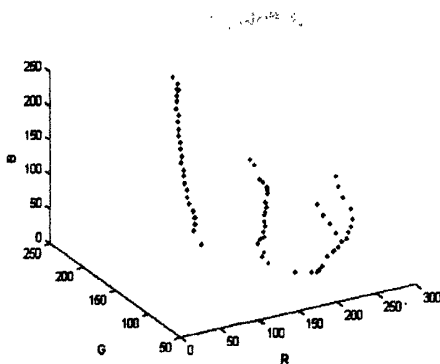


图 4-9 由图片 4-7 对应的颜色直方图获取的颜色线模型

#### 4.3.4 模型应用

Color line 模型相对于其他普通模型有诸多的优点：使用模型中的颜色线可以充分地表示图片中的一类颜色，并且这种表示形式信息简约易于处理。该模型可以应用于分割、图像饱和色颜色校正、颜色增强以及编辑感兴趣物体颜色等很多方面。

这里我们只列举一个用于图像分割的实验，将其与基于 LUV 颜色空间的 mean shift 图像分割进行对比。下图 4.10 中(a)原图、(b)mean shift 分割结果来自参考文献<sup>[41]</sup>，(c)为应用 Color lines 模型获取的分割结果。

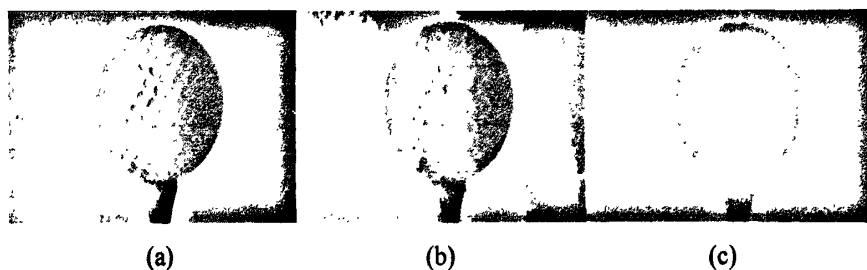


图 4.10(a)由相机获取的原图片(b)LUV 颜色空间下应用 mean shift 分割结果(c)应用颜色线模型分割结果

Color lines 模型能够克服图像采集过程中造成的颜色失真，同计算机视觉中传统的颜色表示方法相比有很多优势，其对噪声和异常值不敏感，因而在今后的研究中定能够成为一个研究的热点。

## 4.4 结合 Color lines 模型的抠图改进算法

### 4.4.1 改进算法的理论基础

闭合式求解抠图算法采用 strokes 标记, 根据人工交互提供的信息确定目标像素和背景像素作为约束条件, 由这些约束条件构成关于像素颜色透明度的代价函数, 通过求解代价函数的最小值求解  $\alpha$ 。通过研究, 我认为应用 Color lines 模型中的颜色线可以将图像中的主颜色像素信息表示出来。因而可以通过提取图像 RGB 直方图的颜色线模型提取出图像的主颜色像素, 这样我们只需要人工标记几个像素点作为目标像素和背景像素, 编写算法使这些像素同颜色线匹配, 确定图像中属于目标和像素的颜色线, 从而可以自动确定颜色线对应的像素所属区域, 然后通过这些已知信息构成关于  $\alpha$  的代价函数, 最终求解  $\alpha$  值。

### 4.4.2 算法步骤

第一步, 输入图片, 为获取良好的抠图效果, 在这里我们对图像进行预处理, 通过 K. Schluns 和 A. Koschan<sup>[42]</sup>提出的全局和局部亮度分析法对图像中由于镜面反射造成的亮色进行处理;

第二步, 求图像的 RGB 颜色直方图, 如果图像中噪声过多, 获取的直方图中可能会存在相邻颜色聚类间有一定的连接的情况, 可以先对图像进行滤波处理或者忽略图像中边缘处的像素从而获取到适当的直方图;

第三步, 对直方图进行切片处理, 记录每次切片与直方图中点的交点;

第四步, 对切片中的交点聚类, 求极值点并且根据所有切片求取的极值点获得RGB颜色空间的color lines;

第五步, 前四步实现对图像的颜色线提取过程后, 用户选取能够代表图像中要提取的前景目标的颜色的像素点(标记为目标像素)及要作为背景的颜色像素点(标记为背景像素)作为约束条件, 设置阈值, 将这些像素与所求得的颜色线进行匹配, 如果像素颜色与颜色线上代表的颜色坐标差值小于阈值要求, 我们认为颜色线与标记像素匹配, 从而可以判别颜色线属于目标或背景, 这样由颜色线对应的颜色点作为目标像素和背景像素的样本集合, 就自动生成了strokes;

第六步, 将上步获取的目标和背景样本集合对应 $\alpha$ 值分别设为1和0, 构建代价函数公式, 求解代价函数最小值, 获取全局最优的 $\alpha$ 值。

### 4.4.3 算法实现与实验分析

本节我们通过一组实验结果来说明改进后图像抠图算法的完善之处以及抠图

效果。我们一共使用了5幅自然图片（分别记为T1-T5）分成了两组来进行实验。本节所设计的所有算法都是在matlab里实现。

实验一：目的：检测改进算法的性能，抠图效果。

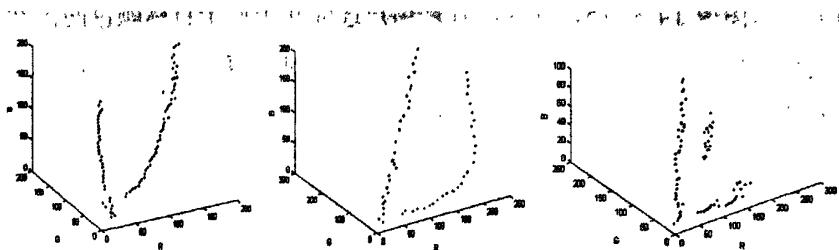
首先输入图像 T1、T2 和 T3，读入图片后用户选取几个属于目标颜色的像素和背景颜色的像素作为约束条件（目标像素由白点标记，背景像素由黑点标记），运行程序可以得到  $\alpha$  值以及最终的前景提取结果。



(1)输入图像 T1

(2)输入图像 T2

(3)输入图像 T3



(4)T1-颜色线模型

(5) T2-颜色线模型

(6)T3-颜色线模型



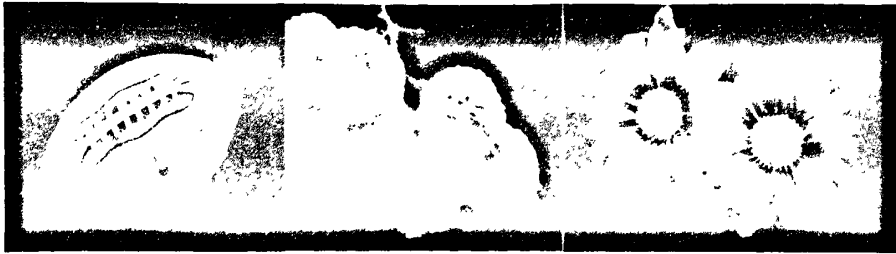
(7)T1 约束条件

(8)T2 约束条件

(9)T3 约束条件

(10)T1 对应的  $\alpha$ (11)T2 对应的  $\alpha$ (12)T3 对应的  $\alpha$





(13)T1 前景提取结果      (14)T2 前景提取结果      (15)T3 前景提取结果

图 4.11 应用改进算法对图片 T1-T3 进行抠图的过程演示

由实验结果可以看出，本程序通过用户提供简单的交互信息，就可以获取最后的抠图效果，与其他算法相比，该算法实现了无监督自动抠图。但是通过观察本实验中 T3 图片获取的抠图结果发现，对于目标和背景中包含相同颜色的图片，可能会造成算法准确率下降。

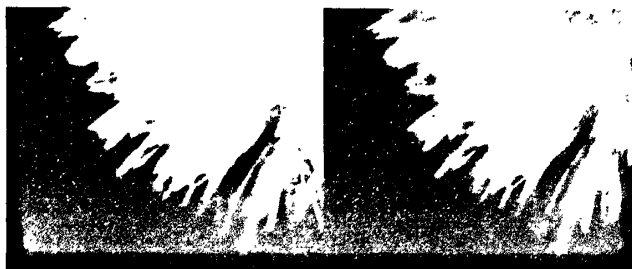
实验二：目的：与闭合式求解抠图算法进行比较。

首先输入图像 T4 和 T5，读入图片后用户选取几个属于目标颜色的像素和背景颜色的像素作为约束条件，运行程序可以得到  $\alpha$  值以及最终的前景提取结果，并与通过原闭合式求解抠图算法进行比较。



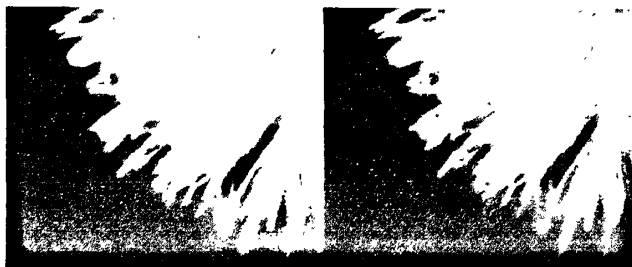
输入自然图片 T4

输入自然图片 T5



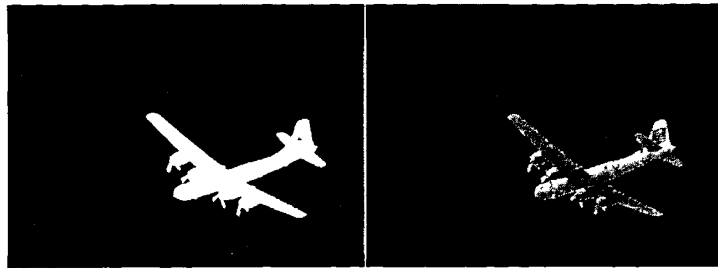
改进后方法 T4 的掩模值

T4 前景抠图结果



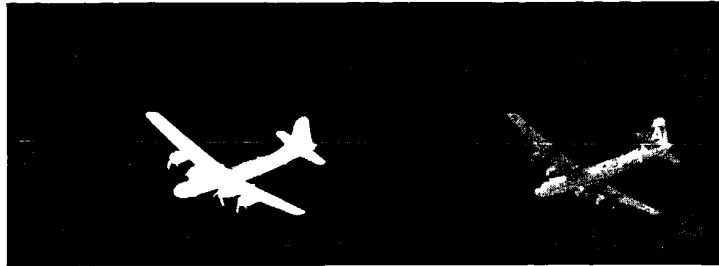
原闭合式求解算法 T4 的掩模值

T4 前景抠图结果



改进后方法 T5 的掩模值

T5 前景抠图结果



原闭合式求解算法 T5 的掩模值

T5 前景抠图结果

图 4.12 改进后算法与原闭合式求解算法针对

T4、T5 两幅图片获取的抠图结果的比较

通过实验二的两组图片比较，我们可以看出同原闭合式抠图算法相比，改进后的算法在减少了用户手动绘制 strokes 过程的情况下，也能取得很好的效果。但是对于自然图像中细节部分过于细致的图片，如本组实验中的 T4 图片，改进后算法获取的结果与原算法相比，细节部分稍有损失，这种现象是由于生成 Color lines 模型时，颜色线的获取不够精确，因而需要对生成颜色线的算法进一步改进，以充分利用颜色线模型的优势，减少用户手动绘制过程仍能获取准确的效果。

#### 4.5 本章小结

本章首先结合前两章内容，分析了现有抠图技术对于人工交互过程的依赖以及由于人工绘制不准确而产生的抠图效果的不理想。然后提出了将 Color lines 模型同现有的闭合式求解抠图算法相结合的思想：首先主要讲解了 Color lines 模型理论，以及颜色空间等相关知识，并且详细阐述了本人对于该模型的实现过程，简要讲述了其可以应用的领域，并将该模型与其他颜色模型在相同领域实验效果进行了比较，说明了该模型的优越性；最后将该模型应用到图像抠图技术中，实现了 Color lines 模型同闭合式求解抠图算法的结合，完成本人对于图像抠图算法改进的想法，阐述了算法的具体实现步骤，并且通过实验证明了改进算法在减少人工交互过程，实现无监督前景提取的同时，取得很好的抠图效果。

RGB 空间的 Color lines 模型能够很好的将图像中的颜色信息提取出来，通过求取图像的 Color lines，我们可以将自然图像中的噪声部分，以及图像物体边缘部分剔除，提取出主要的颜色信息，这样将其应用到图像抠图中，能够克服抠图

算法对用户交互信息的依赖，降低获取提示图像的复杂性。通过实验可以看出将该模型与抠图算法结合，仅需要很少的用户交互而不需要绘制 strokes，就可以有效地完成图像目标提取，并且取得很好的抠图效果。但是对于图像中存在如毛发等的细节部分时，抠图效果并没有原算法那样精准。造成这种结果的原因是在由于细节部分的颜色收到背景的影响很大，而且区分度低，在构建颜色线模型时不够准确所致，所以本人会进一步研究，希望能够优化程序，以取得更好的效果。

## 第五章 总结与展望

### 5.1 总结

在现代社会中,随着传播媒体的不断涌现与发展,对图像后期处理的形式和要求也增多。利用各种技术将摄像机拍摄的图像与计算机制作的虚拟场景完美地结合起来,创造出视觉真实的虚拟世界。虚拟演播室等影视制作系统在广播电视行业已经得到了广泛的应用。但是由于对环境条件要求的苛刻性,一般性的应用无法达到虚拟演播室的要求,这样就极大的限制了虚拟演播室中抠像技术的应用的范围,因而近年来对于图像提取技术的研究改进一直是计算机视觉的一个热点问题。

前景提取技术是一种在图像中将前景对象提取出来的技术,经历了很多年的发展,并被广泛应用于电影、电视、出版和摄影等领域。随着技术的发展,我们可以在单个像素级上来指定前景和背景,从而获取到前景目标。

图像分割算法只能得到像素级别上的目标提取结果,对于复杂目标边缘提取要求较高的图像,会造成边缘特征缺失。在现有抠图算法中,大多数算法在Graph cuts分割的基础上进行改进,首先应用Graph cuts算法获取到图像前景目标的二值图片,对其进行膨胀腐蚀处理将其作为trimap约束条件,最终获取到图像的掩模值,但是这种算法在对二值图像进行处理的过程中会造成很多信息量的丢失,对于边缘处细节较多(如毛发等)的图片,不能够得到很好的效果,甚至算法失败。自然图像抠图的闭合式求解算法通过求解代价函数最小值能够获取全局最优的图像掩模值,本文在深入学习了该算法之后,将Color lines模型与之结合,对算法进行改进,使在保证抠图质量的同时,可以减少用户的交互信息,实现无监督抠图。

### 5.2 展望

本文是作者对研究生学习阶段的总结,希望其中的成果能对他人的研究提供一定的参考价值。但由于时间和研究水平的限制,仍然有许多方面需要进一步的研究和更加深入的探索。

第一,本文中对于Color lines模型进行了学习,并且通过算法将该模型实现并且可以应用于图像分割等方面,但是对于该模型的实现,由于水平有限,对于颜色种类过多的复杂图片在获取其对应该模型的颜色线时可能会有缺失,因而在一定程度上会造成颜色信息的丢失,因而希望在今后的学习研究中能够改进算法,

对于复杂图片也能够获取到其较完全的颜色信息；

第二，改进后的图像抠图算法的执行时间。闭合式求解抠图算法从算法完成时间以及抠图效果上来看都是一个很好的算法，本人通过研究学习，希望能够对其进行改进减少对人工交互信息的依赖，实现无监督抠图过程，因而通过研究学习，将 Color lines 模型应用到抠图算法中，完成了算法改进，但是从算法执行时间上来讲，改进后的算法因为增加了图像颜色线的提取过程，因而消耗的时间较长，希望能够通过进一步的研究使得时间能够有所减短，实现高效的无监督抠图过程。

## 致谢

谨向所有关心、爱护、理解、支持和帮助过我的老师、朋友和家人致以诚挚的感谢!

首先我要诚挚地感谢我的导师姜光老师,考入西安电子科技大学以来,恩师的悉心指导和严格要求,让我受益匪浅,也正是由于这一点,才使我得以完成研究生期间的研究工作和本论文的设计。姜老师严谨的治学态度、渊博的学识和对于新知识的敏锐观察力必将对我今后的工作和生活产生深刻的影响。姜老师创造的宽松民主的学术氛围、仁爱和谐的工作环境也极大地激发了我的创新意识和进取精神;他的睿智、勤谨、谦逊、正直,将永远是我今后为人、工作的楷模。在论文的撰写过程中,姜老师严格要求并提出了许多宝贵的意见和建议,最终使得论文顺利完成。在论文顺利完成之际,谨向姜老师致以深深的谢意。

衷心感谢焦晋生师兄、姜长龙师兄、张庚师兄、杨劼师兄、易凯师兄、袁野师兄和张磊师姐在我课题研究过程中以及生活中给予的指导和帮助,他们深厚的专业知识、敏锐的洞察力以及活跃的学术思维,给我留下了深刻的印象,并且深受启发。

非常感谢王瑞岩博士在学术研究以及论文撰写中给予的指导;感谢贾林师弟在文献翻译中给予的支持;感谢和我一同进入实验室的兄弟姐妹们,他们是侯风芝、娄中余、杨帅、张鹏、王剑钢、王杜鹃、冯丰及实验室所有朝夕相处的师弟师妹崔兆鹏、刘克非、段凌昊、高芬、肖慧敏、张萌,日常生活与交往中,大家互相帮助,互相鼓励和学习,跟他们在一起的日子,我学到了很多,很感谢能和他们共同走过这两年多研究生学习的日子。

感谢我的挚友们:崔雪、李荣果、奉玉丽、董云星、郭清衍,还有即使在本科毕业大家各奔东西之后,在生活上当我遇到了烦恼,依然给了我极大的帮助与鼓励的本科舍友王力伟、杨晓宇和赵航。

特别感谢我的亲人们,衷心感谢家人对我的养育之恩,他们的辛勤劳作和始终如一的关爱和鼓励,是我成长的莫大恩泽;非常感谢所有的亲人们对我一直的照顾和支持,没有他们的帮助我无法顺利完成学业!

最后,再次感谢所有关心我、爱护和帮助过我的老师、亲人、朋友和同学!



## 参考文献

- [1] 马颂德 张正友. 计算机视觉-计算理论与算法基础. 第二版. 北京东黄城根北街 16 号: 科学出版社, 2003. pp.1-34.
- [2] 张文哲. 基于区域生长的 Poisson 抠图技术. 山东科技大学硕士学位论文. 2006, pp.1-5.
- [3] T. Porter and T. Duff. Compositing Digital Images. Computer Graphics . Number 3. July 1984, Vol.18 . pp.253-259.
- [4] Boykov Y and Jolly M-P . Interactive graph cuts for optimal boundary region segmentation of objects in N-D images. In Proceedings of ICCV'2001. 2001 .
- [5] Rother C, Kolmogorov V and Blake A. "grabcut"-interactive foreground extraction using iterated graph cuts. ACM TOG. 2004, vol.23(3). pp .309-314.
- [6] Kohli P and Torr PHS . Efficiently solving dynamic markov random fields using graph cuts . In Proceedings of ICCV'2005 . 2005.
- [7] Grady L. Space - Variant Computer Vision: A Graph-Theoretic Approach . PhD thesis, Boston University . Boston, MA . 2004.
- [8] Boykov Y and Kolmogorov V. An experimental comparison of min-cut/max-flow algorithms for energy minimization in vision . IEEE Trans. an Pattern Recognition and Machine Intelligence . 2004 , vol.26(9) . pp.1124 - 1137.
- [9] Wang S and Siskind JM. Image segmentation with minimum mean cut. In Proceedings of ICCV'2001 . 2001, vol.1. pp.517 - 524.
- [10] Boykov Y, Kolmogorov V and Criminisi A . An integral solution to surface evolution pdes via geo-cuts . In Proceedings of Ninth European Conference on Computer Vision . 2006 , pp.409 - 422.
- [11] A. Levin, D. Lischinski and Y. Weiss. A closed form solution to natural image matting. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence . 2006.
- [12] 李闻, 韩国强, 顾国生 . 一种融合图像合成的抠图算法技术 . 计算机应用研究. 2009,12,26(12).
- [13] Linda G.Shapiro, George C.Stockman 著, 赵庆杰等译. 计算机视觉. 第一版. 北京市西城区百万庄大街: 机械工业出版社, 2005. pp.207-224.
- [14] M. Chapron. A new chromatic edge detector used for color image



- segmentation. IEEE International Conference on Pattern Recognition, A, 1992, pp. 311-314.
- [15] F. Perez and C. Koch. Toward color image segmentation in analog VLSI: algorithm and hardware. International Journal of Computer Vision. 1994, vol.12 (1) . pp.17-42.
- [16] S. Ji and H. W. Park . Image segmentation of color image based on region coherency . IEEE International Conference on Image Processing . 1998 , vol.1. pp. 80-83.
- [17] L.Sobel. Camera Models and Machine Perception. PhD theses, Stanford University . 1970.
- [18] J. Prewitt . Object Enhancement and Extraction . Picture Process. Psychopict . 1970 . pp.75-149.
- [19] D. C. Marr and E. Hildreth . Theory of Edge Detection . Proc. Roy. Soc . London. 1980 , vol. B275 . pp.187-217.
- [20] John Canny . Finding Edges and Lines in Images . MIT Artif. Intell. Lab., Cambridge, MA, Tech. Rep . 1983 , AI-TR-720.
- [21] John Canny . A Computational Approach to Edge Detection . IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence . Novmber 1986 , Vol. PAMI-8, Vol. PAMI-8 . pp.679-697.
- [22] R. Ohlander, K. Price and D R. Reddy . Picture segmentation using a recursive region splitting method [J]. Computer Graphics and Image Processing . 1987 , vol. 8 (3) . pp.313-333.
- [23] Vance Faber . Clustering and the Continuous K-Means Algorithm [J] . Los Alamos Science 1994(22) , pp.138-144.
- [24] R. C. Gonzalez 等著 阮秋琦等译. 数字信号处理 . 第二版 . 北京市海淀区万寿路: 电子工业出版社, 2003. pp.496-498.
- [25] A. Smith and J. Blinn . Blue screen matting . In SIGGRAPH96 . 1996, vol.8 pp. 256-268.
- [26] A. Berman , A. Dadourian and P. Vlahos. Method for removing from an image the background surrounding a selected objected. U.S. Patent 6,134,346, 2000.
- [27] A. Berman , P. Vlahos and A. Dadourian . Comprehensive method for removing from an image the background surrounding a selected object. U.S. Patent 6,134,345, 2000.
- [28] M. A. Ruzon and C. Tomasi . Alpha estimation in natural images. In CVPR

2000. 2000,6 , pp. 18-25.
- [29] M. Orchard and C. Bouman. Color quantization of images. *IEEE Trans. on Signal Processing* . 1991,12 , 39(12) . pp.2677-2690.
- [30] H. Peter, H. John and R. David . Alpha channel estimation in high resolution images and image sequences . In *Proceedings of CVPR, 2001, volume I* . pp. 1063-1068.
- [31] Sun Jian, Jia Jiaya and Tang Chi-Keung . Poisson matting . *ACM Transactions on Graphics* . 2004, vol.23(3).
- [32] Levin, D. Lischinski and Y. Weiss . Colorization Using Optimization . *ACM Trans. Graphics* . 2004.
- [33] J. Wang and M. Cohen . An iterative optimization approach for unified image segmentation and matting . In *Proc. IEEE Intl. Conf. on Computer Vision. 2005 , Vol. 2* . pp. 936 – 943.
- [34] Helmholtz H. von and J. Southall . *Treatise on physiological optics[M]* . New York: Dover . 1964, 1-5.
- [35] Haim Levkowitz and Gabor T. Herman .Color scales for image data[J] . *IEEE Computer Graphics and Application* .1992, vol.12(1). pp.72-80.
- [36] I. Omer. Image Specific Color Representation: Line Segments in the RGB Histogram. Msc. Thesis of the Hebrew University of Jerusalem.
- [37] I. Omer and M. Werman. Color Lines: Image Specific Color Representation. *Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, 2004 , Vol.2* . pp.II-946 - II-953.
- [38] M. A. Fischler and R. C. Bolles. Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography . *Comm. of the ACM* 24. 1981,6, pp.381—395.
- [39] David A. Forsyth and Jean Ponce. *Computer Vision, a modern approach*. Prentice Hall. ISBN 0-13-085198-1. 2003.
- [40] Richard Hartley and Andrew Zisserman . *Multiple View Geometry in Computer Vision*, 2nd edition, Cambridge University Press . 2003.
- [41] Mean Shift color image segmenter. <http://www.caip.rutgers.edu/meer/RIUL/uploads.html>.
- [42] K. Schlüns and A. Koschan . Global and local highlight analysis in color images. in *Proc. Conf. Color Graphics Image Processing, 2000, vol.1* . pp. 300–304.

