

# 基于颜色和纹理信息的快速前景提取方法

穆亚东 周秉锋

(北京大学计算机科学技术研究所 北京 100871)

**摘 要** 近年来, 研究者们提出了许多算法来处理前景提取和图像抽取问题. 然而, 这些算法存在许多共同缺点: 需要三元图作为输入、计算时间过长、大部分算法仅仅使用颜色信息等等. 在这篇文章里, 作者提出了一种新的快速多层次前景提取方法. 首先, 应用一种改进的多层次图分割算法, 将输入图像粗略地分割为前景和背景两个部分. 然后, 使用信念传播算法 (belief propagation) 估计前景/背景交界处像素的不透明度. 不同于通常的信念传播算法, 在平滑项和颜色项之外, 作者通过构造灰度共生矩阵引入了纹理信息. 鉴于数码相机图像的分辨率仍在持续快速增长, 作者提出的多层次图分割算法可以在加速上述计算过程的同时, 获得可以和当前许多算法相媲美的局部最优解. 实验结果证明文中所提出的算法对于大尺寸图像尤其有效.

**关键词** 分层图分割; 信念传播; 共生矩阵; 马尔可夫随机场

**中图法分类号** TP391 **DOI 号**: 10.3724/SP.J.1016.2009.02252

## A Fast Object Extraction Method Based on Color and Texture Information

MU Ya-Dong ZHOU Bing-Feng

(Institute of Computer Science and Technology, Peking University, Beijing 100871)

**Abstract** In recent years researchers have developed many algorithms for object extraction and image matting. However, previous approaches usually require trimaps as input, or consume intolerably long time to get the final results, and most of them just consider the color information. This paper proposes a novel fast hierarchical object extraction method. First the input image is segmented roughly into two regions: foreground and background, using a modified hierarchical Graph Cuts algorithm. After that, the opacity values for the pixels nearby the foreground/background border are estimated using belief propagation (BP). Unlike traditional BP-based approaches, besides the smoothness and color constraints, the texture information is introduced by building grayscale co-occurrence matrices. Moreover, considering the fact that the resolution of photographs taken by digital cameras continues to increase at a rapid and steady pace, the modified version of hierarchical Graph Cuts proposed in this paper could accelerate the above-mentioned computation process, getting a comparably satisfactory local optimal solution as previous approaches. Experiments show that the method is effective and efficient especially for large images.

**Keywords** hierarchical graph cuts; belief propagation (BP); co-occurrence matrix; Markov random fields

## 1 引言

图像抽取技术在个人相片编辑、影视制作、广告设计、相片蒙太奇(photo Montage)等领域有着广泛的应用. 对于待处理的图片, 图像抽取技术的目标在于计算每一个像素的前景颜色、背景颜色和透明度, 也即:

$$\mathbf{I}(x, y) = \alpha F(x, y) + (1 - \alpha)B(x, y),$$

其中,  $\mathbf{I}(x, y)$  是  $(x, y)$  处像素的颜色向量,  $F(x, y)$  和  $B(x, y)$  为前景和背景颜色,  $\alpha$  的值则对应于像素的不透明程度. 在上面的等式中, 只有  $\mathbf{I}(x, y)$  是已知的, 所以显然这是一个欠定问题, 需要引入其它的辅助条件加以解决. 常见的手段包括三元图(trimap)和用户交互. 例如, 在文献[1-2]中, 用户必须提交待处理图片的三元图作为辅助信息. 而在文献[3]中, 用户通过笔画(stroke)将部分区域指定为前景或者背景, 并在此基础上构造出前景和背景部分的灰度直方图, 作为确定其余像素的不透明度的依据, 而文献[4]则做了进一步简化, 用户只需要提供含有前景区域的包围盒即可.

日常待处理图片的尺寸往往偏大, 而现有的算法大多无法在计算速度和准确性之间取得一种较好的权衡, 在前人工作的基础上, 我们提出了一种快速图像抽取算法, 使用改进的多层次图分割(Graph Cuts)算法完成图像的粗略分割, 随后, 进一步利用信念传播算法计算边界部分的不透明度, 在这一过程中通过共生矩阵(co-occurrence matrix)来转载纹理信息.

## 2 相关工作

### 贝叶斯方法

这种方法<sup>[2]</sup>将图像抽取问题放入到贝叶斯框架中, 使用 MAP(Maximum A Posteriori)方法加以推断. 用户提供一幅三元图  $T = \{T_B, T_U, T_F\}$ .  $T_B$  和  $T_F$  分别是用户指定的背景和前景区域. 图像抽取问题转化为对  $T_U$  中的像素估算其前景色、背景色和不透明度. 贝叶斯图像抽取在很多情况下可以得到高质量的处理结果.

### 泊松方法

文献[1]和贝叶斯方法一样需要用户提供三元图作为输入, 并且假定前景和背景图像是光滑变化的. 由此假设出发,  $\alpha$  值的梯度和图像的梯度之间近

似为正比例关系. 图像抽取问题可以转化为变分问题的形式, 并通过泊松方程加以求解. 然而, 对于复杂的图像, 上述假设在前景/背景临界处往往不成立, 图像梯度的大小不可忽略. 因此, 在上述全局优化方法之外, 需要提供局部编辑工具.

### 图分割方法

文献[3]为  $N$  维图像的交互式分割问题的解决提供了一种新的思路. 和以上两种方法不同, 用户不需要提供三元图, 而仅仅指定部分像素为“前景”或者“背景”, 作为图像分割的硬性限制(hard constraints). 此外, 软性限制(soft constraints)来自边界和区域信息. 通过一种巧妙的构建方式,  $N$  维图像的分割问题被转化为图论中的最大流-最小割问题, 使得二者的最优解是彼此等价的. 此外, 对于分割结果不合理之处, 用户可以通过增加或者减少硬性限制(修改图中对应边的权重)来优化视觉效果. 图分割方法也广泛使用于图像恢复、立体匹配、纹理合成等领域.

### GrabCut 方法

文献[4]提出了 GrabCut 方法, 对图分割方法进行了两方面的改进. 首先, 对前景和背景部分的建模采用混合高斯模型(GMM), 而不是构造灰度直方图, 这样就可以描述更加复杂的 RGB 彩色图像区域. 其次, 用户只需指定前景相关区域, 而不必指定背景区域. 这意味着可以大大减少使用者的交互工作. 这种方法对于比较复杂的边界(例如动物的皮毛)的处理常常不够理想, 因此, 作者提供了一种边界抽取工具, 然而由于引入了参数函数, 只能适用于比较平滑的物体边界.

### 迭代信念传播方法

文献[5]首次将信念传播算法(Belief Propagation, BP)<sup>[6-7]</sup>用于解决图像抽取问题. 在这篇论文中, 作者采取了迭代优化求解的方法. 和 GrabCut 一样, 用户首先指定某个区域的像素为前景或者背景. 整体的优化问题被归约为条件随机场(Conditional Random Field, CRF)问题, 在每一次迭代步骤中, 待处理区域近似为马尔可夫随机场(Markov Random Field, MRF), 并通过 BP 算法求出新的  $\alpha$  图. 这种方法对于很多图像取得了良好的效果, 并可以扩展到视频领域. 然而, 对于前景和背景趋同的情况, 处理结果并不理想. 对于一般的图像( $640 \times 480$ ), 需要费时 15~20min, 即使经过充分优化之后, 仍然需要 20~30s 的运行时间. 此外, 该方法没有利用图像的纹理等信息. 研究者们随后提出了算

法克服上述缺陷. 其中, 代表性的工作为文献[8], 第一次实现了基于笔画(stroke)的连续  $\alpha$  的计算, 并且可以高效地扩展到视频领域.

### 3 算法综述

随着摄影器材制造技术的发展, 日常数码相机的像素大多在五百万左右, 对于现在的大多数图像抽取算法来说, 这意味着用户必须等待几分钟乃至更长的时间以得到最终的计算结果, 因此迫切需要一种算法能够取得在前景提取效果和算法运行时间之间的平衡.

本篇论文所讨论的算法的设计主要基于以下一些考虑:

(1) 对于大部分图像来说, 只有在前景/背景交界区域才需要精确估计不透明度, 例如图 1 所示, 这时图像抽取问题可以分解为两个前后衔接的步骤: 对前景/背景的粗略分割以及前景/背景临界区域的精确计算. 对于前者, 我们使用一种改进的多层次图分割算法完成, 而后者使用信念传播算法求解, 并通过共生矩阵引入了纹理信息.



图 1 比较规则的图像, 前景部分比较连续且孔洞较少, 而半透明的边界像素分布比较规则

(2) 除了引入多层次图分割算法, 还可以考虑根据算法步骤对精度的要求而分配在不同的图像层次上运行, 如图 2 所示. 实验结果证明, 这种分层计算的方法可以在保持精度的同时, 极大降低图像抽取算法的运行时间.

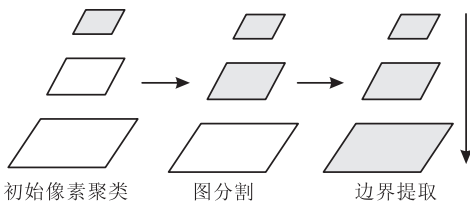


图 2 算法示意图(在图像金字塔上运行, 灰色区域表示操作在该图像层次上运行, 水平方向的箭头表示算法运行的次序, 垂直方向的箭头表示中间计算结果的传递方向)

(3) 现存的算法主要考虑了图像的颜色和平滑性约束, 这对于图像抽取问题提供的信息量是远远

不够的. 和别的信息相比, 纹理信息的获取和使用相对比较容易一些. 作为一种尝试, 本文提出的算法通过构造灰度共生矩阵传递纹理信息, 实验结果证明这种方法对于许多图像可以取得不错的效果.

算法流程如下(其示意图见图 3).

**算法 1.** 多层次快速图像抽取算法.

1. 用户指定区域  $R_U$ , 该区域包含了前景部分. 假设区域  $R_U$  的所有像素属于前景, 其余的像素属于背景.
2. 构造图像金字塔, 在最高层次使用 K-means 算法做像素的聚类分析, 分别得到前景和背景区域的混合高斯模型(GMM).
3. 利用改进的多层次图分割算法对待求的区域  $R_U$  做图像分割, 更新 GMM 的充分统计量. 在当前层次运算完毕后, 将  $\alpha$  值和 GMM 等信息传递到图像金字塔中具有更高分辨率的下一层次.
4. 根据图像分割的结果构造边缘带(border band), 使用信念传播算法计算各个像素的不透明度, 并把计算结果作为初始值传送到下一级图像上.



图 3 算法的 4 个步骤示意图

## 4 多层次图分割算法

### 4.1 图分割算法及其加速策略

图分割(graph cuts)算法在能量函数优化和图论中的最大流/最小割算法之间建立了联系, 在许多情况下可以用来寻找比较合理的局部最优解, 在某些情况下可以得到全局最优解. 然而, 对于大数据量的处理, 图分割算法暴露出在内存需求和计算时间上的不足.

文献[9]试图通过引入层次化策略来克服上述缺点. 首先在低分辨率的图像上运行图分割算法, 然后将结果传递到较高分辨率的下一层次. 利用类似于 level set 的思想, 将求解的范围限制在前景/背景交界处的窄带上, 通过减少每一步中参与计算的结

点的数目来加速.然而,这种策略不合理地假设真实的边界一定落在窄带内,当二者不一致时必然会引入误差.例如图 4 所示,当使用混合高斯模型(GMM)作为物体的模型时,在经过三次计算过程之后,分割的结果才比较接近真实的物体边界.

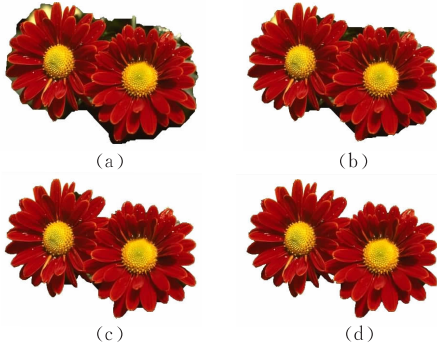


图 4 文献[9]所提供的迭代图分割算法效果图

与文献[9]的思路不同,我们转而考虑通过加速每一层次上图分割算法的收敛来减少运算时间.在图像金字塔的相邻两层之间传递前景/背景物体模型的参数(在本文的算法中为混合高斯模型的权重、均值和协方差矩阵)作为初始条件,而不必构造窄带,这样,虽然每一图像层次上参加运算的结点数目没有减少,然而由于从上一图像层次得到了物体模型参数信息,只执行很少几次图分割算法就可以收敛并得到满意的结果.

#### 4.2 能量函数的构造

类似于文献[4],我们使用混合高斯模型(GMM)作为图像的颜色模型.使用  $z$  表示图像像素组成的数组, $\alpha$  和  $k$  分别为像素对应的不透明度和高斯分量索引数组.这里  $\alpha$  只能取 0(背景)或者 1(前景).每个高斯分量的参数定义为  $\theta = \{\pi(\alpha, k), \mu(\alpha, k), \Sigma(\alpha, k)\}$ ,分别表示该高斯分量的权重、均值向量和协方差矩阵.如文献[3]中所述,前景提取问题可以转化为某个能量函数的最优化问题,然后使用图分割方法求解.这里,定义其 Gibbs 能量函数为

$$E(\alpha, k) = \sum_i D(\alpha_i, k) + \sum_{m, n} V(\alpha_m, \alpha_n).$$

$\alpha$  和  $k$  的最优解使得此能量函数取得最小值,其中

$$D(\alpha_i, k) = -\log P(\alpha_i, k),$$

$$V(\alpha_m, \alpha_n) = [\alpha_m \neq \alpha_n] \exp(-\beta \|C_m - C_n\|^2),$$

$[\alpha_m \neq \alpha_n]$  为指示函数,当二者相等时为 0,否则为 1.  $P(\alpha_i, k)$  为高斯概率,  $V(\alpha_m, \alpha_n)$  是针对  $\alpha$  的平滑项.

## 5 边界提取

### 5.1 信念传播方法和马尔可夫随机场的构造

信念传播方法由 Pearl 在 1988 年提出,随后被广泛运用在纠错码的编码解码、立体视觉、图像修补(image completion)、图像复原、基于图像的建模等领域.对于无环图,信念传播可以得到问题的全局最优解,而对于有环图(loopy graph)只能得到近似解.在实际运用中,可以发现即使对于图像马尔可夫场这样存在复杂环路的情况,信念传播方法依然获得了逼近于最优解的结果,而计算的复杂度却仅仅接近某些局部性的方法.

为此,可以考虑使用马尔可夫随机场(MRF)框架和信念传播算法求解边界抽取问题.图像区域  $R_U$  中的每个点看作马尔可夫随机场中的一个节点.和  $R_U$  边界像素 4-连通的邻近像素也被包括在马尔可夫随机场中.边界抽取的目标在于,对于位于初始图像分割结果中前景/背景边界的宽度为  $w$ (一般设为 12 像素,可以根据图像尺寸和分割结果来进行整体和局部调整)以内的区域  $R_w$  的像素,估算不透明度.这一目标通过最小化下面所定义的能量函数来达到:

$$E = \sum_i Data_i(\alpha_i) + \sum_{i, j} Smooth(\alpha_i, \alpha_j) + \sum_i Texture(\alpha_i), \quad i, j \in R_w.$$

公式中包含了数据项、平滑项和纹理项.下面分别介绍它们的意义.

### 5.2 数据(data)项和平滑(smooth)项

图像抽取问题中像素的  $\alpha$  值在  $[0, 1]$  区间是连续的,由于使用信念传播算法的需要,我们将其离散化为  $K$  个层次(例如  $K=10$ ),使得马尔可夫随机场中的每个节点只能处于  $K$  个状态之一,获取对图像像素  $\alpha$  值的估计等价于为每个节点赋予一个标签(label).

前景和背景的边界部分在通常情况下是平滑变化的,因此相邻的像素应该具有相似的标签.如果图像所对应的马尔可夫随机场中某一个团(clique)中的两个结点的  $\alpha$  值具有较大的差别,那么平滑项就会对应更大的惩罚值,基于以上的考虑,平滑项的定义如下:

$$Smooth(\alpha_i, \alpha_j) = 1 - \exp\left(-\frac{(\alpha_i - \alpha_j)^2}{2\delta_s^2}\right),$$

其中,  $\delta_s$  的值是经验设定的,例如可以设为  $K/2$ .

上述定义的平滑项反映了相邻像素之间的相似

程度,而数据项反映了像素对于前景和背景模型的符合(fitting)程度.如果某个像素被赋予一个更加接近真实情况的标签,那么显然将会对应更小的数据项惩罚,从而使总的能量函数减少.假设像素  $p$  对某个标签  $k$  的近似程度为  $L_k(p)$ ,那么可以用如下的方式定义数据项:

$$Data(\alpha_i) = 1 - \frac{L_i(p)}{\sum_{k=1}^K L_k(p)}$$

为了计算像素  $p$  和标签  $k$  之间的相似度  $L_k(p)$ ,首先在确定为前景或者背景的像素中,找到  $N$  (在我们的系统中设为 16) 个和  $p$  的欧氏距离最小的像素,分别记为集合  $S_{obj}$  和  $S_{bkg}$ . 取像素  $p_i \in S_{obj}$ , 记其 RGB 颜色向量  $C_i$ , 取像素  $p_j \in S_{bkg}$ , 记其 RGB 颜色向量  $C_j$ , 则  $C_i$  和  $C_j$  以  $\alpha_k$  混合时,与像素  $p$  的颜色  $C$  之间的距离为

$$D_{ij}(\alpha_k) = \|\alpha_k C_i + (1 - \alpha_k) C_j - C\|^2,$$

其中  $\|\cdot\|$  表示 2-范数. 从而,像素  $p$  和标签  $k$  之间的相似度  $L_k(p)$  可以用如下的方式定义:

$$L_k(p) = \text{Min} \exp\left(-\frac{D_{ij}(\alpha_k)}{\delta_d^2}\right),$$

$\delta_d$  的值由用户手工设定,一般可以设为 15.

### 5.3 共生矩阵和纹理项

共生矩阵是对图像区域的纹理信息的一种形式简单的描述,它具有计算简便、能反映纹理的方向和距离信息等优点.对于某些纹理信息比较丰富的图片,向能量函数中引入纹理项,有助于为像素寻找最优的标签.

共生矩阵是由偏移距离和偏移角度二者共同决定.为了方便起见,我们只构造了 8-邻域团的 4 种共生矩阵,分别对应了  $0^\circ$ 、 $45^\circ$ 、 $90^\circ$ 、 $135^\circ$  4 种情况,如图 5 所示.对于 8-邻域团的其它 4 个方向,可以等价地使用其对角方向的共生矩阵(水平向左和水平向右,  $135^\circ$  和  $-45^\circ$ ).

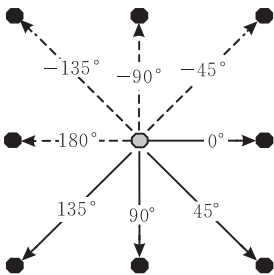


图 5 共生矩阵的构造

对于 8-连通的像素  $p$  来说,必须分别考虑和周围 8 个邻近像素构成的像素对  $\{p, p_i\} (i=1 \dots 8)$ . 设

$p$  和  $p_i$  量化后分别为  $a$  和  $b$ ,该方向对应的前景和背景的共生矩阵分别为  $M_{obj}$  和  $M_{bkg}$ . 如果  $p_i$  和  $p$  所成的角度为图 5 中实线箭头所示的方向之一,则对应的前景和背景的纹理惩罚值可以分别定义为

$$Penalty_{obj} = \frac{M_{bkg}(a, b)}{M_{bkg}(a, b) + M_{obj}(a, b)},$$

$$Penalty_{bkg} = \frac{M_{obj}(a, b)}{M_{bkg}(a, b) + M_{obj}(a, b)}.$$

如果  $p_i$  和  $p$  之间的角度为图 5 中虚线箭头所示的方向之一,可以根据 8-邻域团的各个方向之间的对称性得到.

当  $p$  和  $p_i$  的标签分别为  $\alpha_i$  和  $\alpha_j$  时,这时向目标能量函数中引入的增量为

$$\Delta E = (\alpha_i + \alpha_j) \times Penalty_{obj} + [(1 - \alpha_i) + (1 - \alpha_j)] \times Penalty_{bkg}.$$

由于构造的马尔可夫随机场是 4-连通的,而计算共生矩阵使用了 8 个不同的方向,为了解决二者之间的一致,可以考虑采取下面的技巧:观察到  $\Delta E$  对于  $\alpha_i$  和  $\alpha_j$  是可分离的,即

$$\Delta E = \Delta E(\alpha_i) + \Delta E(\alpha_j) = [\alpha_i \times Penalty_{obj} + (1 - \alpha_i) \times Penalty_{bkg}] + [\alpha_j \times Penalty_{obj} + (1 - \alpha_j) \times Penalty_{bkg}].$$

因此,  $\Delta E(\alpha_i)$  和  $\Delta E(\alpha_j)$  可以像数据项一样,只考虑当前像素的标签信息,而不需要考虑 8-连通邻接像素的标签,从而使得共生矩阵携带的纹理信息可以顺利在 4-连通马尔可夫随机场中传播.综上所述,目标能量函数中的纹理项可以如下定义:

$$Texture(\alpha_i) =$$

$$\sum_{k=1}^8 [\alpha_i \times Penalty_{obj}^k + (1 - \alpha_i) \times Penalty_{bkg}^k],$$

$k$  代表上述 8 个不同方向.

## 6 实验结果

### 6.1 计算复杂度的比较

本文提出的多层次图分割算法和原始算法相比,在轻微地降低计算精度的情况下,只需要较短的运行时间.在微软剑桥研究院提供的标准图像库<sup>①</sup>中,我们选取了 6 幅代表性图像进行测试(表 1).多层次图像所获得的加速比如图 6 所示(实验机器配置 Pentium-4 2.8GB, 512MB 内存).对于普通相机拍摄的大尺寸图像(大于  $1024 \times 768$ ),进一步增加

① <http://research.microsoft.com/vision/cambridge/i3l/segmentation/GrabCut.htm>

图分割算法的层次(例如,5层或者更多)可以使计算时间急速减少,而分割精度仍可以被用户接受.一般情况下,图像层次  $K=3$  时即可以满足普通应用的要求.

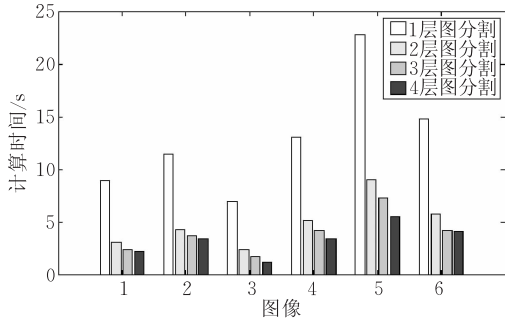


图 6 表 1 中 6 幅图像的计算所用时间

表 1 实验图像的尺寸信息

	图像大小
llama	513×371
flower	600×450
person2	600×450
person7	450×600
stone1	640×480
banana2	640×480

为了构造 Boykov 等人提出的最大流算法所需要的图结构,共需要  $24|V|+14|E|$  字节的内存(其中,  $|V|$  和  $|E|$  分别表示图中顶点和边的个数).在本

文提出的算法中,对图像的粗分割不必在原始图像上运行,当上层图像的采样率为下一层的 25% 时,最多占用了原来内存的 1/3 左右.

## 6.2 计算准确度的比较

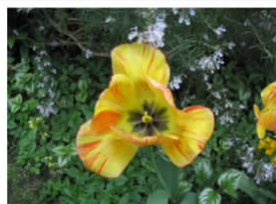
图 7 是在图像层次  $K=3$  的情况下,多层次图分割算法前景提取的结果,而图 8 则是在相同实验条件下的多层次方法和原始算法的图像分割误差率的比较,二者比较接近.其中,欠分割(under-segmentation)表示未能正确识别出某些前景像素,过分割(over-segmentation)表示错误地将某些背景像素识别为前景.需要指出的是,对于第 1 和第 2 幅图像,多层次算法取得了更理想的过分割错误率,这是由于构造图像金字塔时的欠采样(under-sampling)操作消除了部分噪声的缘故.



图 7 使用多层次算法的前景提取的结果(原始图像见图 8)



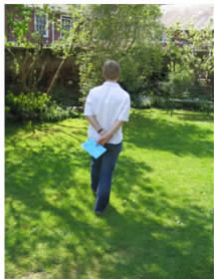
多层次算法欠分割: 6.6418%  
原始算法欠分割: 3.4106%  
多层次算法过分割: 1.3122%  
原始算法过分割: 1.3212%



多层次算法欠分割: 0.1224%  
原始算法欠分割: 0.0402%  
多层次算法过分割: 1.9717%  
原始算法过分割: 2.0999%



多层次算法欠分割: 1.2881%  
原始算法欠分割: 0.5075%  
多层次算法过分割: 2.2356%  
原始算法过分割: 2.2094%



多层次算法欠分割: 8.1521%  
原始算法欠分割: 7.4036%  
多层次算法过分割: 3.1800%  
原始算法过分割: 2.6445%



多层次算法欠分割: 0.4159%  
原始算法欠分割: 0.1095%  
多层次算法过分割: 2.8118%  
原始算法过分割: 2.4148%



多层次算法欠分割: 1.2881%  
原始算法欠分割: 0.5075%  
多层次算法过分割: 2.2356%  
原始算法过分割: 2.2094%

图 8 处理不同目标时算法的错误率比较(多层次算法  $K=3$ . 实验图片和标准图像(ground truth)可以从文献[9]获得)

图 9 显示了本文提出的结合了纹理信息的边缘提取(border matting)的效果.

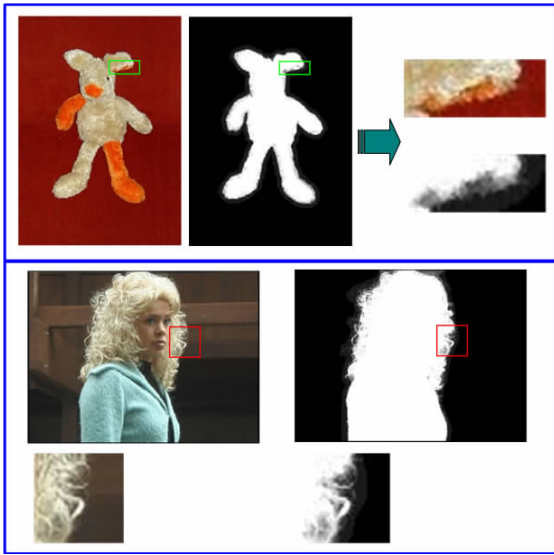


图 9 边缘提取的效果

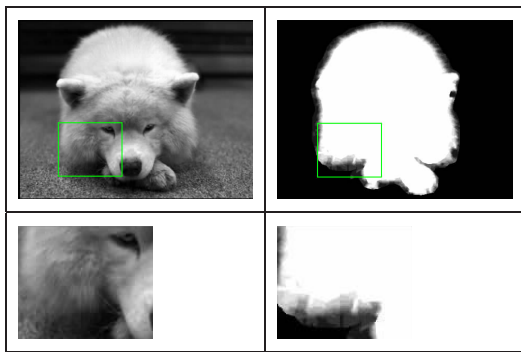


图 10 一个失败的例子,造成这种情况的原因是前景和背景区域在灰度分布上存在混淆

## 7 结 论

本文提出了一种使用多层次图分割算法的前景提取算法,可以快速地处理大尺寸自然图像.此外,综合使用颜色和纹理信息的边缘抽取方法,在实际运行中收到良好的效果.

图像提取问题是一个病态问题,因此其求解必须引入更多的信息(关于本算法一个失败的例子见图 10).除了颜色和纹理信息之外,还可以考虑使用轮廓、形状和语义等信息.最近几年计算成像学(computational photography)取得了许多研究成果<sup>[10]</sup>,同时有更多的数值优化和图像建模技术被引

入,例如谱分析<sup>[11]</sup>,我们希望这些成果有助于图像提取和前景提取技术的进步.

## 参 考 文 献

- [1] Sun J, Jia J Y, Tang C K, Shum H Y. Poisson matting// Proceedings of the ACM SIGGRAPH. Los Angeles, California, USA, 2004: 315-321
- [2] Chuang Y Y, Curless B, Salesin D, Szeliski R. A Bayesian approach to digital matting//Proceedings of IEEE CVPR. Hawaii, USA, 2001: 264-271
- [3] Boykov Y, Jolly M-P. Interactive graph cuts for optimal boundary and region segmentation of objects in N-D images//Proceedings of International Conference on Computer Vision. Vancouver, British Columbia, Canada, 2001: 105-112
- [4] Rother C, Kolmogorov V, Blake A. GrabCut—Interactive foreground extraction using iterated graph cut//Proceedings of the ACM SIGGRAPH. Los Angeles, California, USA, 2004: 309-314
- [5] Wang Jue, Cohen Michael F. An iterative optimization approach for unified image segmentation and matting//Proceedings of the International Conference on Computer Vision. Beijing, China, 2005: 1-8
- [6] Felzenszwalb P F, Huttenlocher D P. Efficient belief propagation for early vision//Proceedings of the IEEE CVPR. Washington, DC, USA, 2004: 261-268
- [7] Yedidia J S, Freeman W T, Weiss Y. Understanding belief propagation and its generalizations//Lakemeyer G, Nebel B eds. Exploring Artificial intelligence in the New Millennium. San Francisco, CA: Morgan Kaufmann Publishers, 2003: 239-269
- [8] Guan Yu, Chen Wei, Liang Xiao, Ding Zi, Peng Qunsheng. Easy matting—A stroke based approach for continuous image matting//Proceedings of the EuroGraphics. Vienna, Austria, 2006: 1-8
- [9] Lombaert H, Sun Yiyong, Grady Leo, Xu Chenyang. A multilevel banded graph cuts method for fast image segmentation//Proceedings of the International Conference on Computer Vision. Beijing, China, 2005: 259-265
- [10] Sun Jian, Li Yin, Kang Sing Bing, Shum Heung-Yeung. Flash matting. ACM Transactions on Graphics, 2006, 25 (3): 772-778
- [11] Levin Anat, Lischinski Dani, Weiss Yair. A closed form solution to natural image matting//Proceedings of the IEEE CVPR. New York, USA, 2006: 61-68



**MU Ya-Dong**, born in 1981, Ph. D. candidate. His research interests are focused on computer vision and machine learning, especially on image matting, digital completion, computational photography and video, etc.

**ZHOU Bing-Feng**, born in 1963, Ph. D., researcher, Ph. D. supervisor. His research interests include graphics simulation of robot kinematics, geometry models and CAD/CAM, color image processing, multimedia system and image special effects, digital image halftone, image based rendering and modeling, and virtual reality, etc.

## Background

In the past few years, various image matting and object extraction methods are proposed, yet few of them are suitable for images with large size. We set out to find a tradeoff between accuracy and running time, which is obtained here via a modified version of graph cuts algorithm. Moreover, most of current approaches only use color information, which

is insufficient for the difficult task of object extraction and image matting. In this paper, the authors attempt to incorporate more kinds of information besides color, by introducing co-occurrence matrix for the purpose of transferring texture information. This work is supported by the National Natural Science Foundations of China under grant No. 60573149.