

中图法分类号: TP391.4 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2010)12-1769-07

论文索引信息: 吴玉娥, 何发智, 张胜龙, 陈钊, 黄志勇. 一种基于简单笔画交互的迭代图像抠图方法[J]. 中国图象图形学报, 2010, 15(12): 1769-1775

# 一种基于简单笔画交互的迭代图像抠图方法

吴玉娥, 何发智, 张胜龙, 陈钊, 黄志勇

(武汉大学计算机学院, 武汉 430072)

**摘要:** 为了获得精确的和视觉上连续的抠图结果, 提出了一种基于简单笔画的图像抠图方法, 该方法仅需要用户以少量笔画和拖拽矩形框的方式指定前景和背景像素即可实现。该方法从亮度、纹理和空间位置多特征空间考虑像素的分布, 首先建立了鲁棒的颜色分布模型; 然后在此基础上, 定义采样约束函数, 再来获取精确的前景和背景样本; 最后基于样本信息和平滑性约束, 为所有未知像素构造了一个全局的能量函数, 再通过迭代的优化将用户约束传播到整个未知区域。实验结果表明, 该方法不仅保持了抠图结果的精确性和视觉上的连续性, 并能够有效地处理纹理丰富和具有相似的前景与背景颜色的输入图像。

**关键词:** 图像抠图; 鉴别高斯混合模型; 不透明度抠图

## A simple stroke-based iterative image matting approach

WU Yu'e, HE Fazhi, ZHANG Shenglong, CHEN Zhao, HUANG Zhiyong

(School of Computer Science and Technology, Wuhan University, Wuhan 430072)

**Abstract:** To reduce labors such as user input, this paper proposes a simple stroke-based iterative image matting approach, which only needs a few user scribbles to mark foreground and background pixels. It builds robust color models from multiple feature spaces of pixels, and further introduces sampling constraint functions to collect valid foreground and background samples. By combing samples information and local smoothness constraint, the method defines a global energy function on all unknown pixels. The optimal matte is accomplished with iterative energy minimization. The experimental results demonstrated that the method can produce accurate and visually smooth results and is efficient to handle texture-rich images or images with ambiguous foreground and background colors.

**Keywords:** image matting; discriminative Gaussian mixtures; alpha matte

## 0 引言

一幅图像  $I$  被建模为前景图像  $F$  和背景图像  $B$  按照前景不透明度  $\alpha$  的线性混合。像素  $p$  的颜色  $C_p$  是其对应的前景颜色  $C_p^F$  和背景颜色  $C_p^B$  根据下式合成的结果

$$C_p = \alpha_p C_p^F + (1 - \alpha_p) C_p^B \quad (1)$$

式中  $\alpha_p$  是像素  $p$  的前景不透明度值。图像抠图是图像合成的逆过程, 其目的是通过估算出参数不透明

度  $\alpha_p$ ,  $C_p^F$  和  $C_p^B$  来从背景中分离出前景对象, 该过程又被称为提取一个 matte。对于一幅在某 3 维颜色空间内的图像, 由于仅仅已知像素  $p$  的观测颜色值  $C_p$ , 而  $\alpha_p$ ,  $C_p^F$  和  $C_p^B$  均为未知, 存在着 3 个方程和 7 个未知数, 因此抠图问题本质上是一个欠约束的问题。大多数图像抠图方法需要用户提供额外的信息, 才能实现对该问题的求解。

图像抠图方法<sup>[1-4]</sup>一般要求用户将图像预先划分为 3 个区域, 即确定的前景、确定的背景及未知区域, 即一个 trimap(如图 1(a)所示)3 个区域, 其中白

基金项目: 国家自然科学基金项目(60673027); 中央高校基本科研业务费专项资金项目(WD211275270)。

收稿日期: 2009-03-16; 改回日期: 2009-06-29

第一作者简介: 吴玉娥(1980—), 女, 计算机科学与技术专业博士研究生。主要研究方向为图形图像视频处理。E-mail: cadcg@whu.edu.cn。

色区域表示前景,黑色区域表示背景,灰色区域表示未知区域。Trimap 越精确,越有利于问题的精确求解,但用户的交互量也会随之增加。为了减少用户负担,有些研究者将分割算法作为获得 trimap 的辅助手段<sup>[5-6]</sup>(如图 1(b)所示),这种做法有效地降低了用户的交互量,但由于分割的结果可能本身就是错误的,因此容易造成在此基础上产生的 trimap 不精确,进而导致产生无法预期的抠图结果。最近,一类避免使用 trimap 的抠图方法被提出<sup>[7-11]</sup>,该类方法将分割与抠图合并在一个优化框架下,基于少量的用户笔画(如图 1(c)所示),真正实现了分割与抠图问题的同时求解,并能够更加有效地处理包含了大量的半透明区域。对用户来说,这种方法虽能用于手工交互非常困难的输入图像情形,然而,如何在有限的约束条件下提取出高质量的 matte 是这类方法遇到的最大挑战。

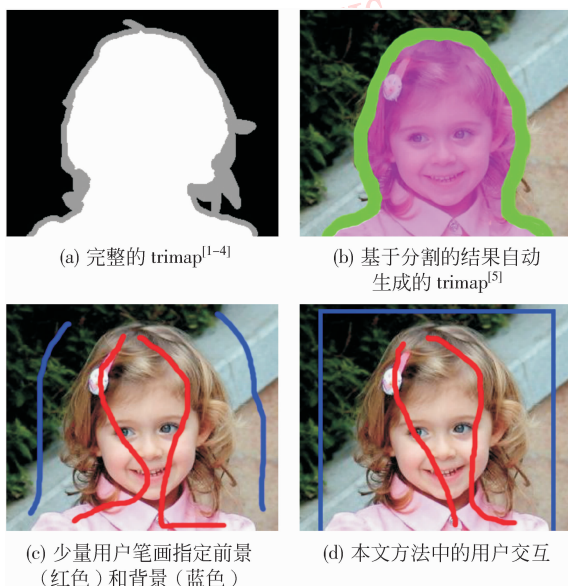


图 1 实现抠图处理的不同交互方式

Fig. 1 Different user interactions for image matting

已有的基于少量笔画交互的方法<sup>[7-11]</sup>是采用各种不同的技术来实现抠图处理。文献[9]避免明确使用已知像素的信息,而是充分利用局部区域内像素间的强关联性,对前景不透明度的平滑改变进行约束。该方法对用户交互不敏感,性能鲁棒,但由于容易造成具有细长结构的抠图细节的丢失,因此不够精确。文献[10]使用权重测地距离来衡量一个像素到前景和背景的可能性,并由此计算出像素的前景不透明度值。该方法的主要优点是计算开销小,但是由于基于测地距离的权重函数的设计采用

了相当简单的方式,因此当前景和背景颜色的分布相似时,可能产生较大错误。文献[11]则通过计算像素到前景和背景的模糊连接度来求解前景不透明度,该方法提供了一种计算有效的在线抠图方式,但对图像噪声比较敏感。相比之下,文献[7-8]结合精确度和局部平滑两种约束,提高了抠图质量。但是,由于这种方法涉及对已知像素的采样,因此样本集的构造成为影响整个算法性能的关键步骤。

简单笔画交互不仅所标记的已知像素量少,且可能分布稀疏,从而给已知像素的采样操作带来了极大的困难。文献[7]和文献[8]通过选取空间位置上距离未知像素最近的已知像素作为其样本,当未知像素与已知区域距离较近时,这种方法可以搜集到好的样本,然而,在少量笔画交互的情况下,由于绝大多数的未知像素远离已知前景和已知背景,此时如果仍以空间距离属性作为构造样本集的标准,则容易造成较大的采样误差,从而影响到整个算法的性能。文献[7]进一步采用了全局采样方法,依靠信度传播(belief propagation)算法的优化逐渐提高样本颜色的精确度,但是由于这种做法容易造成错误的积累和传播,从而产生更大的错误。

此外,优化求解工具的选择也会影响抠图的质量。合适的优化工具有助于保持计算出的前景不透明度值具有最优性和连续性。文献[7]使用离散优化工具——松弛信度传播(loopy belief propagation)算法来求解抠图参数,不仅造成了抠图细节的丢失,而且容易收敛到局部最小值。

通过以上分析,提出一种基于简单笔画的迭代图像抠图方法,其基本思想类似于文献[7-8]。该方法提供了简单灵活的用户交互方式,其采用鲁棒的颜色分布模型和采样有效性约束函数来构造出精确的样本集。基于样本信息及局部平滑约束,为所有未知像素建立了一个全局的抠图能量函数,最后通过迭代优化来实现对抠图 matte 的提取。实验结果表明,该算法只需要简单的用户笔画,即可保持提取的 matte 的精确性和视觉上的连续性,且能够有效地处理纹理丰富和具有相似的前景与背景颜色的输入图像。

## 1 简单灵活的用户交互

给定一幅输入图像,用户如何标识部分前景和背景像素,本文方法是在交互系统下,用户通过简单

地拖拽围绕待抠取对象的矩形框来指定背景像素,即所有被该矩形框所覆盖的及其以外的像素为充分的背景,对背景区域较多的输入图像,这种方式能够用少量的笔画标识尽可能多的背景像素。用户进一步以简单笔画标识前景像素(如图 1(d)红色笔画所示)。为了保证后续处理中,对已知像素建模和采样的精确性,用户笔画应尽量覆盖到所有的前景和背景颜色种类。本文方法提供的用户接口非常灵活,当前景对象在整幅图像中占的比例较大,矩形框不足以覆盖背景区域时,用户可以直接使用少量笔画加以标识,而当前景对象本身形状结构复杂,矩形框没有充分包含背景颜色时,用户还可以使用简单笔画进一步指定矩形框内的背景像素。

## 2 迭代的抠图优化

已知前景和背景像素即为抠图处理提供了约束条件,下面为所有的未知像素建立一个全局的抠图能量函数,并求解出抠图参数。

### 2.1 颜色分布建模

由于 LUV 颜色空间为均匀颜色空间,能够更好地近似人的视觉感知,本文方法选择在该颜色空间内进行抠图处理。处理前首先为已知像素构造颜色分布模型。以前涉及的对图像数据进行建模的方法,如文献[5]中的高斯混合模型(GMM),文献[12]中所使用的 K-均值方法,均分别对前景和背景样本进行建模,而没有考虑到两者之间的差异性。Wang 提出了鉴别高斯混合模型(DGM)<sup>[13]</sup>。该模型合并了多个特征空间内的可用信息,且同时为前景和背景样本训练分布模型,其能够最大化高斯混合模型(GMM)的区分能力,在图像分割中已被证明具有显著的有效性。本文方法采用 DGM 为前景和背景构建两个颜色分布模型。

在预处理阶段,为输入图像中的每个像素  $p$  从颜色、纹理和空间位置特征空间中提取出一个 8 维的特征向量,分别表示为  $\mathbf{x}_p^c, \mathbf{x}_p^t, \mathbf{x}_p^s$  (上角 c 代表 color, t 代表 texture, s 代表 space),其中  $\mathbf{x}_p^c$  是像素  $p$  在 LUV 颜色空间的向量,  $\mathbf{x}_p^t$  表示 MR8 滤波器组<sup>[14]</sup>所产生的特征描述子,  $\mathbf{x}_p^s$  为像素  $p$  的空间坐标。然后,从已知像素中训练出两个鉴别高斯混合模型(DGMs)。其中一个为前景 DGM,即

$$G^F(\mathbf{x}; \theta^F) = \sum_{k=1}^m w_k^F g(\mathbf{x}, \theta_k^F) \quad (2)$$

式中,  $\mathbf{x}$  表示与像素相关的特征向量,  $\theta_k^F$  是前景 DGM 的相关参数。  $m$  为前景 DGM 的分量(或簇)的数目,  $g(\cdot)$  表示优化后的多维高斯密度函数,  $w_k^F$  和  $\theta_k^F$  分别为第  $k$  个分量的权重系数和参变量。同样的定义适用于背景 DGM,即

$$G^B(\mathbf{x}; \theta^B) = \sum_{k=1}^m w_k^B g(\mathbf{x}, \theta_k^B) \quad (3)$$

### 2.2 迭代能量最小化

#### 2.2.1 抠图能量函数

为了估算出最优的不透明 matte,存在以下两个先验期望<sup>[7]</sup>:第 1 个目标是估算出的不透明度值、前景颜色与背景颜色的线性组合应尽可能地接近图像的真实颜色值;第 2 个目标要求估算出的前景不透明度在邻域内平滑改变。受到文献[7]方法的启发,本文方法通过合并以上两个优化目标构造出如下形式的抠图能量函数:

$$E = \sum_{p \in U} D(\alpha_p) + \lambda \sum_{\substack{p \in U, \\ q \in N(p)}} L(\alpha_p, \alpha_q) \quad (4)$$

式中,  $D$  是数据项,用于对估算出的颜色与图像的真实颜色间的匹配程度施加惩罚。  $L$  称之为链接项或平滑项,该项用于对未知区域  $U$  中的像素  $p$  与其 8-邻接域  $N(p)$  中的每个像素对应的边分配权重,对不连贯的值改变施加惩罚。系数  $\lambda$  权衡了平滑项与数据项之间的相对重要性。

文献[8]使用像素的观测颜色值与估算出的颜色值的差值来定义数据项。考虑到该策略的直观性和有效性,本文方法采用类似的公式形式来实现对数据项的求解。数据项的计算依赖于颜色采样,本文将在 2.2.2 节详细论述样本集的构造方法。获取未知像素  $p$  的一对样本集:前景样本集  $S_F$  与背景样本集  $S_B$ ,其对应的数据项定义如下:

$$D(\alpha_p) = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \| \mathbf{x}_p^c - \alpha_p C_{p,i}^F - (1 - \alpha_p) C_{p,j}^B \|^2 / \sigma_p^2 \quad (5)$$

$N$  是像素  $p$  的前景或背景样本的个数。在实验中,  $N$  被设置为 6。  $\|\cdot\|$  表示 LUV 颜色空间的欧氏距离。  $C_{p,i}^F$  和  $C_{p,j}^B$  分别表示像素  $p$  的前景样本  $i$  与背景样本  $j$  的颜色。常数  $\sigma_p$  为像素  $p$  的观测颜色向量  $\mathbf{x}_p^c$  与估算出的颜色  $\alpha_p C_{p,i}^F + (1 - \alpha_p) C_{p,j}^B$  间的标准差,本文方法中的  $\alpha_p$  被初始化为 0.5。

对链接项的设计是基于如下简单而合理的假设,即两个在颜色、空间位置和纹理属性上具有较高相似性的像素更有可能有相似的不透明度值;如果

两个像素在颜色、空间位置和纹理属性上有较大的不同,则它们更有可能具有不同的不透明度值。平滑项的定义如下:

$$L(\alpha_p, \alpha_q) = \sum_{q \in N(p)} (\alpha_p - \alpha_q)^2 \cdot e^{-\|x_p^c - x_q^c\|^2 / \sigma_c^2} \times e^{-\|x_p^s - x_q^s\|^2 / \sigma_s^2} e^{-\|x_p^t - x_q^t\|^2 / \sigma_t^2} \quad (6)$$

$\sigma_c, \sigma_s$  和  $\sigma_t$  分别表示像素  $p$  与  $N(p)$  中的像素在颜色、空间位置和纹理属性上的标准差。

### 2.2.2 构造样本集

一个有效的样本应尽可能与目标未知像素相似。本文方法中是通过使用颜色分布模型和采样约束函数来构造未知像素的前景和背景样本集合。

由于构建出的前景 DGM 和背景 DGM 已实现了对已知像素的聚类,且包含了像素的多尺度信息,即亮度、纹理和空间位置属性,因此可直接从前景 DGM 和背景 DGM 中搜集与未知像素对应的样本。

如果通过简单的估算未知像素  $p$  属于每个前景 DGM 分量的概率能找到具有产生像素  $p$  的特征向量  $x_p$  的最大可能性的第  $k$  个 DGM 分量,那么包含在该分量或簇中的像素与未知像素  $p$  在特征空间内最相似。进一步,引入如下采样约束函数,从第  $k$  个簇中挑选出  $N$  个最优的前景样本

$$V(C_{p,i}^F) = e^{-\beta d^c(x_p^c, x_i^c)} \cdot e^{-\gamma d^s(x_p^s, x_i^s)} \cdot e^{-\omega d^t(x_p^t, x_i^t)} \quad (7)$$

式中  $d^c(\cdot), d^s(\cdot), d^t(\cdot)$  分别表示像素  $p$  与前景样本  $i$  在颜色、空间位置和纹理特征空间内的欧氏距离。 $\beta, \gamma, \omega$  分别是颜色,空间位置和纹理距离的权重系数,在实验中,这 3 个参数分别设置为 0.4, 0.4, 0.2。使用类似的采样策略来确定像素  $p$  的  $N$  个背景样本。

### 2.2.3 迭代优化

下面的问题是如何对能量函数式(4)进行优化。注意到式(4)是关于  $\alpha$  的二次函数,且用户提供的约束是线性的,因此对该能量函数的优化能够最终转化为对一个包含了  $n$  ( $n$  为未知像素的个数)个等式和  $n$  个变量的线性方程组的求解。现有一些标准的方法用来实现对大规模稀疏线性方程组的求解,如共轭梯度法和双共轭梯度法。本文通过将原始的应用于 Linux 平台下的 AFEPack<sup>[15]</sup> 移植到 Windows 平台下,使用代数多重网格 AMG 方法来求解相关线性方程组,并通过迭代的能量最小化,逐步求精,将少量的已知约束信息传播到整个未知区域。

$U$  中的像素  $p$  的前景不透明度  $\alpha_p^{(n)}$  在第  $n$  次迭代被求解出。定义如下两个集合:

$$F^+ = \{p \in U \mid \alpha_p^{(n)} \geq 0.99, \mid \alpha_p^{(n)} - \alpha_p^{(n-1)} \mid < \tau\} \quad (8)$$

$$B^+ = \{p \in U \mid \alpha_p^{(n)} \leq 0.01, \mid \alpha_p^{(n)} - \alpha_p^{(n-1)} \mid < \tau\} \quad (9)$$

如果  $\alpha_p^{(n)} \geq 0.99$ , 则  $p$  可能是一个前景像素。为了确保精确性,可进一步约束:如果在第  $n$  次迭代中估算出的像素  $p$  的  $\alpha$  值与第  $n-1$  次迭代中估算出的像素  $p$  的  $\alpha$  值的差值小于某阈值  $\tau$ , 则像素  $p$  被加入到  $F^+$  中,作为一个新的前景样本参与前景 DGM 的重构。类似地,定义  $B^+$ 。在本系统中,  $\tau$  被设置为 0.02。

迭代估算未知像素的前景不透明度值,直到算法收敛。从最后一次迭代中与像素  $p$  对应的前景和背景样本中选取满足使得如下匹配错误<sup>[7]</sup>取值最小值的前景和背景颜色对,作为像素  $p$  的前景颜色和背景颜色。

$$C_p^F, C_p^B = \underset{C_p^F, C_p^B}{\operatorname{argmin}} \|x_p^c - \alpha_p C_{p,i}^F - (1 - \alpha_p) C_{p,j}^B\|^2 \quad (10)$$

### 2.3 算法

该基于简单笔画交互的迭代图像抠图方法主要步骤如下:

- 1) 为输入图像中的每个像素从颜色、纹理和空间位置特征空间中提取出一个 8 维的特征向量;
- 2) 根据用户提供的交互将像素划分为 3 个集合,即前景像素集合  $F$ ,背景像素集合  $B$  和未知像素集合  $U$ ;
- 3) 分别为  $F$  和  $B$  构造两个 DGM:前景  $G_{DGM}^F$ ,背景  $G_{DGM}^B$ ;
- 4) 迭代执行如下步骤,直到算法收敛:
  - (1) 根据 2.2.2 节所描述的方法,为  $U$  中每个像素  $p$  构造前景样本集和背景样本集,并计算式(4)的数据项和平滑项,如 2.2.1 节所述;
  - (2) 通过求解稀疏线性方程组估算出所有未知像素的  $\alpha$  值。如 2.2.3 节所述;
  - (3) 更新  $G^F$  和  $G^B$ ,如 2.2.3 节所述。
  - 5) 根据式(10)估算出像素  $p$  的前景颜色和背景颜色;
  - 6) 结束。

## 3 实验结果及比较

图 2 是使用本文方法产生的抠图结果。实验所

选择的输入图像包含了在抠图处理中不同的具有挑战性的困难情形。绒花图像(234 × 169)(图 2(a))包含了大量的半透明和具有细微结构的区域。以前的抠图方法,如 Knockout 2<sup>[1]</sup>和贝叶斯方法<sup>[3]</sup>在该情形下往往失败,而采用本文方法则能够提取出令人感兴趣的 matte。樱花(图 2(b))和猫(图 2(c))图像中包含了复杂的背景区域,使用本文方法能够很容易地从中提取出好的抠图结果。此外,本文抠

图系统还提供了灵活的交互工具,用户不仅能够通过拖拽围绕前景对象的矩形框来标识背景像素,而且可以进一步地通过增加少量的用户笔画来指定包含在矩形框内的背景像素(如图 2(b)、图 2(d)所示)。女孩图像中由于包含了前景和背景具有相似的颜色而导致颜色模糊的抠图处理区域,在该情形下,使用本文方法仍然获得了高质量的不透明度的 matte。

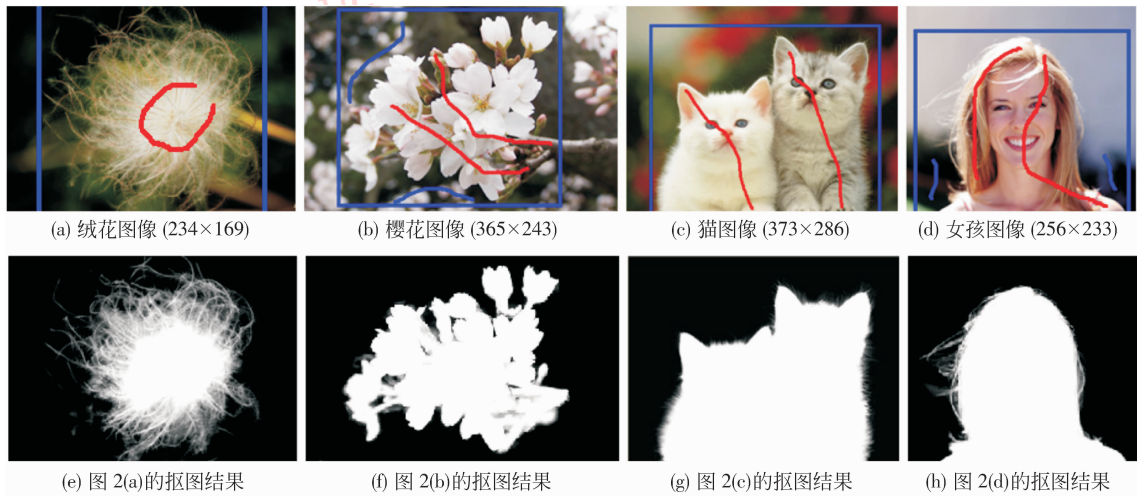


图 2 本文方法所得抠图结果

Fig. 2 Extracted mattes by our approach

为了进一步证明本文方法的有效性,将本文方法与 Knockout 2,贝叶斯抠图和 BP 抠图<sup>[7]</sup>方法进行比较。鸟图像(图 3(d))中包含了大量的半透明区域,实验时,使用不同的方法提取出的该图像的不透明度 matte 如图 3(a) ~ 图 3(f)所示。Knockout 2 和贝叶斯抠图方法需要用户手动地描绘出复杂的 trimap(图 3(a)),由图 3(b)、图 3(c)可见,使用这两种方法产生的 matte 在低对照度区域中包含了可见的错误。BP 抠图方法和本文方法都仅需要用户的简单笔画(图 3(d))提供额外的约束。尽管 BP 抠图方法产生了明显好于 Knockout 2 和贝叶斯抠图方法的结果,但是仍然丢失了一些细节部分(如图 3(e)所示)。相比之下,本文方法提取出了视觉效果上更加吸引人的 matte(如图 3(f)所示)。

女孩图像(图 3(j))是一个典型的包含了丰富纹理的例子。即使在用户提供足够精确的 trimap(图 3(g))的情况下,Knockout 2 与贝叶斯抠图方法仍然产生了低质量的不透明度的 matte(分别如图 3(h)、图 3(i)所示)。由于颜色的模糊性和不完

整的 trimap,BP 抠图方法<sup>[7]</sup>提取出了比 Knockout 2 与贝叶斯抠图方法差的结果。在保持与 BP 抠图方法相同的用户交互量(图 3(j))的情况下,本文方法产生了明显优于以上几种方法的不透明度的 matte。

表 1 不同方法耗时/s 之比较

Tab. 1 Time consumptions in seconds of different approaches

图像	Knockout 方法	贝叶斯方法	BP 方法	本文方法
鸟	0.5	63.7	372.2	316.4
女孩	0.3	49.6	313.8	179.2

表 1 给出了 4 种方法的运行时间比较。Knockout 2 与贝叶斯抠图方法由于处理的数据量相对小,因此耗时少。BP 抠图主要受到所使用的优化算法的限制,此外,由于交互方式上的差别,致使在相同的用户交互量下,所需处理的未知像素可能比本文方法大得多(如图 3(j)),因此运行时间相对较长。本文方法中的颜色分布建模过程较为复杂,因而在一定程度上影响了算法的执行速度。

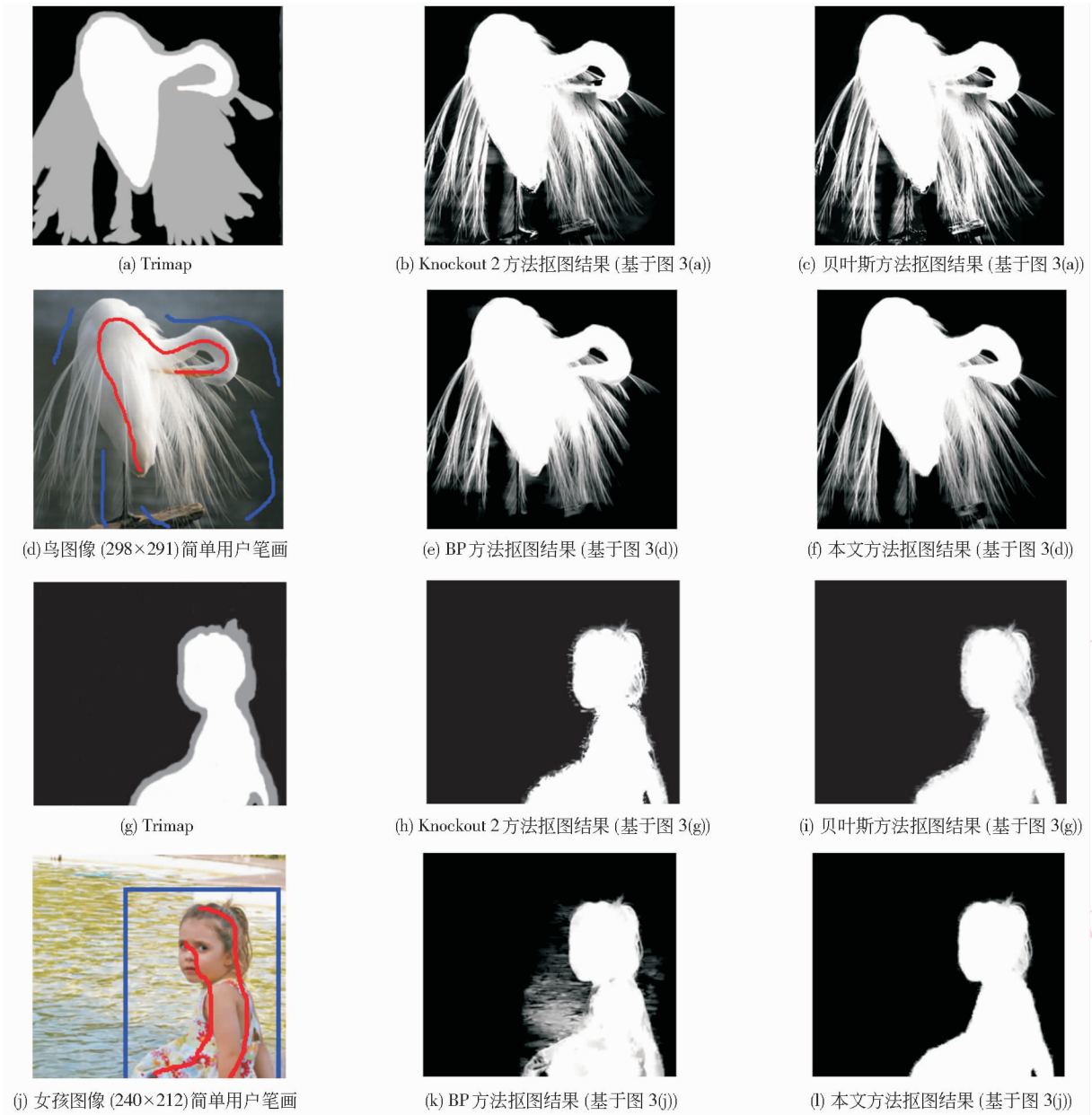


图 3 本文方法与其他方法所得抠图结果比较  
 Fig. 3 Comparisons between our approach and other methods

### 4 结 论

本文提出了一种基于简单笔画交互的迭代图像抠图方法。该方法为用户提供了简单灵活的交互方式,同时考虑了对抠图结果的精确度和平滑性约束,并能通过迭代的优化将用户约束传播到整个未知区域。以前的基于统计采样的抠图方法仅使用像素的亮度信息或空间位置信息,而本方法则从亮度,纹理和空间位置多特征空间考虑像素的分布,建立了更

加鲁棒的颜色分布模型,并进一步定义了采样约束函数,实现了精确的采样。该方法能够有效地处理纹理丰富和具有相似的前景与背景颜色的输入图像,仅保持少量合理的用户交互量。

对于这类不依赖于完整的 trimap,并涉及颜色采样的抠图方法,样本的精确度非常重要。如果其中需要涉及颜色数据的建模,则颜色分布模型的鲁棒性和精确性也是影响算法性能的一个重要因素。本文方法中所使用的 DGM 模型对前景背景虽具有很好的区分能力,但是同时也使得建模的过程复杂

化,从而在一定程度上影响了算法的运行速度。在以后的工作中,拟实现快速高效的建模,并采用局部采样策略,以进一步提高采样的精确性。此外,若能提出更加合适的开销函数,则将有利于更好地实现对具有挑战性的输入图像的抠图处理。进一步将该图像抠图方法扩展到对视频的处理。

### 参考文献 (References)

- [ 1 ] Corel Corporation. Corel KnockOut 2 Tips & Tricks [ EP/OL ]. <http://www.corel.com/content/pdf/KnockOut2/TipsTricks/Feathering.pdf> 2009.
- [ 2 ] Ruzon M A, Tomasi C. Alpha estimation in natural images [ C ] // Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC, USA: IEEE Computer Society Press, 2000: 18-25.
- [ 3 ] Chuang Y Y, Curless B, Salesin D H, et al. A bayesian approach to digital matting [ C ] // Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC, USA: IEEE Computer Society Press, 2001: 264-271.
- [ 4 ] Sun J, Jia J, Tang C K, et al. Poisson Matting [ C ] // Proceedings of ACM SIGGRAPH. New York, USA: ACM Press, 2004: 315-321.
- [ 5 ] Rother C, Kolmogorov V, Blake A. Grabcut-interactive foreground extraction using iterated graph cut [ C ] // Proceedings of ACM SIGGRAPH. New York, USA: ACM Press, 2004: 309-314.
- [ 6 ] Rhemann C, Rother C, Rav-Acha A, et al. High resolution matting via interactive trimap segmentation [ C ] // Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC USA: IEEE Convention Society Press, 2008: 1-8.
- [ 7 ] Wang J, Cohen M F. An iterative optimization approach for unified image segmentation and matting [ C ] // Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision. Washington, DC USA: IEEE Computer Society Press, 2005: 936-943.
- [ 8 ] Guan Y, Chen W, Liang X, et al. Easy matting-a stroke based approach for continuous image matting [ J ]. Journal Computer Graphics Forum, 2006: 25(3): 567-576.
- [ 9 ] Levin A, Lischinski D, Weiss Y. A closed form solution to natural image matting [ C ] // Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC, USA: IEEE Computer Society Press, 2006: 61-68.
- [ 10 ] Bai X, Sapiro G. A geodesic framework for fast interactive image and video segmentation and matting. [ C ] // Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision. Washington, DC, USA: IEEE Computer Society Press, 2007: 1-8.
- [ 11 ] Zheng Y J, Kambhampettu C, Yu Y J, et al. Fuzzymatte: a computationally efficient scheme for interactive matting [ C ] // Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC, USA: IEEE Computer Society Press, 2008: 1-8.
- [ 12 ] Li Y, Sun J, Tang C K, et al. Lazy snapping [ C ] // Proceedings of ACM SIGGRAPH. New York, USA: ACM Press, 2004: 303-308.
- [ 13 ] Wang J. Discriminative Gaussian mixtures for interactive image segmentation [ C ] // Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Washington DC, USA: IEEE Computer Society Press, 2007: 1:601-604.
- [ 14 ] Varma M, Zisserman A. Classifying images of materials: achieving viewpoint and illumination independence [ C ] // Proceedings of European Conference on Computer Vision. Berlin, German: Springer-Verlag, 2002: 255-271. (MR8 Filters)
- [ 15 ] Li R. AFEPack [ CP/OL ]. (2006-02-24). <http://circus.math.pku.edu.cn/AFEPack>.