

文章编号:1007-2780(2018)02-0156-09

基于采样抠图 and 自适应颜色的图像合成算法

李 娜*, 王 丹

(黄河交通学院 机电工程学院, 河南 焦作 454950)

摘要:针对图像合成结果易受颜色取样和权值选取影响等问题, 本文借鉴梯度域和线性 alpha 合成算法的优点, 提出了一种基于采样抠图和自适应颜色权值的图像合成算法。算法首先通过增加数据项约束和邻域限制对原始抠图方法得到的 alpha matte 值进行局部迭代修正, 根据得到的 alpha matte 值对合成区域进行划分, 不同的合成区域采用不同的合成策略, 边缘区域采用梯度域合成方法对边界进行无缝对接和颜色保真, 同时利用均值插值重建方程求解, 降低求解复杂度; 内部区域通过亮度对比系数计算自适应颜色权值, 并用其进行内部区域颜色再平衡, 保证源图像和目标图像的完美融合。仿真实验表明, 该算法与其他合成算法相比, 在无缝边界的同时, 颜色保证处理更为有效。

关键词: 图像合成; 采样抠图; 颜色权值; 边界无缝合成; 颜色保真

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/YJYXS20183302.0156

Image synthesis algorithm based on sample cutout and adaptive color

LI Na*, WANG Dan

(School of Mechanical and Electrical Engineering,
Huanghe Jiaotong University, Jiaozuo 454950, China)

Abstract: As for the problem that image synthesis result is subject to color and weight selection, the paper proposes an image synthesis algorithm based on sampling cutout and adaptive color weight by combining the advantages of gradient domain and linear alpha synthesis algorithm. This algorithm increases data item constraints and neighborhood restrictions to realize the local iteration correction of alpha matte value obtained through the original cutout method. The synthesis area is divided according to the obtained alpha matte value. Different synthesis strategies are adopted for different synthesis areas. Gradient domain synthesis method is used for seamless docking and color fidelity of borders. Besides, an equation is re-created with mean interpolation and then the solution is obtained. Thereby, the solving process is simplified. For the internal area, the adaptive color weight is calculated with the use of brightness contrast factor. Besides, the colors of the internal area are further balanced so as to ensure the perfect integration of source image and target image. The simulation experiment shows that the algorithm achieves more effective color maintenance while creating the seamless border than other

收稿日期: 2017-06-04; 修订日期: 2017-10-30.

* 通信联系人, E-mail: lina198003@126.com

synthesis algorithms.

Key words: image synthesis; sampling matting; color weight; border seamless synthesis; color fidelity

1 引言

图像合成是将某图像中感兴趣的区域提取,使其无缝融合到新图像中,以满足图像编辑的目的。运用图像合成技术,人们可以随心所欲地改变自己所要编辑的图像。特别随着电影业的飞速发展,有些虚拟图像无法通过镜头拍摄,图像合成技术迎来了突飞猛进的进步。目前图像合成较为成熟算法大都基于三大类:基于 α 分量的图像合成^[1]、基于混合梯度域的图像合成^[2]和基于多分辨率模型的图像合成^[3]。基于 α 分量的图像合成被广泛应用于合成的预处理及后续优化过程,基于均值坐标的合成理论提出后,迅速成为合成领域的研究热点和改进方向,文献[4]将RGB转换到oRGB,在亮度和色度上进行均值坐标合成;文献[5]运用亲和力和抠取感兴趣区域,缓解边界束缚,得到较好的合成效果;文献[6]运用动态边界扩展均值坐标插值实现运动感知视频合成,合成效果有明显的提高。但当目标图像与源图像的背景颜色均为白光下的固有颜色并且背景颜色差异较大时,在图像合成过程中会出现颜色染色。这主要是由于在图像合成过程中,为保证合成选定区域的边界无缝衔接到目标图像中,导致合成选定区域中的对象受选定区域的影响过大而失真。为了解决此问题,文献[7]首次将带有颜色控制的思想应用于图像合成中,此后很多学者都对这一问题进行了深入的研究。文献[8]利用含有透明度权重的Laplace过渡调整目标图像选定区域与源图像在合成结果中的颜色比重,以降低目标图像选定区域对合成结果的颜色影响;文献[9]在算法中通过添加局部亲和力来控制颜色失真对合成结果的影响,但是算法对目标图像选定区域的颜色保留过多,在有光环境下合成图像时依然会出现颜色失真。目前很多算法利用不同的方式来对颜色失真进行控制,无论是采用人工笔画干预对颜色取样^[10-11],还是采用人工手动调试权值^[12],这些算法都是半自动的人工干预,图像合成结果会受颜色取样和权值选取的影响。针对此问题,本文提出了一种基于采样抠图和自适应颜色权值

的图像合成算法。

2 基于抠图提取合成区域

图像合成由前景提取与合成图像两个过程构成,前景提取就是从前景图像中提取所要合成的目标,而前景目标的提取主要由分割和抠图两种方法,本文利用抠图来提取前景目标的掩膜,这主要是因为利用分割得到的前景目标掩膜是二值的,在图像合成时容易在边缘处发生突变,致使前景目标不能很好融于背景图像中,降低合成图像的质量。目前抠图的方法主要有两大类,一类是基于颜色采样的抠图,一类是基于alpha传播的抠图。利用抠图方法可以准确地提取前景和 α 分量。

对于目前流行的两类抠图方法都有一定的缺陷和不足,基于颜色采样的抠图方法是利用绝对前景和背景像素来预估未知区域的颜色值,然后利用颜色样本估计alpha值,此方法对于前景和背景简单的图像具有优势,但对于前景和背景复杂的图像容易因颜色样本的狭窄造成alpha值不准,继而使合成图像的边缘尖锐;基于alpha传播的抠图是假定前景和背景是局部平滑的,从而建立恒定或线性模型,优化模型以估计matte值,此种方法适用于低阶建模,但对复杂的前景和背景无法建立合适的模型,综合考虑两种方法的优缺点,本文提出一种综合采样优化抠图方法。方法通过将高度相关的边界样本、前景和背景内部样本纳入不同颜色分布的综合采样范畴中,通过扩大真实样本,利用颜色采样抠图思想得到初始估计matte值,再对其进行局部迭代优化,使其更好处理复杂的前景和背景图像。

2.1 综合采样抠图

为了获得某一个给定像素最真实的前景背景集,采样范围需要根据像素到已知前景和背景距离动态变化,假如给定的像素靠近边界,其与边界狭窄区域内的像素是高度相关的,随着背景区域延伸,综合样本需要包含所有颜色分布。前景样本采样原理如图1所示。

图1中 B 、 U 、 F 分别表示输入图像的背景、未知区域和前景区域。对于采样像素点 a ,由于

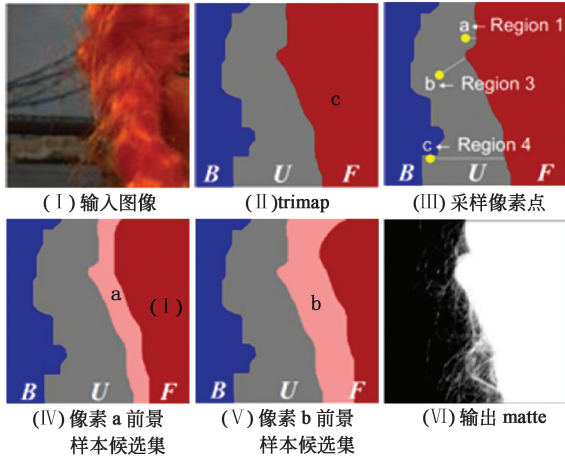


图 1 前景采样区域

Fig.1 Foreground sampling area

靠近前景区域 F , 其样本候选集将选取最靠近边界的范围, 如(IV)所示狭长区域。由于采样像素点 b 距离边界较远, 需要(V)所示较为广泛候选区域, 以囊括所有颜色分布。而采样像素点 c 距离边界最远, 为了防止真实样本丢失, 其候选样本

为整个前景区域 F 。同理可得未知像素在背景区域的候选样本, 用前景-背景对 (F, B) 表示每个像素的候选样本, 利用以下函数优化求取最佳的前景-背景对 (F, B) :

$$G_p(F, B) = D_p(F, B) \times S_p(F, B) \times C_p(F, B). \quad (1)$$

未知像素 p 的颜色估计是多种图像信息函数综合的结果, 式(1)中 $D_p(F, B)$ 为色彩失真函数, $S_p(F, B)$ 为图像空间统计函数, $C_p(F, B)$ 为图像颜色统计函数。未知像素 p 的颜色估计与观察值 W_p 之间是有差异的, 其差异可表示为:

$$D_p(F, B) = \exp(-\|H_p - (\alpha F + (1-\alpha)B)\|). \quad (2)$$

通过式(2)可知, 当前景-背景 (F, B) 对的颜色估计与观察值 H_p 越接近, $D_p(F, B)$ 的值就越大, 反之亦然; $S_p(F, B)$ 是未知像素 p 与前景-背景对 (F, B) 在图像空间之间的距离函数, 空间距离越靠近前景-背景 (F, B) 对, $S_p(F, B)$ 的值就越大, 反之亦然:

$$S_p(F, B) = \exp\left\{\frac{-\|p - F_i^s\|}{\frac{1}{|S_p^F|} \sum_{F_k \in S_p^F} \|p - F_k^s\|}\right\} \times \exp\left\{\frac{-\|p - B_i^s\|}{\frac{1}{|B_p^F|} \sum_{B_k \in B_p^F} \|p - B_k^s\|}\right\}. \quad (3)$$

式(3)中 S_p^F 表示未知像素 p 的已知前景样本集合, $|S_p^F|$ 是 S_p^F 的基, F_i^s 表示前景样本 F_i 的空间坐标, $\|p - F_i^s\|$ 表示未知像素 p 与 F_i 间的欧氏距离, 背景样本 B_i 亦是如此。 $C_p(F, B)$ 为图像颜色统计函数, 公式如下:

$$C_p(F, B) = \frac{d(F_i, B_i)}{M_p}, \quad (4)$$

$$d(F_i, B_i) = \frac{\delta_{F_i} - \delta_{B_i}}{\sqrt{\frac{(N_{F_i} - 1)\sigma_{F_i}^2 + (N_{B_i} - 1)\sigma_{B_i}^2}{N_{F_i} + N_{B_i} - 2}}}, \quad (5)$$

式(4)中 M_p 为尺度因子, 式(5)中 $d(F_i, B_i)$ 表示 F_i, B_i 间的科恩颜色距离值, $\delta_{F_i}, \sigma_{F_i}^2, N_{F_i}$ 表示前景样本 F_i 的均值、方差和种群大小, 在利用以上公式求得最佳前景-背景 (F, B) 对, 并利用最佳 (F, B) 对通过公式(6)估计 α 分量:

$$\alpha_p = \frac{(H_p - B) \cdot (F - B)}{\|F - B\|^2}, \quad (6)$$

估计得到 α 分量也就获得了 alpha matte。

2.2 综合采样抠图的缺陷及改进

利用综合采样抠图可以较好处理背景前景差别较大的复杂细节, 如图 2(III), 但当背景对前景边缘干扰较大时, 采用综合采样抠图得到 alpha

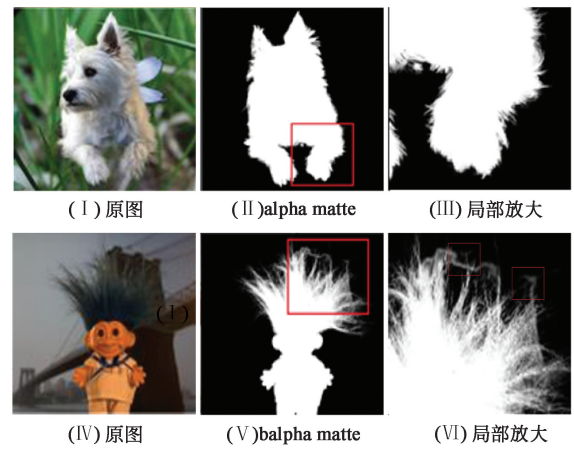


图 2 综合采样抠图对复杂图像处理结果

Fig.2 Comprehensive sampling of matting for complex image processing results

matte 的边缘易陷入错误背景,如图 2(VI)所示,红色方框中的内容模糊不清,边界不够分明。

综合采样抠图虽然扩大了采样范围,但在局部抠图上还是容易出现边界不够分明的问题,这是由于综合采样抠图只关注抠图上的全局性,忽略了样本的相似性,为了提高抠图的精确性,本文对综合采样抠图方法进行改进,利用局部迭代对综合采样抠图得到的 alpha matte 进行修正。文章主要从数据项约束和邻域限制等两个方面对初始 alpha matte 值进行局部迭代修正,最终获得 alpha matte 期望值。

alpha matte 期望值可通过图标注得到,图 3 中 Ω_F 、 Ω_B 表示绝对前景和背景的虚拟节点,节点 i 为未知像素点,节点 j 为已知像素点, $W_{i,F}$ 、 $W_{i,B}$ 为未知像素点 i 与绝对前景、背景虚拟像素点间的数据项权值,邻域项 $W_{i,j}$ 表示包含未知像素点 i 和已知像素点 j 的所有 3×3 窗口之和。

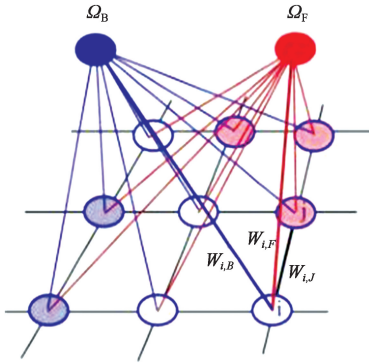


图 3 虚拟点标注

Fig.3 Virtual point annotation

$$W_{i,F} = [\hat{f}_i \hat{\alpha}_i + (1 - \hat{f}) \xi(\hat{\alpha}_i > 0.5)] \cdot \beta, \quad (7)$$

$$W_{i,B} = [\hat{f}_i (1 - \hat{\alpha}_i) + (1 - \hat{f}) \xi(\hat{\alpha}_i < 0.5)] \cdot \beta. \quad (8)$$

数据项权值 $W_{i,F}$ 、 $W_{i,B}$ 与未知像素 i 属于前景还是背景的概率有关, ξ 为二值布尔函数, β 是平衡数据项权值 $W_{i,F}$ 、 $W_{i,B}$ 和邻域项 $W_{i,j}$ 的自由参数, $\hat{f}$ 为置信度值, $\hat{\alpha}$ 为 alpha matte 估计值。文献[13]根据相邻像素颜色差来设置邻域项 $W_{i,j}$ 的权值,计算公式如下:

$$W_{i,j} = \sum_{(i,j) \in w_k} \frac{1}{9} (1 + (C_i - \eta_k) (\sum_k + \frac{\bar{\omega}}{9} H) - 1 (C_j - \eta_k)) , \quad (9)$$

其中: w_k 为包含未知像素点 i 和已知像素点 j 的集合, $\bar{\omega}$ 表示归一化系数, η_k 表示 3×3 窗口中每个窗口的颜色均值, $\sum_k$ 表示 3×3 窗口中每个窗口的方差。由于 alpha matte 值是连续的,本文采用随机游走求解图标注,通过构造拉普拉斯矩阵将图注求解转化为求解图能量和最小化:

$$Lp_{i,j} = \begin{cases} W_{i,i} & i=j \\ -W_{i,j} & i,j \text{ 是邻居} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

Lp 为 $n \times n$ 正定稀疏矩阵, n 为包括绝对前景、背景虚拟节点在内的所有像素点数量,再将矩阵 Lp 进行分解:

$$Lp = \begin{bmatrix} Lp_k & R \\ R^T & Lp_u \end{bmatrix}, \quad (11)$$

Lp_u 为未知节点向量, Lp_k 为用户标记像素和绝对前景、背景虚拟节点向量。由文献[14]可知,未知像素属于前景或背景的概率是以下方程的解:

$$Lp_u A_u = -R^T A_k, \quad (12)$$

A_u 即为文章所要求解的未知 alpha matte 向量,为了保证 A_u 存在于 0、1 之间且唯一,需保证未知节点向量 Lp_u 在连接图中非奇异, A_k 为边界矢量。

3 基于颜色自适应的图像合成

目前主流的图像合成算法主要有两类:一类是基于梯度域的图像合成算法;一类是基于 alpha 线性图像合成算法,两者的优缺点已在前节中进行了分析说明,为了使合成图像边界无缝对接的同时尽可能地保持合成图像的颜色特征,本文充分利用两类算法优点,提出了一种基于颜色自适应的图像合成算法。算法根据前节抠图所得的 alpha matte 值对合成区域进行划分,不同的 alpha matte 值对应不同的合成方法,以综合两类合成算法的优点。

3.1 基于 alpha matte 值划分合成区域

根据 alpha matte 值的大小可将合成区域划分为 3 部分:合成外部区域(alpha matte=0)、合成边缘区域($0 < \text{alpha matte} < 1$)和合成内部区域(alpha matte=1)。当 alpha matte=0 时,抠图为绝对背景,那么合成图像完成来自背景图像(目标图像)。当 alpha matte=1 时,抠图为绝对前

景,那么合成图像完成来自前景图像(源图像),但源图像与目标图像在颜色和亮度等方面是有差异的,为了保证源图像完全融合于目标图像中,对于 $\alpha \text{ matte}=1$ 时,文章通过增加自适应权值调整颜色特征。当 $0 < \alpha \text{ matte} < 1$ 时,合成区域属于两者的边缘过渡区域,而基于梯度域的合成算法的最大优点就是对边界的无缝合成,对此,文章在抠图的边界区域综合利用两种算法,使边界区域在平滑插值的同时保证颜色纯真。图 4 为合成区域的划分。

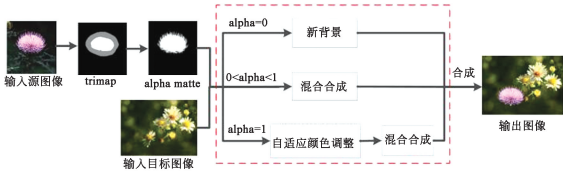


图 4 合成区域划分

Fig.4 Synthetic area division

3.2 融合梯度域与 α 线性的图像合成算法

视觉效果是图像融合的重要感官标准,视觉效果好的融合图像不仅需要平滑处理边缘,还要使源图像和目标图像亮度匹配,物体颜色均匀得体。对 α 线性合成的基本模型如下:

$$R = \alpha * f_F + (1 - \alpha) f_B. \quad (13)$$

为了满足整个合成区域,文章对公式(13)进行改进,引入梯度域合成插值,边缘合成区域公式:

$$R_b = \alpha * f_t + (1 - \alpha) f_B, \quad (14)$$

其中: f_t 是梯度域插值结果, R_b 为边缘区域图像合成结果, α 为前节通过改进综合采样抠图得到的 $\alpha \text{ matte}$ 值。当 $\alpha = 0$ 时,合成结果变为绝对背景图像 $R_0 = f_B$ 。当 $\alpha = 1$ 时,公式(13)和公式(14)就剩下绝对前景 f_F 和梯度域合成插值 f_t ,为了防止利用梯度插值进行边缘无缝衔接时的颜色失真,引入自适应权值 φ ,内部合成区域公式演化为:

$$R_{in} = \varphi * f_t + (1 - \varphi) * f_F. \quad (15)$$

综合以上计算结果可得最后的图像合成,即 $[R_0, R_b, R_{in}] \subset R$:

$$R = \begin{cases} f_B & (\alpha = 0) \\ \alpha * f_t + (1 - \alpha) f_B & (0 < \alpha < 1) \\ \varphi * f_t + (1 - \varphi) * f_F & (\alpha = 1) \end{cases}. \quad (16)$$

式(16)结合源图像与目标图像,其与标准泊

松图像融合方法里的拉普拉斯方程类似,为加快求解边界插值,引入均值坐标思想。在封闭合成区域 Ω 上逆时针围成二维多边形边界曲线 $(p_0, p_1, \dots, p_m = p_0)$,区域上任意像素 $x \in \Omega$ 的均值坐标 λ_i 定义如下:

$$\lambda_i = \frac{w_i}{\sum_{j=0}^{m-1} w_j}, i = 0, 1, \dots, m-1, \quad (17)$$

$$w_i = \frac{\tan(\alpha_{i-1}/2) + \tan(\alpha_i/2)}{\|p_i - x\|}, \quad (18)$$

如图 5 所示 α_i 是三角形 $\Delta p_{i+1} x p_i$ 在 x 处的角度,一旦 α_i 计算得出,均值坐标也随之而解,定义在边界顶点处的任意函数也可顺利得到。

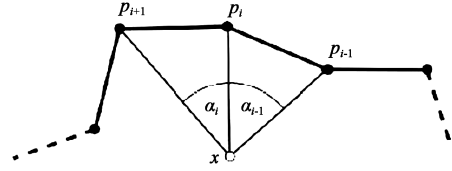


图 5 均值坐标

Fig.5 Mean coordinate

根据边界值及均值坐标,像素 x 的均值插值为:

$$r(x) = \sum_{i=0}^{m-1} \lambda_i(x) (f^* - g) p_i. \quad (19)$$

根据均值坐标公式可以求出所有像素的均值坐标,以此可得像素的均值插值,一旦得到融合区域内所有像素的均值插值后,将其带入公式(16)中,用均值坐标插值 f_m 表示公式中的梯度插值 f_t :

$$R = \begin{cases} f_B & (\alpha = 0) \\ \alpha * f_m + (1 - \alpha) f_B & (0 < \alpha < 1) \\ \varphi * f_m + (1 - \varphi) * f_F & (\alpha = 1) \end{cases}. \quad (20)$$

均值插值使用简单的闭合形式重建方程求解,避免了求解数据量大、计算复杂的线性方程。

3.3 权值确定

为了使源图像和目标图像在合成区域颜色的自然过渡,降低因颜色色差造成视觉障碍,文章在内部合成区域中引入颜色自适应权值 φ ,确定权值 φ 是防止内部合成颜色失真的关键。通过亮度对比系数计算自适应颜色权值。

HIS(Intensity, Hue, Saturation)是视觉定性描述色彩的常用形式,其中 I 表示亮度或强度,常常被替换为全色影像, H 表示色调, S 表示饱和

度。文章利用源图像和目标图像的亮度信息对比获取调节颜色特征的权值依据。由于源图像和目标图像合成时插值是由外向内,所以越靠近目标图像的区域越影像合成效果。亮度对比系数的计算流程如下:

(1)将源图像和目标图像转化到 HIS 空间,记为 F_{his} 和 B_{his}

(2)对两幅图像在封闭合成区域 Ω 上进行边界区域采样,获取两幅图像对象的亮度分量 F_I

和 B_I ;

(3)计算源图像和目标图像两幅图像在封闭采样边界的亮度对比系数 L_c ;

$$L_c = \text{average}(F_I) / \text{average}(B_I), \quad (21)$$

(4) 计算源图像在整个内部区域的亮度均值 $\bar{I}$ 和方差 $D(I)$

要得到合适的颜色自适应权值 φ , 可进行如下投影:

$$\varphi = \begin{cases} \min(1, \max(\omega_1 * L_c + \omega_2, \omega_1 * 1/L_c + \omega_2)), & L_c > \epsilon \text{ or } 1/L_c > \epsilon \\ \chi & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (22)$$

其中: ω_1 为源图像在整个内部区域的方差 $D(I)$, ω_2 为源图像在整个内部区域的均值 $\bar{I}$, ϵ 为亮度阈值。源图像的亮度越高目标图像, 亮度对比系数 L_c 越大。源图像比目标图像越亮 ($L_c > \epsilon$) 或源图像比目标图像越暗 ($1/L_c > \epsilon$), 需要较大的权值调整颜色, 以防止合成区域颜色失真。而当源图像与目标图像的颜色相差无几时, 合成区域的颜色会比较自然, 颜色自适应权值 φ 对合成结果颜色的调整较小, 因此, 自适应权值 φ 可以定义为一个常数 χ , 经过多次实验, 常量系数 χ 取为 0.6。

4 仿真实验与对比分析

4.1 改进综合采样抠图方法实验分析

综合采样抠图能否精确的获取 alpha matte 值是本算法的关键。为了验证本文对综合采样抠图方法的改进效果, 实验采用 VS2013+OpenCV 在 win7(Intel(R)Core i3-3240 CPU@ 3.4 GHz 4G 内存)运行实现, 选取基准测试图像集^[15]和鲁棒抠图集合^[16]上的 40 幅训练图和 10 幅测试图进行对比试验, 结果如图 6 所示。

从实验结果可以看出, 文献[17]对背景复杂图像的分割效果不佳, 算法只能分割出测试图像的大体轮廓, 无法分割出测试图像中的毛发等细节。文献[16]的样本采集不充分, 边缘像素的归类不清, 造成抠图结果出现边缘分割带。文献[18]对复杂图像边缘相似像素归类的

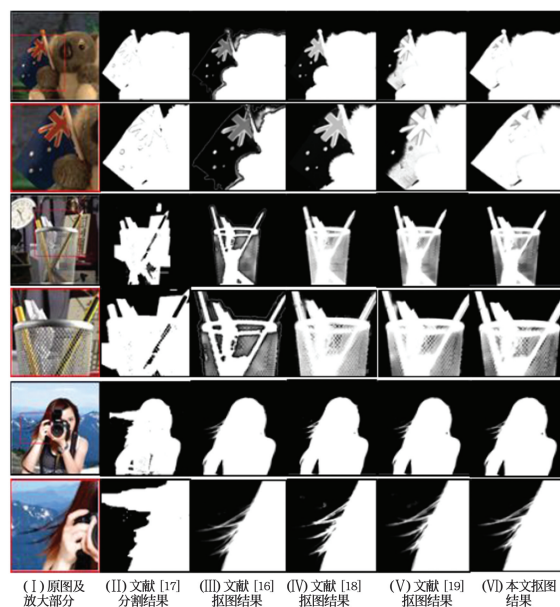


图6 不同抠图方法得到的掩模结果

Fig.6 Different matting mask obtained results

能力较弱, 错误边缘像素归类致使抠图结果产生噪声, 如第一幅图的放大部分, 将旗帜颜色归于背景色彩。文献[19]相比其他算法有一定提高, 但也将旗帜部分归于背景。本文抠图方法扩大采样范围, 确保了 alpha matte 值的全局精确性, 通过引入数据项约束和邻域限制对初始 alpha matte 值进行局部迭代修正, 对相似背景能有效区分。

为了定量分析各方法的抠图效果, 利用均方误差 (MSE) 和绝对误差 (SAD) 进行定量分析。

$$\text{MSE} = \frac{1}{m \times n} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (E(i, j) - H(i, j))^2, \quad (23)$$

$$\text{SAD} = \frac{1}{m \times n} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |E(i, j) - H(i, j)|. \quad (24)$$

公式(23)、(24)中 m 、 n 为源图像的高宽度, $E(i, j)$ 、 $H(i, j)$ 表示坐标 (i, j) 处的 alpha matte 值和 ground truth 值。在 10 幅测试图进行对比实验, MSE 和 SAD 的折线图如图 7、图 8 所示。

通过图 7 和图 8, 我们看出: 文献[17]不能很好地表达细节, 整体的 MSE 和 SAD 曲线比较高, 文献[19]与本文算法的抠图效果相差无几, 但在某些目标与背景极易相似的测试图上, MSE 和 SAD 值有较为明显的起伏, 文献[16]和文献[18]的 MSE 和 SAD 值都比本文算法的高, 对图像边缘和前背景相似测试图像的抠图效果不佳。

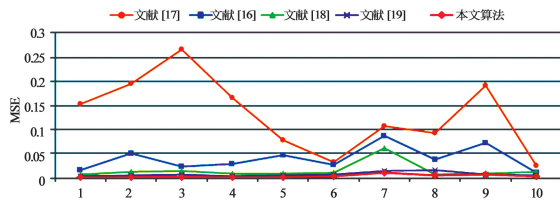


图 7 各算法 MES 折线图

Fig.7 Each algorithm MES broken line graph

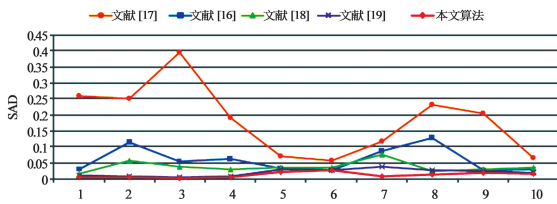


图 8 各算法 SAD 折线图

Fig.8 Each algorithm SAD broken line graph

4.2 本算法实验分析

为了验证本算法的有效性, 将本算法与其他四种算法在图像测试集合上对比实验。为了公正的评价算法的优劣, 在从视觉效果定性分析的基础上, 利用平均梯度值 (Average Gradient) 进行定量分析, 结果如图 9 所示。



(I) 原图像 (II) 目标图像 (III) 文献 [20] (IV) 文献 [19] (V) 文献 [8] (VI) 文献 [21] (VII) 本文算法

图 9 各合成算法实验对比

Fig.9 Comparison of synthetic algorithm experiments

通过实验结果可以看出, 本文算法的合成结果比其他 4 种算法更为清晰精准, 特别是本算法吸取梯度域合成的优点, 不仅在边界实现无缝合成, 还精确抠图 alpha matte 值, 对不同区域实施不同合成策略, 利用自适应颜色权值调节特征, 有效降低了颜色失真问题。文献[20]的合成结果在边缘处, 如第一幅图正方形、第四幅图三角形所圈的区域上出现了模糊现象, 第二幅图和第三幅合成图中的目标颜色也受背景的影响变了色, 颜色严重失真。文献[19]的合成结果在边缘处, 如第一幅图正方形、第四幅图三角形所圈的区域上也出现了模糊现象, 并且在第五幅图中, 鸳鸯目标在合成结果中丢失了背影。利用文献[21]得到的合成图像效果最不好, 合成目标被受背景影响较重, 颜色失真较大。文献[8]只简单复制原来的颜色, 并没有在边界处无缝对接, 但总体上合成效果较好, 只是对第五幅图进行合成时, 丢失了目标鸳鸯的背影。

平均梯度 (Average Gradient) 反映了图像微小细节反差变化的速率, 用于表征图像的相对清晰度。为了定量分析各算法的实验效果, 文章利用平均梯度综合评价各算法的合成图像。

$$\bar{G} = \frac{1}{m \times n} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \sqrt{[p(i, j) - p(i+1, j)]^2 + [p(i, j) - p(i, j+1)]^2}, \quad (25)$$

式(25)中 m, n 表示测试图像的宽度和高度, $p(i, j)$ 表示测试图像在坐标 (i, j) 处的像素值。根据公式可知, G 越大, 测试图像越清晰, 合成图像效果越好。各合成算法的平均梯度值如图 10 所示。

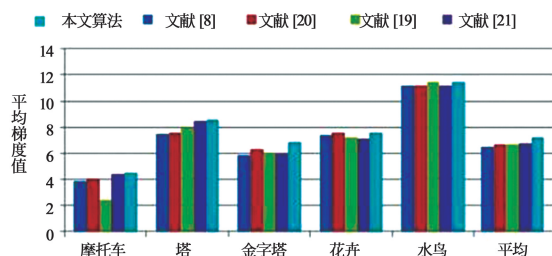


图 10 各算法平均梯度对比

Fig.10 Average gradient of each algorithm

通过图 10 平均梯度值对比可以看出, 本文合成算法在 5 类测试图像上的平均梯度值明显高于其他 4 种算法, 说明经过本文算法合成的图像比其他算法更清晰, 图像合成质量更优。

5 结 论

本文借鉴梯度域和线性 alpha 合成算法的优点, 提出了一种基于采样抠图和自适应颜色权值的图像合成算法, 根据修正后的 alpha matte 值对合成区域进行划分, 不同的合成区域采用不同的合成策略, 算法不仅改善了现有颜色控制算法人为判断并手动调整参数的繁琐过程还对颜色调整后的边界区域进行优化, 使边界区域过渡更加自然。

参 考 文 献:

- [1] AFIFI M, HUSSAIN K F. MPB: A modified Poisson blending technique [J]. *Computational Visual Media*, 2015, 1(4): 331-341.
- [2] JIA J Y, SUN J, TANG C K, et al. Drag-and-drop pasting [J]. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 2006, 25(3): 631-637.
- [3] DARABI S, SHECHTMAN E, BARNES C, et al. Image melding: combining inconsistent images using patch-based synthesis [J]. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 2012, 31(4): 82.
- [4] DU H, JIN X G. Object cloning using constrained mean value interpolation [J]. *The Visual Computer*, 2013, 29(3): 217-229.
- [5] BIE X H, WANG W C, SUN H Q, et al. Intent-aware image cloning [J]. *The Visual Computer*, 2013, 29(6/8): 599-608.
- [6] CHEN T, ZHU J Y, SHAMIR A, et al. Motion-aware gradient domain video composition [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(7): 2532-2544.
- [7] YANG W X, ZHENG J M, CAI J F, et al. Natural and seamless image composition with color control [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2009, 18(11): 2584-2592.
- [8] HENZ B, LIMBERGER F A, OLIVEIRA M M. Color adjustment for seamless cloning based on Laplacian-membrane modulation [C]//*Proceedings of the 28th SIBGRAPI Conference on Graphics, Patterns and Images*. Salvador, Brazil: IEEE, 2015: 196-202.
- [9] 李贝, 汪浩, 于佳骏, 等. 颜色协调的鲁棒式图像克隆[J]. *系统仿真学报*, 2015, 27(4): 723-730.
- [10] LI B, WANG H, YU J J, et al. Robust image cloning with color harmonization [J]. *Journal of System Simulation*, 2015, 27(4): 723-730. (in Chinese)
- [11] WANG D, JIA W J, LI G Q, et al. Natural image composition with inhomogeneous boundaries [C]//*Proceedings of the 5th Pacific Rim Symposium on Image and Video Technology*. Gwangju, South Korea: Springer, 2011: 92-103.
- [12] BIE X H, HUANG H D, WANG W C. Free appearance-editing with improved Poisson image cloning [J]. *Journal of Computer Science and Technology*, 2011, 26(6): 1011-1016.
- [13] WU H, XU D. Color preserved image compositing [C]//*Proceedings of the 3rd International Conference on Multimedia Technology (ICMT 2013)*. Berlin Heidelberg: Springer, 2014: 325-333.
- [14] LEVIN A, LISCHINSKI D, WEISS Y. A closed-form solution to natural image matting [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2008, 30(2): 228-242.

- [14] GRADY L. Random walks for image segmentation [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2006, 28(11): 1768-1783.
- [15] RHEMANN C, ROTHER C, WANG J, *et al.* A perceptually motivated online benchmark for image matting [C]//*Proceedings of 2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Miami, FL, USA: IEEE, 2009: 1826-1833.
- [16] WANG J, COHEN M F. Optimized color sampling for robust matting [C]//*Proceedings of 2007 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Minneapolis, MN, USA: IEEE, 2007: 1-8.
- [17] ROTHER C, KOLMOGOROV V, BLAKE A. "GrabCut": interactive foreground extraction using iterated graph cuts [C]//*Proceedings of the ACM SIGGRAPH 2004 Papers*. Los Angeles, California: ACM, 2004: 309-314.
- [18] CHEN Q F, LI D Z Y, TANG C K. KNN matting [C]//*Proceedings of 2012 Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Providence, RI, USA: IEEE, 2012: 869-876.
- [19] SHAHRIAN E, RAJAN D, PRICE B, *et al.* Improving image matting using comprehensive sampling sets [C]//*Proceedings of 2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Portland, OR, USA: IEEE, 2013: 636-643.
- [20] PÉREZ P, GANGNET M, BLAKE A. Poisson image editing [J]. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 2003, 22(3): 313-318.
- [21] DING Y D, WEI X C, PANG H B, *et al.* Fusion of object and scene based on IHS transform and SFIM [C]//*Proceedings of the 6th International Conference on Image and Graphics*. Hefei, Anhui, China: IEEE, 2011: 702-706.

作者简介:李娜(1980—),女,河南开封人,硕士,讲师,研究方向:数据挖掘与图形图像处理。E-mail: lina198003@126.com

王丹(1985—),女,河南安阳人,讲师,硕士,主要研究方向为计算机应用技术。E-mail: 153068724@qq.com