

一种 GrabCut 分割边缘的优化方法^①

张明军, 俞文静, 吴婕, 袁志

广州大学华软软件学院 网络技术系, 广州 510990

摘要: 针对 GrabCut 分割精度不够以及边缘不平滑的问题, 提出一种目标边缘优化方法. 首先使用 GrabCut 算法获取目标的 α 掩像, 然后对 α 掩像进行形态学处理而获取目标边缘区域, 再将目标边缘区域内的像素与已知的绝对背景和绝对前景的部分像素进行颜色信息比较, 根据比较结果重新分割边缘区域像素, 最后对重新分割的目标边缘进行平滑处理. 实验结果表明, 本文的方法对边缘分割的精准性和平滑度都优于 GrabCut 算法.

关键词: 图像分割; GrabCut 算法; 抠图

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 1000-5471(2017)09-0047-06

GrabCut 算法是一种高效的图像分割算法. Boykov 等^[1] 于 2001 年将 Graph Cuts 理论引进图像分割中. Rother 等^[2] 提出的 GrabCut 是对 Graph Cuts 算法的改进, 进一步降低了用户交互量. 用户指定一个包围目标的矩形框, 通过迭代使用 Graph Cuts 方法直到满足收敛条件, 便得到目标和背景的分割. 该方法的不足是当包围目标的矩形框中的背景不能充分表示背景区域时, 分割效果较差. 之后, 很多学者在此基础上进行了研究^[3-6].

本文从 GrabCut 目标分割应用于抠图等精细应用的角度, 针对 GrabCut 分割精度不够以及边缘不平滑的问题, 提出一种目标边缘优化方法. 该方法首先生成目标的 α 掩像(alpha matte), 通过数学形态学在 α 掩像上设置边缘区域为未知区域, 然后对未知区域的像素进行背景和前景的重新分割, 最后对边缘进行平滑处理. 实验结果表明该方法具有较好的性能.

1 GrabCut 算法

GrabCut 算法^[2,7] 是一种经过简单交互就可获得图像中感兴趣目标的图像分割算法, 它以马尔可夫随机场以及高斯混合模型为理论基础, 对输入图像 $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n, \dots, x_N)$ 中每个像素点给予一个 α 值, $\alpha \in \{0, 1\}$, 0 表示绝对背景, 1 表示绝对前景. 然后, 依靠 α 掩像求解图像分割问题:

$$\alpha = \arg \min_{\alpha} E(\alpha, k, \theta, x) \quad (1)$$

其中 GrabCut 能量函数 $E(\alpha, k, \theta, x)$ 依据马尔可夫随机场, 可以定义为:

$$E(\alpha, k, \theta, x) = U(\alpha, k, \theta, x) + V(\alpha, x) = \sum_n D(\alpha_n, k_n, \theta, x_n) + V(\alpha, x) \quad (2)$$

式中 $U(\alpha, k, \theta, x)$ 为数据项, 表示分配像素 x 到前景或背景的概率, $\theta = \{\pi_k, \mu_k, \Sigma_k\}$ 为模型参数, $V(\alpha, x)$ 为平滑项, 表示相邻像素之间的相似性. 采用最大负对数似然估计来求取式(3)的参数, 并由此得到式(4).

① 收稿日期: 2016-09-23

基金项目: 广东高校优秀青年创新人才培养计划项目(2013LYM_0114); 广东高校重大科研项目(2015KQNCX202); 广东大学生科技创新培育专项资金项目(pdjh2016b0996); 广州大学华软软件学院重大科研培育项目(广大华软(2014)35号); 广州大学华软软件学院党建项目(DJSZ2016037).

作者简介: 张明军(1980-), 男, 湖南常德人, 讲师, 主要从事图像分析与处理研究.

$$p_k(x_i, \theta_k) = \frac{\exp\left\{-\frac{1}{2}(x_i - \mu_k)^T \Sigma_k^{-1}(x_i - \mu_k)\right\}}{(2\pi)^{\frac{d}{2}} |\Sigma_k|^{\frac{1}{2}}} \quad (3)$$

$$D(\alpha_n, k_n, \theta, x_n) = -\log[\pi_k p_k(x_n, \theta)] = -\log \pi_k - \log p_k(x_n, \theta) = -\log \pi_k + \frac{1}{2} \log \det \Sigma(\alpha_n, k_n) + \frac{1}{2} [x_n - \mu(\alpha_n, k_n)]^T \Sigma(\alpha_n, k_n)^{-1} [x_n - \mu(\alpha_n, k_n)] \quad (4)$$

其中 $p_k(\cdot)$ 为高斯概率分布. 对于平滑项则采用 RGB 空间的欧几里得距离求解:

$$V(\alpha, x) = \gamma \sum_{\langle m, n \rangle \in C} [\alpha_m \neq \alpha_n] \exp(-\beta \|x_m - x_n\|^2) \quad (5)$$

其中: $\gamma = 50$, C 为相邻像素点对构成的集合; $[\cdot]$ 为取值为 0 或 1 的函数, 当 $\alpha_m = \alpha_n$ 时 $[\alpha_m \neq \alpha_n] = 0$, 当 $\alpha_m \neq \alpha_n$ 时 $[\alpha_m \neq \alpha_n] = 1$; $\beta = (2\langle \|x_m - x_n\|^2 \rangle)^{-1}$, $\langle \cdot \rangle$ 表示样本的数学期望.

最后, 依据最大流最小割定理求出能量函数的最小值, 并获得图像掩像来分割图像.

2 目标边缘优化方法

2.1 优化思路

将目标边缘部分的像素分割为背景或前景, 是进行图像分割的关键问题^[2], 特别是对于背景复杂或前景与背景区分度不大的图像更是一个难题. 本文的总体思路是使用 GrabCut 算法对目标进行粗分割, 然后对其分割边缘进行细分割并优化处理, 具体步骤为:

1) 使用 GrabCut 算法获取目标的掩像, 该掩像是粗分割的结果.

2) 对掩像分别单独进行腐蚀和膨胀的形态学处理, 然后将两种形态学处理结果进行减法操作获取目标边缘区域, 将此边缘区域设置为未知区域.

3) 对边缘未知区域的像素进行细分割, 即将该区域的像素重新划分至背景或前景, 划分方法是通过对绝对背景(绝对前景)的采样并统计获取其平均颜色信息, 将未知像素的颜色值与其比较, 距离越近则属于背景(前景)的可能性越高, 根据判断条件重新分割.

4) 对边缘平滑处理, 最后输出分割的图像, 即边缘优化后的目标.

优化思路如图 1 所示.

2.2 优化过程

1) 形态学处理

设 I 和 B 是整数空间 Z 的集合, 其中 I 为输入图像, B 为结构元素, 将 B 对 I 的腐蚀操作^[8] 定义为 $I \ominus B$, 则有:

$$I \ominus B = \{Z \mid (B)_Z \subseteq I\} \quad (6)$$

将 I 被 B 膨胀操作^[8] 定义为 $I \oplus B$, 则有:

$$I \oplus B = \{Z \mid (\hat{B})_Z \cap I \neq \emptyset\} \quad (7)$$

如果 I 为分割目标图像, 显然, 腐蚀操作获得了确定的前景目标区域, 与膨胀操作结果求差值, 则得到了不确定区域, 即未知区域.

2) 未知区域的像素划分

共享抠图算法^[9] 是一个优秀的抠图算法, 对目标边缘像素划分具有较好的效果, 但该算法是一个完整的抠图模型, 且该模型比较复杂, 计算量大而且十分耗时. 本文对该算法的模型进行了改进. 令 f_i, b_i 是一对前景和背景的样本点, 其颜色分别为 F^i, B^i . 对未知像素点 p , 根据颜色失真模型 M_p 选出拟合误差最小的 3 对样本点:

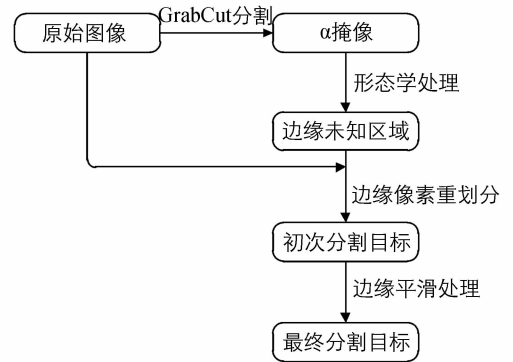


图 1 GrabCut 分割目标边缘优化思路

$$M_p(F^i, B^j) = \| I_p - (\hat{\alpha}_p F^i + (1 - \hat{\alpha}_p) B^j) \| \quad (8)$$

其中: I_p 是像素 p 的颜色值, $\hat{\alpha}_p$ 是像素 p 的估计值,

$$\hat{\alpha}_p = \frac{(I_p - B^j)(F^i - B^j)}{\| F^i - B^j \|^2} \quad (9)$$

设任意一对样本为 $(\hat{f}_p, \hat{b}_p)$, 令其颜色值为 (F_p, B_p) , 于是定义 σ_f^2 及 σ_b^2 为

$$\begin{cases} \sigma_f^2 = \frac{1}{N} \sum_{q \in \Omega_f} \| I_q - F_p \|^2 \\ \sigma_b^2 = \frac{1}{N} \sum_{q \in \Omega_b} \| I_q - B_p \|^2 \end{cases} \quad (10)$$

其中 Ω_f 及 Ω_b 为以 $(\hat{f}_p, \hat{b}_p)$ 为中心的 5×5 邻域, $N = 25$. 由此可知, σ_f^2 及 σ_b^2 表示了局域像素的颜色波动变化情况, 则将 3 对样本的 $(F_p, B_p), (\sigma_f^2, \sigma_b^2)$ 的平均值记为 $(\tilde{F}_p, \tilde{B}_p), (\tilde{\sigma}_f^2, \tilde{\sigma}_b^2)$. 其中 $(\tilde{\sigma}_f^2, \tilde{\sigma}_b^2)$ 表明像素点 p 的动态阈值, 即若 $\| I_p - \tilde{F}_p \|^2 \leq \tilde{\sigma}_f^2$, 则 p 点属于绝对前景, 若 $\| I_p - \tilde{B}_p \|^2 \leq \tilde{\sigma}_b^2$, 则 p 点属于绝对背景. 由于实际应用中需要对边缘进行平滑处理, 因此若同时满足以上两个条件, 则可把 p 点划分为前景.

3) 平滑处理

图像中的像素点与其周围各点存在一定的相关性, 离该点越远相关性越弱, 反之则越强. 对这种相关性取值, 正态分布则是一种有效的权值分配模式. 设以像素点 p 为中心的邻域为 Ψ_p , 则像素点 $q \in \Psi_p$ 的权值为:

$$W_c(p, q) = G \quad (11)$$

其中: G 为二维正态分布函数, $G(x, y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma^2} \exp\left\{-\frac{(x^2 + y^2)}{2\sigma^2}\right\}$; x, y 为 q 在 Ψ_p 内的坐标. 令 Ψ_p 中有 n 个像素, 可近似看作是一个圆形区域, 则 $n = \pi r^2$, r 为 Ψ_p 中离 p 最远的像素的距离, 且该最远像素的权重应为 0, 则根据高斯分布的 3σ 原则可知 $r = 3\sigma$, 则有 $\sigma^2 = \frac{n}{9\pi}$. 通常 n 设为 100 的经验值.

依据高斯模糊原理^[10], 平滑后的前景、背景像素颜色分别为:

$$F_p = \frac{\sum_{q \in \Psi_p} [W_c(p, q) \alpha_p F_q]}{\sum_{q \in \Psi_p} [W_c(p, q)]} \quad (12)$$

$$B_p = \frac{\sum_{q \in \Psi_p} [W_c(p, q) (1 - \alpha_p) B_q]}{\sum_{q \in \Psi_p} [W_c(p, q)]} \quad (13)$$

其中: α 值为像素属于前景(背景)的标记, $\alpha \in \{0, 1\}$, 具体见前文定义. 由于只需对目标边缘进行平滑处理, 因此需要对式(12)和(13)进行平滑抑制. 对于 Ψ_p 内所有的 q , 若存在第 i 个 q 有 $\alpha_p \neq \alpha_q^i$, 则说明 Ψ_p 处于边缘区域, 令 $[\alpha_p \neq \alpha_q] = 1$, 否则像素 p 和 q 同为背景或前景, 则不需进行平滑处理, 令 $[\alpha_p \neq \alpha_q] = 0$, 则由式(11)有:

$$W_c(p, q) = \begin{cases} G \cdot [\alpha_p \neq \alpha_q], & \text{if } p \neq q \\ G, & \text{if } p = q \end{cases} \quad (14)$$

3 实验结果与分析

为了检验目标边缘优化方法的有效性, 本文从 MSRC 数据集中选取了 4 幅彩色图像进行实验. 实验平台采用 Windows XP 系统, Visual Studio 2010, OpenCV2.4.9, CPU 为 Intel i5-2470, RAM 为 4 GB. 本文将对提出的目标边缘优化方法与 GrabCut 算法分割结果进行分析比较.

图 2 为进行实验的原图像. 图 2(a)背景复杂, 但前景和背景的颜色区分比较大; 图 2(b)背景简单, 但前景和背景的颜色区分小; 图 2(c)背景复杂, 且前景与背景的颜色区分小; 图 2(d)背景复杂, 且目标的边缘部分复杂(特别是图中人像的头发部分). 对图 2 中的目标进行分割时, 先对图中目标进行框选并做好用户交互标记.

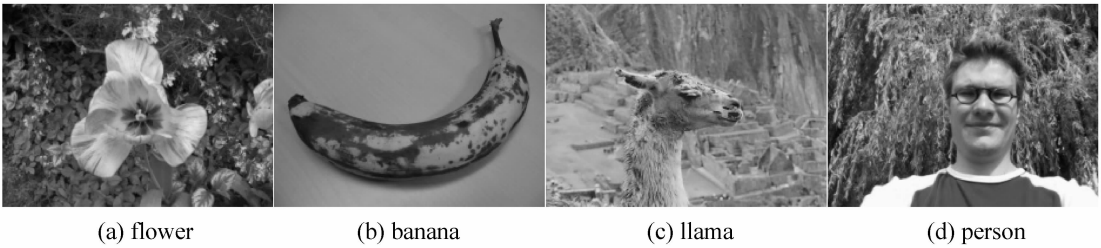


图 2 原图像

分割效果如图 3—6 所示，其中，GrabCut 算法分割都是经过多次用户交互并迭代(2~5 次)的分割效果。

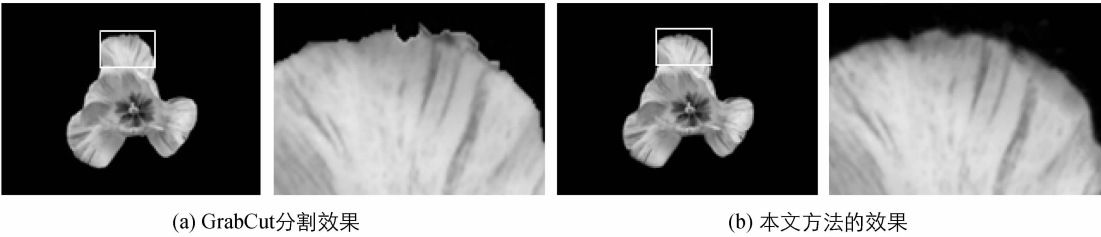


图 3 flower 图像的两种分割效果比较

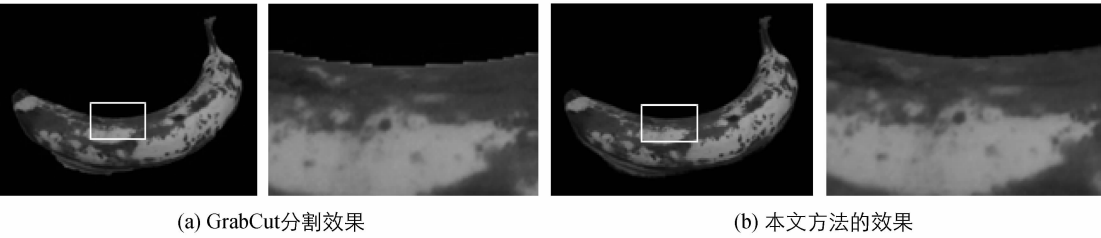


图 4 banana 图像的两种分割效果比较

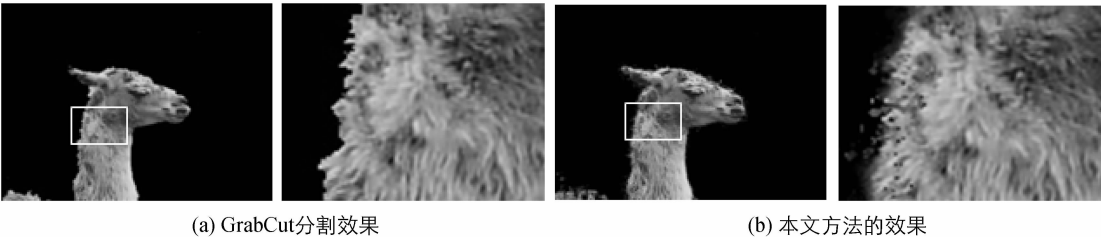


图 5 llama 图像的两种分割效果比较

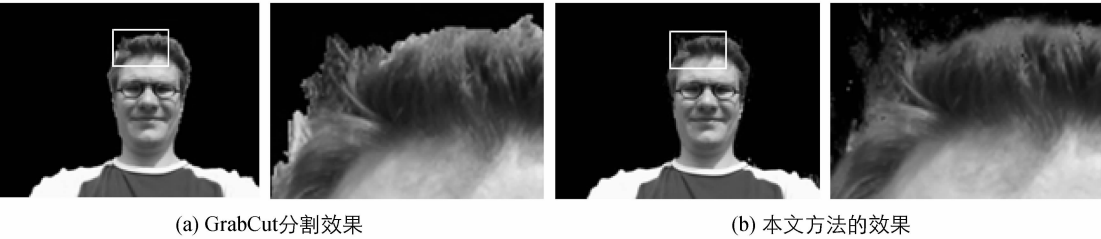


图 6 person 图像的两种分割效果比较

由图 3(a)，4(a)可知，GrabCut 分割的边缘略显生硬，部分边缘有锯齿；由图 5(a)，6(a)可知，复杂边缘的 GrabCut 分割效果并不理想，存在误分割，且分割不够精准。由实验结果可知，本文方法的分割精度和平滑度明显优于 GrabCut 算法。由于本文方法对目标边缘进行了平滑处理，基本满足设计人员将分割目标叠加到其它背景图像时经常使用的“羽化”效果的应用需求。图 7 为边缘平滑的应用效果。

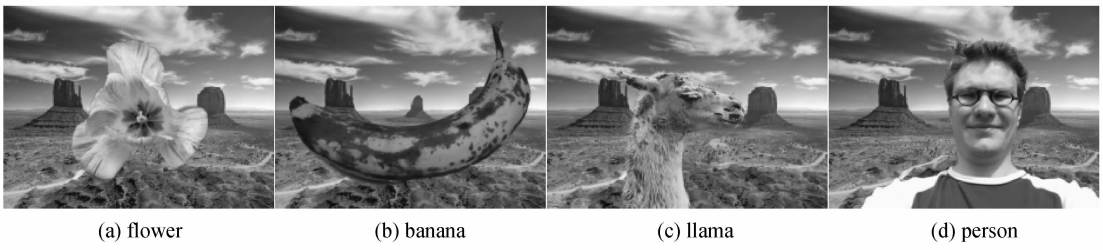


图 7 边缘平滑的应用效果

为了进一步验证本文方法的有效性,对分割质量进行定量分析.使用查准率 P (Precision) 和查全率 R (Recall)^[3,11] 作为评测指标,评测结果如表 1 所示.其中,查准率表示当前分割结果中准确部分所占的比例,查全率表示当前分割结果中准确部分在正确分割结果中所占的比例.

表 1 查全率和查准率比较

图像	GrabCut 算法		本文方法	
	P	R	P	R
flower	0.997	0.982	0.999 9	0.971
banana	0.910	0.987	0.978	0.979
llama	0.736	0.996	0.948	0.974
person	0.959	0.994	0.992	0.988
平均	0.901	0.989	0.979	0.978

由表 1 可知,本文方法的查准率高于 GrabCut 算法,而查全率却低于 GrabCut 算法.一是因为 GrabCut 算法的分割结果和用户交互标记具有很紧密的联系,本文在实验时多次交互获取 GrabCut 分割结果,尽量选择最好的 GrabCut 分割作为实验数据;二是因为 GrabCut 算法将背景误分割为目标,反而提高了查全率,而本文方法的误分割较少.

为了更好从数据上验证本文方法的有效性,再采用 F-Measure 的 F1 指标^[11] 进行比较,如表 2 所示.

表 2 F1 值比较

图像	F1 值	
	GrabCut 算法	本文方法
flower	0.99	0.99
banana	0.95	0.98
llama	0.85	0.96
person	0.98	0.99
平均	0.94	0.98

由表 2 可知,本文方法在分割精准性方面优于 GrabCut 算法.此外,由于本文方法是在 GrabCut 分割后对目标的边缘优化,主要是以时效换效果,因此时效性比 GrabCut 算法差.

4 结 论

GrabCut 算法能满足大部分需求的图像分割,具有良好的交互性和时效性.本文从 GrabCut 目标分割应用于抠图等精细应用的角度,针对 GrabCut 分割精度不够以及边缘不平滑的问题,提出一种目标边缘优化方法.该方法是在 GrabCut 分割出掩像后,在此基础上对目标的边缘区域的像素进行重新分割和平滑处理.为了更好重新分割和平滑处理,本文建立了相关的模型.实验结果表明,本文的方法对边缘分割的精准性和平滑度都优于 GrabCut 算法.本文进行优化的目的是能使图像分割应用于图像设计,其时效性虽然略差于 GrabCut 算法,但相对于图像设计人员的手工操作却具有较大优势.

参考文献:

[1] BOYKOV Y Y, JOLLY M P. Interactive Graph Cuts for Optimal Boundary &-Region Segmentation of Objects in N-D Images [C]// Eighth IEEE International Conference on Computer Vision. New York: IEEE Computer Society Press,

2001: 105—112.

[2] ROTHER C, KOLMOGOROV V, BLAKE A. “GrabCut”: Interactive Foreground Extraction Using Iterated Graph Cuts [J]. ACM Transactions on Graphics, 2004, 23(3): 307—312.

[3] 刘毅, 黄兵, 孙怀江, 等. 利用视觉显著性与图割的图像分割算法 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2013, 25(3): 402—409.

[4] 胡志立, 郭敏. 基于 SLIC 的改进 GrabCut 彩色图像快速分割 [J]. 计算机工程与应用, 2016(2): 186—190.

[5] 陈鑫, 何中市, 李英豪. 一种新的基于 SLIC0 改进的 GrabCut 彩色图像分割算法 [J]. 计算机应用研究, 2015, 32(10): 3191—3195.

[6] 王涛, 纪则轩, 孙权森. 结合非局部信息与图割的图像分割算法 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2015, 27(5): 783—791.

[7] 孙巍. 基于图割的交互式图像分割技术研究 [D]. 西安: 陕西师范大学, 2015.

[8] 张艳玲, 刘桂雄, 曹东, 等. 数学形态学的基本算法及在图像预处理中应用 [J]. 科学技术与工程, 2007, 7(3): 356—359.

[9] GASTAL E S L, OLIVEIRA M M. Shared Sampling for Real-Time Alpha Matting [J]. Computer Graphics Forum, 2010, 29(2): 575—584.

[10] LOPEZ-MOLINA C, BAETS B D, BUSTINCE H, et al. Multiscale Edge Detection Based on Gaussian Smoothing and Edge Tracking [J]. Knowledge-Based Systems, 2013, 44(1): 101—111.

[11] PILLAI I, FUMERA G, ROLI F. F-measure Optimisation in Multi-label Classifiers [C]// 21st International Conference on Pattern Recognition. New York: IEEE Computer Society Press, 2012: 2424—2427.

An Optimization Method for Edge of GrabCut Segmentation

ZHANG Ming-jun, YU Wen-jing, WU Jie, YUAN Zhi

Department of Network Technique, South China Institute of Software Engineering, Guangzhou University, Guangzhou 510990, China;

Abstract: To overcome the disadvantages of the segmentation accuracy and edge smoothness that those were not good enough, an optimization method of target edge has been presented in this paper. Firstly, the GrabCut algorithm was used to obtain the target’s alpha matte, then the morphological processing of the corrosion and expansion on the alpha matte that it’s used to obtain the edge region of the target. Secondly, the pixels of the target edge region compared with the average color information of the pixels in the local area of the absolute background and foreground, and according to the comparison results re segmented edge region pixels. And, finally, the edge of the target was smoothed. The experimental results show that the presented method was superior to the GrabCut algorithm for the segmentation precision and edge smoothness.

Key words: image segmentation; GrabCut algorithm; matting

责任编辑 张 杓 崔玉洁