

基于 MRF 的复杂图像抠图

林生佑 叶福军

(浙江传媒学院动画学院, 杭州 310018)

摘要 所谓复杂图像抠图就是从复杂图像中抠取出目标物体的一种图像处理算法。为了取得更好的抠图效果,提出了一种基于马尔可夫随机场的自然图像抠图方法。该方法首先手工把图像分成3个区域:前景区域、背景区域和未知区域;然后,再将未知区域用手粗略地划分成几个相交的小区域;接着在每一个小区域内,以其中的未知区域的像素点为节点,定义抠图标号,同时在这些节点上面建立 MRF 抠图模型,并把这些标号赋给这些节点,这样抠图问题被定义为在这个 MRF 模型和它的 Gibbs 分布上 MAP 估计问题;继而再计算出每个小区域的掩像;最后把这些掩像合并,即得到输入图像最终的掩像。和其他算法相比,对复杂图像的抠图问题,该方法可以取得更好的抠图效果。

关键词 蓝屏抠图 自然图像抠图 马尔可夫随机场 模拟退火

中图法分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2008)03-0499-07

A MRF Model-based Approach to Natural Image Matting

LIN Sheng-you, YE Fu-jun

(Animation College, ZJICM, Hangzhou 310018)

Abstract Natural image matting is an important algorithm on image processing to extract the foreground objects from the background image. This paper proposes a Markov random field(MRF) model-based approach to natural image matting with complex scenes. The image is manually, divided into three regions:fore-region, back-region and unknown region, which is segmented into several sub-regions. In each sub-region, we partition the colors of neighboring background or foreground pixels into several clusters in RGB color space and assign matting label to each unknown pixel. Each label is modeled as an MRF and the matting problem is then formulated as a maximum a posteriori(MAP) estimation problem. Simulated annealing is used to find the optimal MAP estimation. The better results can be obtained under the same user-interactions when the image is complex. Results of natural image matting experiments performed on complex images using this approach are shown and compared in this paper.

Keywords blue screen matting, natural image matting, Markov random field, simulated annealing

1 引言

抠图就是从给定图像 I 中恢复出一张前景图像 F , 一张背景图像 B 和一张掩像 α 。与掩像中的每一点对应的 α 值是从 0 到 1 连续变化

的,也就是说, $\alpha \in [0, 1]$ 。相应掩像中每一点的灰度值从 0 逐渐过渡到 255。抠图过程就是一个获得自然连续变化的 α 值的过程。如果在原始图像中,背景图像 B 固定,那么这种抠图就是蓝屏抠图^[1],如果 B 的颜色任意,就叫自然图像抠图。

基金项目:国家自然科学基金重点项目(60033010);国家自然科学基金资助项目(10702067);浙江省自然科学基金项目(Y105324);浙江省科技厅计划项目(2006C31065)

修稿日期: 2006-03-09; **改回日期:** 2006-10-14

第一作者简介: 林生佑(1976~),男,讲师,2005年获浙江大学博士学位。主要研究方向为计算机视觉和图像处理,现已在国内外知名会议期刊上发表论文9篇,2个国家专利。E-mail:lsy@cad.zju.edu.cn

近几年来,马尔可夫随机场(Markov random field, MRF)^[2]在计算机视觉与多媒体领域中得到了越来越广泛的应用。由于视觉信息通常具有上下文约束,其中上下文相关性约束就是视觉问题中不可或缺的一个重要性质,因此对那些具有上下文相关性的实体,比如图像的像素,就可以通过计算 MRF 概率来表现这些实体之间的相互关系,这样 MRF 建模理论就为这种问题提供了一种可靠的解决方法。而利用 MRF 理论以及优化原理就可以处理许多视觉问题,比如图像恢复与分割、表面重建、边缘检测、纹理合成、光流计算、shape from X、活动轮廓线^[3]、对象的匹配和识别等等。因此作为与边缘检测和图像分割有着密切关系的抠图问题, MRF 在其中的应用是自然而然的事情。

2 自然图像抠图的存在问题

迄今为止,研究人员对蓝屏抠图的研究已经非常深入,而在自然图像抠图中,当背景图像 B 的颜色变化比较光滑时,研究人员已提出了各种各样有效的算法,但对背景图像 B 比较复杂的自然图像抠图的研究仍相对较少。Knockout 算法^[4]虽然速度快,但算法不够鲁棒。由于 Ruzon, Hillman 和 Chuang^[5-7]方法速度慢,因此在图像颜色变化不够光滑时,它们的效果也不够好。基于感知颜色空间的自然图像抠图算法速度快,虽然在光滑图像中的抠图效果好,但是它在复杂图像中的抠图效果却不佳。局部泊松抠图算法虽可以对一些复杂的图像进行抠图,但是它需要的人工交互较多。这种泊松抠图中的人工交互分为 trimap 构建、局部区域的指定、用滤波器修改梯度场 3 个部分。其中最重要的部分是梯度场的修改,并且局部抠图算法是建立在全局泊松抠图之上的。当因图像太复杂而导致全局泊松抠图的结果错误太多时,即使其人工交互再多,局部抠图算法也很难得到满意的结果。

复杂图像是指图像在小块区域内的颜色变化非常大,在日常生活中就存在着大量的这样的图像。因此,找到一种能够处理这种图像的抠图算法显得非常有必要。本文把这种自然图像的抠图称为复杂图像抠图。自然图像抠图可以分为区域划分、颜色估计和 alpha 估计 3 个步骤。下面将主要按照这 3 个步骤来具体讨论以下这一类复杂图像抠图存在的难点以及解决思路。

2.1 如何给抠图系统提供图像中哪一部分是前景或者背景的必要提示?

自然图像抠图算法通常先用手工把图像划分为前景区域、背景区域和未知区域 3 个部分;然后利用这个人工输入的前景或者背景的提示,即可通过抠图系统估计出未知区域中每一点的前景和背景颜色分量以及它们的 alpha 值。在复杂图像抠图中,必须施加适量的人工提示,以便使抠图系统能够有效地把前景物体准确地抠出来。

最近研究人员又提出了一些强大的图像分割技术,比如 GrabCut 和 Lazy snapping 方法^[8,9]。虽然这些方法只需要很少的用户输入即可指定前景物体和背景物体,但是却能获得很好的分割效果。在 GrabCut 方法中,用户是沿着物体的周围画一个矩形,矩形外面的物体为背景物体,矩形里面的为前景物体,前景和背景之间为过渡区域。这样抠图系统就可以把前景物体通过图像分割加羽化过程的方式准确地抠出来。在 Lazy snapping 方法中,用户是在图像的不同地方画几根线段,先将其中某些线所经过的区域指定为前景区域,而将另外一些线段经过的区域指定为背景区域;然后利用这些线段,就可以很好地把前景物体和背景物体区分开来。尽管这些方法很强大,取得的效果也很好,但是它们对所处理的图像都有严格的限制。例如在 GrabCut 方法中,矩形中的背景颜色必须比较光滑,而且边缘附近的颜色相差也必须比较大;另外前景物体和背景物体的颜色在颜色空间中的分布不能够重叠;前景物体的边缘不能太复杂,因此它适用于“硬”边缘的情况。又如在 Lazy snapping 方法中,手工画出来的线上的点,其颜色必须能够足够表示前景和背景区域的点的颜色,否则,它必须不断地增加新线段,直到获得满意的结果为止。文献[10]中提出了一种基于自适应的“高斯混合马尔可夫场”图像分割方法。这种方法在运行过程中不仅可以自适应地重新估计 MRF 的参数,并且用户能够根据抠图的中间结果重新编辑 trimap,从而使最终结果更加准确。

复杂图像抠图是一个比光滑图像抠图要困难得多的问题。一般在光滑图像抠图中,人工编辑的 trimap 是唯一的人工交互,且已经能够获得不错的抠图效果。在更为困难的复杂图像抠图中,为了使抠图过程更加方便可靠,应该允许在复杂图像抠图中施加更多的人工交互。

2.2 如何计算图像中每一个像素的前景和背景颜色分量 F 和 B ?

在复杂图像中,计算每一像素的前景和背景颜色分量值 F 和 B 是很困难的,因为简单加权平均的颜色估计方法,如 Knockout 方法^[4]和基于感知颜色空间的抠图方法^[11,12]中的颜色估计方法,在这种情况下将不能正确工作。这是由于它们首先假设图像的颜色必须是光滑变化,这样才可以保证加权平均计算出来的颜色分量值 F 和 B 与真实值之间没有太大的差别。在文献[5]~[7]中,对未知区域中的一点 p ,它们先把点 p 附近的前景和背景像素点的颜色分别用文献[13]中的方法分为几类,而将每一类中的所有颜色的加权平均值认为是点 p 的一个可能的前景或背景颜色分量;然后抠图系统根据不同的概率规则选出最优的一对 F 和 B 作为点 p 的前景和背景颜色分量值。在泊松抠图中,它们并不需要准确知道 F 和 B 的值,只需要知道 $F-B$ 的值即可。在计算每一像素的前景及背景分量值 F 、 B 时,它们是使用离点 p 最近的前景点和背景点的颜色作为点 p 前景颜色分量和背景颜色分量。

很明显,泊松抠图和 Knockout 方法中的颜色估计方法不适用于复杂图像抠图。在 Bayesian 抠图中是先把前景点和背景点的颜色聚类,然后让抠图系统中选出最合适的一对前景颜色和背景颜色,这是比较合适的做法。于是问题的关键就是要让抠图系统有能力找出最合适的解。这是复杂图像抠图的一个关键所在。

2.3 在每一像素点的 F 和 B 值确定以后,如何准确地估计该点的 α 值?

在文献[5]~[7]的 RGB 颜色空间中的 α 估计方法中,由于 RGB 颜色没有很好地区分颜色的亮度和色度信息,因此在某些情况下估计出来的 α 值是完全错误的。泊松局部抠图^[14]是建立在全局抠图之上,如果是复杂图像的话,则全局抠图的结果非常差,而且局部抠图也将无能为力。泊松抠图的缺点在于:(1)由于它的抠图是建立在原始图像的灰度图上,因而丧失了一部分颜色信息;(2)由于每一个未知区域像素点的颜色分量值 F 和 B 的计算方法并没有改进,因此当图像复杂时,颜色分量值 F 和 B 将很不准确,进而致使 $F-B$ 的值也产生不小的误差,还会影响到之后的 α 值估计的可靠性;(3)局部抠图做法的人工交互太多。基于感知颜色空间的 α 估计方法^[13]不是在 RGB 颜色空间估计 α 值,而是在感知颜色空间中进行。在这种 α 估计方法中,由

于它是通过强调颜色的亮度信息或者色度信息中的重要信息来压制次要信息,从而在大多数情况下能够更准确地估计出 α 值。通过使用这种 α 估计方法,基于感知颜色空间的抠图可以得到比 Bayesian 抠图更好的抠图效果。可见,基于感知颜色空间的 α 估计方法是迄今为止最为准确的 α 估计方法。本文即将介绍的基于 MRF 的自然图像抠图当中,就是使用基于感知颜色空间的 α 估计方法。

可以预见,复杂图像抠图和普通的自然图像抠图方法相比,将需要更多的人工交互;另外,它的颜色估计是一个相对来说具有较高“智能”的过程,可采用当前视觉问题中普遍采用的 MAP-MRF 框架来解决这个问题,这是个可以接受的选择;最后,复杂图像抠图中的 α 估计是个至关重要的步骤。本文将在总结分析其他抠图方法的基础上,介绍一种全新的基于 MRF 的复杂图像抠图框架,并提出了一种新的复杂图像抠图方法,称为 MRF 抠图方法。这种抠图方法可以对复杂图像进行处理,即对于图像颜色变化比较剧烈的图像的抠图,它可以获得比全局泊松抠图、感知颜色空间的抠图更好的抠图结果,并且它需要的人工交互比局部泊松抠图要少。

3 MRF 抠图

和其他的抠图方法一样,MRF 抠图方法首先用手工把图像分成前景区域、背景区域和未知区域 3 个区域;然后,未知区域再用手工作法粗略地划分成几个相交的小区域。而在每一个小区域内,则首先以其中的未知区域的像素点为节点来定义抠图标号(matting label);接着在这些节点上面建立 MRF 抠图模型,并把这些标号赋给这些节点,这样抠图问题就被定义为在这个 MRF 模型和它的 Gibbs 分布上的 MAP 估计问题;而后再计算出每个小区域的掩像;最后把这些掩像合并为输入图像最终的掩像。它的流程如图 1 所示。

MRF 抠图首先把一张复杂的图像手工划分为前景区域、背景区域和未知区域 3 个部分,其中前景区域和未知区域之间的分界线是前景轮廓线 Ω_F ,背景区域和未知区域之间的分界线是背景轮廓线 Ω_B ;然后未知区域又被手工粗略划分为几个子区域 R_1, R_2, R_3, \dots ,并用符号 R_i 来表示其中一个子区域, ψ_F 和 ψ_B 分别表示 R 中的前景像素点和背景像素点的集合;最后用文献[9]的方法把 ψ_F 和 ψ_B 划分为 M 和 N 个簇(如图 2 所示),并用符号 $F_i (i \in \{1, \dots,$

$M\}$)来表示其中的第 i 个前景簇颜色的加权平均值,而用符号 $B_j(j \in \{1, \dots, N\})$ 表示第 j 个背景簇颜色的加权平均值。

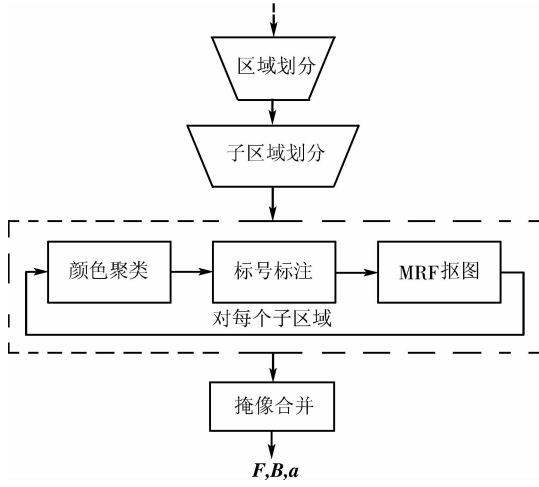
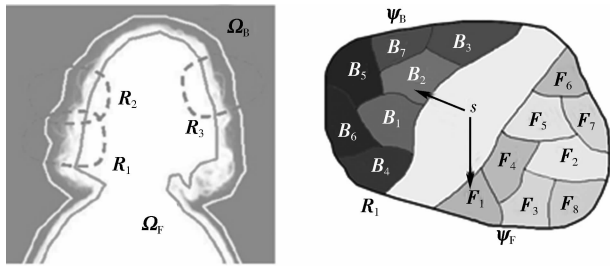


图 1 MRF 抠图流程图

Fig. 1 Flow chart of MRF matting



(a) 区域划分

(b) 颜色估计

图 2 区域划分和颜色估计示意图

Fig. 2 Regions segmenting and color estimating

当然,抠图问题也可以看作是一个标注问题。假定在子区域 R_1 中共有 K 个未知区域的点, R_1 中属于未知区域的每个点用一个节点表示,并用符号 $\mathbf{A} = \{1, \dots, K\}$ 表示这 K 个节点的集合。假设 s 是其中的一个节点,则 $G_s(G_s \subset \mathbf{A})$ 是节点 s 的 4 邻域系统。对于每一对 F_i 和 B_j ,其对应的 alpha 值 $\alpha_s(i, j)$ 可以用基于感知颜色空间的 alpha 估计方法计算出来。在 MRF 抠图中,三元组 $(F_i, B_j, \alpha_s(i, j))$ 称为抠图标号,而抠图问题的标注过程就是把抠图标号 x_s 赋给节点 s 。解 $\mathbf{X} = \{x_s | s \in \mathbf{A}\}$ 就叫作配置。

用 I 表示子区域 R_1 中的原始图像,而且 I 的前景图像 F 和背景图像 B 相互独立。 I 的掩像 α 完全取决于 F 和 B ,由于 α 是用基于感知颜色空间的 alpha 估计方法从 F, B 和 I 中逐点计算出来的,也就是说,如果 F, B 和 I 已知,那么 α 就可以完全依靠

它们而计算出来,因此,只需要找到最合适的 F 和 B 即可。此外,由于对于子区域 R_1 中的每一点,都有 MN 个可能的解,因此必须设计出一个评价规则,以便抠图系统可以根据这个规则,尽可能准确找到每个点最适合的解。

在 Bayesian 抠图^[7]中,它的 MAP 推导过程有一个隐含的前提条件,即 I, F, B 和 α 互相独立。但是文献[7]在求出 F 和 B 后,是利用投影法根据 I, F, B 来求 α ,这种做法和隐含条件是矛盾的!此外,它们的似然对数概率 L_α 被假定为一个常数,而且该方法中并没有从掩像中推导其定义,这种缺陷将导致掩像中物体的边缘有时会产生锯齿形;接下来,可再用 MRF 模型重新定义其中所有的概率。

在 MAP 估计中,若给定图像 I ,则其寻找最合适的前景图像 F 和背景图像 B 的过程可以用 Bayes 规则表示如下:

$$\begin{aligned} & \arg \max_{F, B} P(F, B | I) \\ &= \arg \max_{F, B} P(I | F, B) P(F) P(B | F) / P(I) \\ &= \arg \max_{F, B} P(I | F, B) P(F) P(B) \end{aligned} \quad (1)$$

同时, $P(F, B | I)$ 去掉常数项 $P(I)$ 后,即可以写成一个 Gibbs 分布的形式:

$$P(F, B | I) \propto \frac{1}{Z} \exp(-E)$$

其中

$$E = U(I | F, B) + U(F) + U(B) \quad (2)$$

由于通过最小化 Gibbs 能量 E 的方法就可以求得 MRF 抠图的解,于是关键的步骤就是定义配置 \mathbf{X} 中的似然能量 $U(I | F, B)$ 和先验能量 $U(F)$ 和 $U(B)$ 。现简介如下:

(1) 似然能量 由于本文使用了感知颜色空间中的 alpha 估计方法,相应地,也必须找到一种和 alpha 估计方法对应的策略,用来评价抠图标号的好坏。在感知颜色空间的 alpha 估计方法^[11,12]中,不仅 RGB 颜色的色度和亮度信息被分离开来,而且其中重要的那个信息得到了更多的强调。本文以子区域 R_1 中的节点 s 为例,首先分别估计出它的亮度 alpha 值 α_s^{IN} 和色度 alpha 值 α_s^{CH} ,再分别计算它们的权重 W_s^{IN} 和 W_s^{CH} ,这两个 alpha 的加权平均值就是该点的最终的 alpha 值。因此可以定义如下一个比值 ε_{x_s} 作为 \mathbf{X} 中的节点 s 的标号 $x_s = (F_i, B_j, \alpha_s(i, j))$ 的代价,即

$$\varepsilon_{x_s} = \begin{cases} W_s^{\text{IN}} / W_s^{\text{CH}}, & \text{如果 } W_s^{\text{IN}} < W_s^{\text{CH}} \\ W_s^{\text{CH}} / W_s^{\text{IN}}, & \text{如果 } W_s^{\text{IN}} \geq W_s^{\text{CH}} \end{cases}$$

ε_{x_s} 越小,估计出来的 α 值就越可靠,因此,一个配置的似然能量可以用其中节点上所取标号的代价的和来表示,

$$U(\mathbf{I}|\mathbf{F},\mathbf{B}) = \sum_{s \in \mathbf{A}} \varepsilon_{x_s} \quad (3)$$

(2) 先验能量 若用符号 $F_s (s \in \mathbf{A})$ 表示 \mathbf{X} 中节点 s 的前景颜色值,则可简单地用所有节点和各自的邻节点在 RGB 颜色空间中的欧氏距离的和来度量前景图像 \mathbf{F} 和背景图像 \mathbf{B} 的先验能量:

$$U(\mathbf{F}) = \lambda_F \sum_{s \in \mathbf{A}} \sum_{r \in \mathbf{G}_s} \|F_s - F_r\| \quad (4)$$

$$U(\mathbf{B}) = \lambda_B \sum_{s \in \mathbf{A}} \sum_{r \in \mathbf{G}_s} \|B_s - B_r\| \quad (5)$$

其中, λ_F, λ_B 为可调整的影响参数,它们可用来控制 $U(\mathbf{F})$ 和 $U(\mathbf{B})$ 的影响。在具体实现当中, λ_F, λ_B 的初始值都被设为 1,而且它们可以随着图像和子区域的不同而加以调整。

(3) 线过程(line process) 由于当前景物体的边缘非常“硬”时,也就是说,当前景物体的边缘没有复杂的毛发,且从背景到前景之间的变化比较快时,MRF 过程则可能会产生“Manhattan”现象,即在这种现象的掩像中的前景物体的边缘和原始图像中物体的边缘不一致。为了减少“Manhattan”现象,可以在 MRF 抠图模型中引入线过程 \mathbf{L} 。同时可用符号 d 表示节点 r 和节点 s 之间的线节点,如果 $l_d = 1$,则表示线节点 d 有一个边元素,也就是节点 r 和节点 s 之间是紧密联系的;如果 $l_d = 0$,则表示由于节点 r 和节点 s 之间的颜色相差太大而导致它们之间的关系破裂。在 $l_d = 0$ 的地方,通常表示该处为物体的边缘。

在引入线过程后,似然能量虽与之前的一样,但是先验能量却变成由 3 项组成,即 $U(\mathbf{F}|\mathbf{L}) + U(\mathbf{B}|\mathbf{L}) + U(\mathbf{L})$ 。其中线能量 $U(\mathbf{L})$ 的计算与文献[15]类似。只有大小为 4 的团的能量才是非 0 的,它们总共有 6 种不同的情况(图 3),其中小圆圈表示节点,在图像中表示的是像素点,节点间的横线和竖线表示节点间是相连的(如图 3 所示)。 $U(\mathbf{F}|\mathbf{L})$, $U(\mathbf{B}|\mathbf{L})$ 和 $U(\mathbf{L})$ 这 3 项可以分别表示如下:

$$U(\mathbf{F}|\mathbf{L}) = \lambda_F \sum_{s \in \mathbf{A}} \sum_{r \in \mathbf{G}_s} \|F_s - F_r\| (1 - l_{s,r}) \quad (6)$$

$$U(\mathbf{B}|\mathbf{L}) = \lambda_B \sum_{s \in \mathbf{A}} \sum_{r \in \mathbf{G}_s} \|B_s - B_r\| (1 - l_{s,r}) \quad (7)$$

$$U(\mathbf{L}) = \lambda_L \sum_{c \in \mathbf{C}} V_c \quad (8)$$

其中, λ_L 为随着 λ_F 和 λ_B 的变化而变化的参数,即

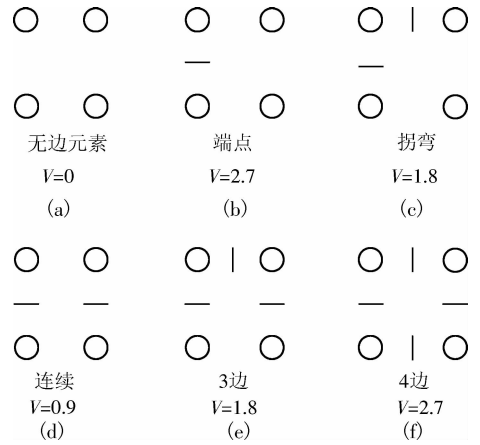


图 3 线能量的 6 种形式

Fig. 3 Six distinct types of line energy

$$\lambda_L = 255.0 \times (\lambda_F + \lambda_B) / 2.0$$

(4) 能量最小化 在子区域 \mathbf{R} 中,假设有 K 个不同的节点,则总共有 $(MN)^K$ 个不同的配置,也就是说,总共有 $(MN)^K$ 个可能的解。对一个中等大小的 K 来说,比如 $K = 600$,假定对每个未知像素只有 4 个可能的 α 值,那么在该子区域内总共有 4^{600} 个不同的解!在解的数目如此多的情况下,即便是近似最优的解也将变得非常难找。因此,本文先把未知区域划分为更小的子区域,然后在每个子区域内寻找该子区域的最优解,这种做法是绝对有必要的,因为它可以减少计算时间。在 MRF 的应用当中,模拟退火(simulated annealing, SA)^[16] 是一个相对来说比较有效的寻找全局最优解的方法。在本文求取最优解中,模拟退火的温度下降指数 $\tau = 0.95$ 。

在得到每个子区域的掩像后,它们最终就可合并为一个完整的掩像。而对那些位于两个相邻的子区域的重叠区域中的像素来说,则可简单地把它们在这两个子区域中的 α 值的平均值作为这些像素最终的 α 值。

4 结果与比较

文献[11]、[12]中的基于感知颜色空间的抠图算法可以取得比 Knockout 方法和 Bayesian 方法等更好的抠图效果。因此在相同 trimap 的情况下,应该有针对性地把 MRF 抠图的结果和全局泊松抠图及基于感知颜色空间的抠图结果分别进行比较。在以下的所有例子中, λ_F 和 λ_B 的取值都为 1, λ_L 的取值都为 255.0。

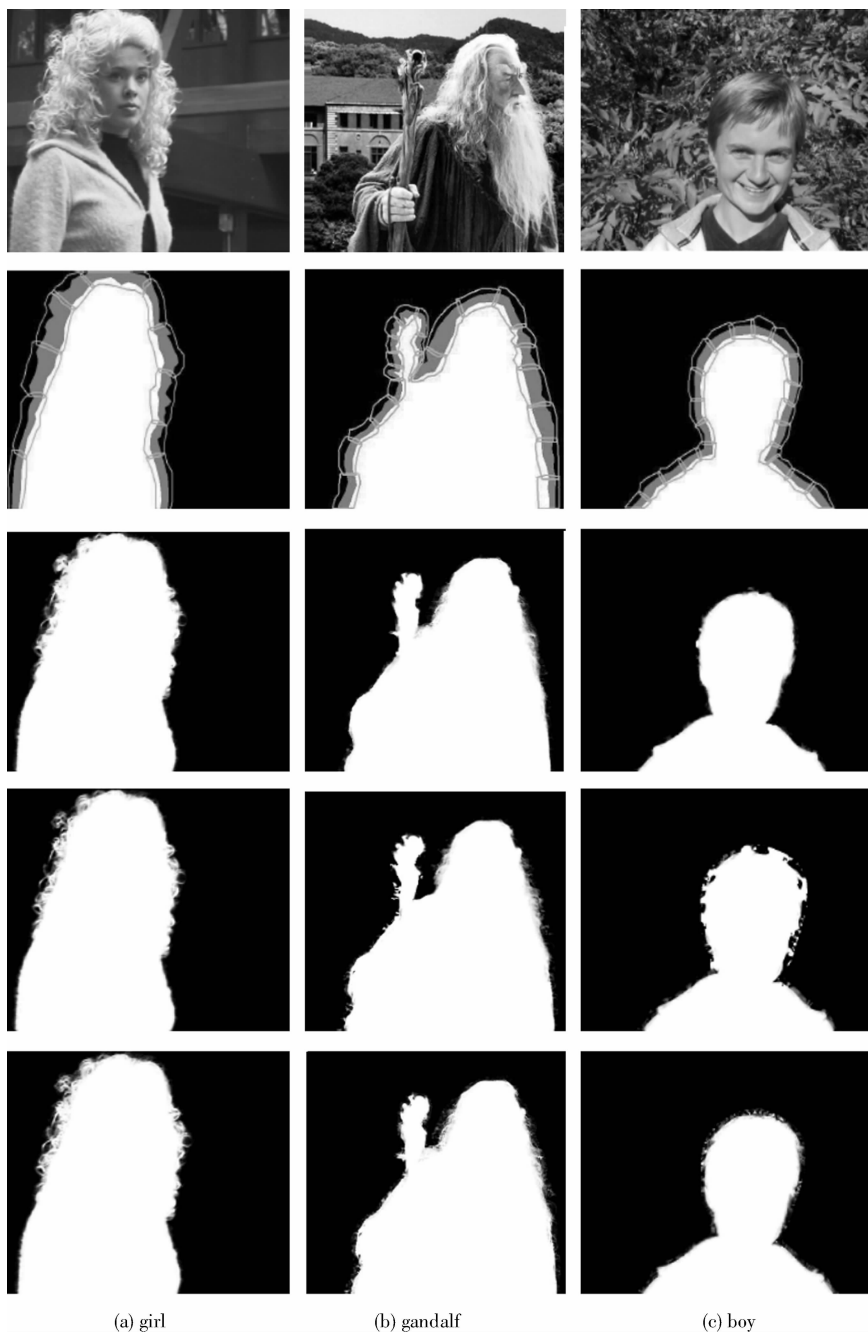


图 4 几张图像的抠图结果比较

Fig. 4 Comparison of matting results of several images

在图 4(a) 中, 原始图像中的颜色变化比较光滑。在这种图像中, 全局泊松抠图方法和基于感知颜色空间的快速抠图方法获得的抠图效果相差无几, 而且两种 MRF 抠图效果和其他两个自然图像抠图方法获得的结果差不多。图 4(b) 中是一张从电影《魔戒》中获得的灰衣巫师 Gandalf 图像和其他背景图像的合成图, 其中前景物体的颜色变化比较光滑, 而背景的颜色则较为清晰, 且颜色变化比较剧

烈。此时全局泊松抠图方法要比其他的抠图方法的抠图效果要差, 而基于感知颜色空间的抠图方法甚至在一些地方出现了噪声, 而 MRF 抠图取得的抠图效果却相当不错。由图 4(c) 可见, MRF 抠图的效果最好, 基于感知颜色空间的抠图效果虽然比它们稍差, 且噪音较多, 但和全局泊松抠图方法比较起来, 它的抠图结果还是要好一些, 其主要表现在噪声相对较少。另外, 发生错误抠图的区域也比较少。

在全局泊松抠图中,都有许多大块区域的抠图效果是错误的,其主要原因是由于这些地方的图像梯度场和掩像梯度场相差较大,因此无法正确地重建这些地方的掩像。

为了减少计算时间,可把未知区域分割成几个更小的子区域。这种子区域的数目取决于图像的大小和复杂度。通常情况下,在每一个子区域中的计算时间从几 s 到 1min 多钟不等。举个例子,对一张 335×265 pixels 的图像来说,可把它分割成 15 个子区域,其在 CPU 为 Pentimn IV1.8G,内存为 512MB 的情况下,加上画轮廓线和标识子区域的时间,MRF 抠图方法大概总共需要花 15min 的时间才能完整地抠出前景物体。

5 结 论

本文的主要创新在于:应用基于感知颜色空间的 alpha 估计方法^[11,12],提出了 matting lable 的概念和能量计算方法,同时设计出了一种全新的 MAP-MRF 抠图框架,用来解决复杂图像的抠图问题,并取得了比以前的抠图方法更好的抠图效果。该方法首先用手工把输入图像粗略地划分为前景区域、背景区域和未知区域 3 个区域;然后再把未知区域分成几个子区域。而在每个子区域中,则首先算出每一个未知区域中的点附近的前景或者背景点的颜色集合,然后把它们分成几簇,并计算出每一簇的颜色加权平均值,作为该点的前景或背景颜色候选值;接着把抠图标志赋给子区域中的像素,并建立 MRF 抠图模型,这样就把抠图问题转化成 MRF 框架下的全局优化问题。

将来,MRF 抠图除了在 alpha 计算和能量估计这两个方面需要改进以外,还可以使抠图系统具有学习能力,并使它的影响参数能够随着程序的运行,甚至在不同的图像、不同的子区域当中可自适应地进行调整。笔者也打算参考文献[10]的做法,让轮廓线的修改可以和用户交互进行。最后,由于 MRF 抠图的求解速度较慢,因此笔者正在考虑结合 MRF 抠图特点,采用别的速度较快的全局最优化方法来加快运行速度。

参考文献 (References)

1 Smith A R, Blinn J F. Blue screen matting[A]. In: Proceedings of

- SIGGRAPH[C], New Orleans, LA, USA, 1996: 259 ~ 268.
- 2 Li S Z. Markov Random Field Modeling in Computer Vision[M]. Tokyo, Japan: Springer-Verlag, 1995.
- 3 Michael Kass, Andrew Witkin, Demetri Terzopoulos. Snakes: active contour models[J]. International Journal of Computer Vision, 1998, 1(4):321 ~ 331.
- 4 Berman A, Vlahos P, Dadourian A. Comprehensive Method for Removing From an Image the Back-ground Surrounding a Selected Object[P]. U. S. Patent 6,134,345, 2000.
- 5 Ruzon M, Tomasi C. Alpha estimation in natural images[A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C], Hilton Head Island, SC, USA, 2000:18 ~ 25.
- 6 Hillman P, Hannah J, Renshaw D. Alpha channel estimation in high resolution images and image sequences[A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C], Hawaii, USA, 2001:1063 ~ 1068.
- 7 Chuang Y Y, Curless B, Salesin D, et al. A Bayesian approach to digital matting [A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C], Hawaii, USA, 2001:264 ~ 271.
- 8 Rother C, Blake A, Kolmogorov V. Grabcut-interactive foreground extraction using iterated graph cuts [A]. In: Proceedings of SIGGRAPH 2004[C], Los Angeles, CA, USA, 2004:309 ~ 314.
- 9 Li Y, Sun J, Tang C K, et al. Lazy snapping[A]. In: Proceedings of SIGGRAPH 2004[C], Los Angeles, CA, USA, 2004:303 ~ 308.
- 10 Blake A, Rother C, Brown M, et al. Interactive image segmentation using an adaptive GMMRF model[A]. In: Proceedings of European Conference on Computer Vision 2004[C], Prague, Czech, 2004: 428 ~ 442.
- 11 Lin Sheng-you, Shi Jiao-ying. Fast natural image matting on perceptual color space [J]. Computers and Graphics, 2005, 29(3), 403 ~ 414.
- 12 Lin Sheng-you, Shi Jiao-ying. Perceptual color space based natural image matting [J]. Journal of Computer Aided Design and Computer Graphics, 2005, 17(5):915 ~ 920. [林生佑,石教英.基于感知颜色空间的快速抠图[J].计算机辅助设计与图形学学报, 2005, 17(5):915 ~ 920.]
- 13 Orchard M T, Bouman C A. Color quantization of images[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1991, 39(12):2677 ~ 2690.
- 14 Sun J, Jia J Y, Tang C K, et al. Poisson Matting [A]. In: Proceedings of SIGGRAPH 2004: Los Angeles, CA, USA, 2004: 315 ~ 321.
- 15 Geman S, Geman D. Stochastic relaxation, Gibbs distribution and the Bayesian restoration of images[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1984, 6(6):721 ~ 741.
- 16 Kirkpatrick S, Gellat C D, Vecchi M P. Optimization by simulated annealing[J]. Science, 1983, 220:671 ~ 680.