

后处理在数字抠像中的应用与解析

姚桂林¹, 刘绍辉², 李敏¹, 姚鸿勋², 胡文¹

(1. 哈尔滨商业大学计算机与信息工程学院, 黑龙江哈尔滨 150028; 2. 哈尔滨工业大学计算机科学与技术学院, 黑龙江哈尔滨 150001)

摘要: 数字抠像是将一幅图像中的前景物体与背景进行分离的问题, 它的关键在于 Alpha 通道的计算. 以往通过采样方法求得的 Alpha 中, 由于采用逐点计算的离散化方式, 求解出的 Alpha 通常不连续, 并且包含很多噪声, 因而需要对 Alpha 进行后处理, 这不仅可以增强 Alpha 在视觉上的平滑性, 而且能够进一步提高 Alpha 的精确度. 在目前国际上, 有关数字抠像后处理领域已经进行了许多研究, 但缺少相关的综述性文献, 并且对后处理后的 Alpha 如何进行定量的评价也仍未系统解决. 本文首先将数字抠像中的后处理方法分为 2 类: 与仿射类方法相结合的方式及自平滑方式, 其次, 对两类方法进行了全面的总结和梳理, 并对方法的优缺点进行了分析, 对将来研究方向提出了建议, 最后, 针对后处理后的 Alpha 结果进行了全面的量化比较, 弥补了传统方法基本上仅在视觉层面上进行比较的缺陷.

关键词: 图像分割; 图像抠像; 后处理; Laplacian 抠像矩阵; Nonlocal 方法; 自平滑

中图分类号: TP391. 41 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2017)03-0719-11

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2017.03.032

Applications and Analyses on Post Processing in Image Matting

YAO Gui-lin¹, LIU Shao-hui², LI Min¹, YAO Hong-xun², HU Wen¹

(1. School of Computer and Information Engineering, Harbin University of Commerce, Harbin, Heilongjiang 150028, China;

2. School of Computer Science and Technology, Harbin Institute of Technology, Harbin, Heilongjiang 150001, China)

Abstract: Image matting is a process which separates the foreground object from the background scene, and the key of matting is to compute the alpha matte. The existing sampling based matting methods are always in a discretized strategy, which could result in a great deal of discontinuities and noises in final alpha mattes. Post processing is thus introduced to enhance the smoothness and to further increase the accuracy of the final matte. However, the corresponding review articles are still lacking in the field of international research of post-processing in image matting. Moreover, the quantitative evaluation of alpha mattes still remains unsolved. This paper firstly classifies the post-processing step into two basic categories: affinity-combined and self-smoothing. Next, the advantages and disadvantages are both summarized and analyzed. Finally, the alpha mattes after post-processing are evaluated in quantitative manner comprehensively, which improves the problem of pure visual evaluation in traditional methods.

Key words: image segmentation; image matting; post-processing; matting Laplacian; nonlocal method; self-smoothing

1 引言

1.1 数字抠像综述

数字图像抠像与合成是将一幅图像中的前景物体从背景中分离出来, 并将分离的前景合成到另外一幅背景中的问题. 该类问题是数字图像处理与数字图像编辑领域^[1-4]中的一类经典问题, 利用抠像与合成技术, 可以实现将实际目标融入虚拟场景中, 例如虚拟演播室以及电影后期制作等实际应用领域中. 如今, 这种

功能被一些常用的图像与视频处理软件所采用, 例如 Adobe Photoshop, Adobe After effects 等. 抠像问题由于需要通过欠定方程组来求解, 因而较合成问题复杂, 对技术的要求也高很多, 本文主要讨论抠像问题.

图像抠像与图像分割最大的不同, 在于对前景物体边缘、半透明部分的描述. 图像分割一般只能将前景物体描述成 2 值化的形式, 但实际成像过程中, 前景物体与背景交界处的像素值往往并不具备前景/背景这种二值的选择. 抠像问题则对于前景物体引入了 α 通

收稿日期: 2015-10-20; 修回日期: 2016-04-20; 责任编辑: 梅志强

基金项目: 国家重点基础研究发展计划项目 (No. 2015CB351804); 国家自然科学基金 (No. 61472103); 国家自然科学基金重点项目 (No. 61133003); 哈尔滨商业大学博士科研启动项目 (No. 15KJ06).

道^[5]的概念,完美地解决了这类问题,从而可以更加细致刻画前景物体,比如精细的毛发,半透明的杯子等位置.因此,图像抠像可以理解成是对图像分割更为精确化的表述方式.

在数学上,给出合成图像 I , 设它在坐标 z 处的已知合成颜色为 I_z , 于是 I_z 可以利用该点的前景颜色 F_z 、背景颜色 B_z 、以及透明通道 α_z 的线性组合来表示:

$$I_z = \alpha_z F_z + (1 - \alpha_z) B_z \quad (1)$$

其中 $\{F_z, B_z, \alpha_z\}$ 均为未知, 而 α_z 可以取 $[0, 1]$ 中的任意值. 一般的, 将 $0 < \alpha_z < 1$ 的所有点称为混合点, 它们通常存在于前景物体边缘处, 如“硬边界”或复杂毛发等, 或者前景物体的内部, 如半透明物体等. 由于求解式 (1) 是欠约束问题, 通常需要用用户提供一个 Trimap 模板, 用以粗略的指定一些已知前景和背景点, 为剩余的未知点提供先验值. 一般用 Ω_F 表示绝对前景区域, 即任意 $z \in \Omega_F$, 有 $\alpha_z = 1, F_z = I_z$; Ω_B 表示绝对背景区域, 即任意 $z \in \Omega_B$, 有 $\alpha_z = 0, B_z = I_z$; Ω_U 表示未知区域. 通常, Ω_U 需要将所有混合点全部包含进来. 一个 Trimap 的例子如图 1 中的输入图像所示. 基于 Trimap 的数字图像抠像最为关键的技术, 是将 Ω_U 内所有点 z 的未知量 $\{F_z, \alpha_z\}$ 的值准确的估计出来, 并提供至合成部分进行最终处理.

目前, 基于 Trimap 的一般背景图像抠像, 可以分为基于仿射和基于采样的抠像方法. 而后者较前者的最大区别, 是对所有 $z \in \Omega_U$ 的点, 逐个计算其 $\{F_z, B_z, \alpha_z\}$, 而不是一次性全部求出. 因此, 用户可以根据算法每次运行的情况, 对一些效果不佳的点 z 进行后续调试和观察, 并对算法原理和参数加以改进. 而前者是一次性求出的所有 Ω_U 内点 z 的 α 值, 无法在算法完毕后, 对单个点进行观察与调试, 若效果不佳, 只能尝试改进一些算法参数, 并重新运行程序. 由此可见, 采样法在自身特点和发展性上, 就目前研究现状来看, 要明显优于仿射法, 而且出现的算法数量也要明显多于仿射法.

1.2 后处理概述

在利用采样法进行抠像的过程, 是按照单个点作逐点计算, 并没有考虑相邻未知点之间的联系, 因此, 它们的 α 结果往往也会显得比较分散. 于是, 近些年出现的一些采样算法中, 在采样步骤得到初级 $\hat{\alpha}$ 之后, 再继续应用一个步骤, 称作“后处理” (post-processing), 得到经过后处理的 α^* . 它的主要作用是将通过采样得到的结果图像 $\hat{\alpha}$ 做进一步处理, 目的是加强这些相邻未知点之间 α 结果的连结性, 使得最终的结果看来比较平滑和自然. 而对于一般前景物体, 相邻像素点都是有联系, 外观上看来是比较平滑的, α 则恰恰代表了前景物体的属性. 同时, 优秀的后处理方法还应具备计算最

终前景颜色值 F 的能力, 使抠像结果可以最终进行合成. 另外, 优秀的后处理方法还能进一步提升平滑后 α^* 结果的精确度. 图 1 显示了一个输入图像 I 和 Trimap, 以及通过采样算法获得的初级 $\hat{\alpha}$ 结果, 并进行后处理得到结果 α^* 的例子.

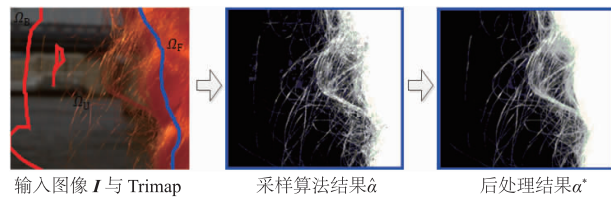


图1 针对一幅输入图像与Trimap, 利用Comprehensive采样算法以及LAP后处理方法, 得到的结果 $\hat{\alpha}$ 和 α^*

1.3 后处理分类

本文中, 后处理被分为以下 2 种主要方式.

(1) 与仿射方法相结合的方式. 由于仿射类抠像方法强调相邻像素的相关性, 恰恰可以和孤立计算单个点的采样类方法形成互补, 因此自从 Robust 算法起, 相当大量的采样类算法都采用仿射法进行后处理, 这其中以 Matting Laplacian^[6] (以下简称 LAP) 作为绝对主流的后处理方法. 另外, 与 LAP 相对应的、刚刚出现并逐渐流行的 Nonlocal^[7] 类仿射算法, 也于近期被应用于后处理中. 该类后处理方法的求解方式与仿射类方法相似, 通常需要归结到闭合形式来进行, 例如大型稀疏线性方程的求解.

(2) 自平滑方式. 另外一些后处理方法并不依赖于借助其它方法 (诸如仿射法), 而是对采样得到的初级 $\hat{\alpha}$ 结果本身进行“自平滑”, 这类方式以 Shared、WCT 算法的自平滑方式为代表, 同时也包括早期的 BP 算法中的 MRF 自平滑, 以及 HR、Segmentation 等算法采用的“自模糊先验”等方法.

需要注意的是, 上述后处理方法除了需要利用采样法得到的初级 $\hat{\alpha}$ 结果之外, 很多方法还要用到采样法的一些中间结果. 这将在下一节中做出进一步说明.

本文针对后处理的 2 种类别所包含的不同算法, 进行了总结与梳理, 包括优缺点分析, 以及对于发展方向的展望等. 另外, 以往的算法仅限于在视觉层面上, 针对后处理前后的 α 结果进行比较, 但对于 α 结果在采用后处理时, 能够比不采用时提到多大程度, 传统算法对此基本没有做出量化层面的比较. 本文则针对不同的后处理方式, 做出了基于量化层面的比较.

2 实验环境及相关准备

2.1 实验环境

在前文也提到, 采用后处理的抠像算法均为采样

法.事实上,除了早期的 Bayesian^[8]算法外,几乎所有的采样类算法都用到了后处理,这其中包括 BP^[9]、Robust^[10]、Improved^[11]、HR^[12]、Segmentation^[13]、Shared^[14]、SRLO^[15]、Global^[16]、ISC^[17]、LNSP^[18]、SVR^[19]、WCT^[20]、Comprehensive^[21]等算法.本文中有关上述算法的代码实现如下:对于已开源代码(MATLAB)的2个算法WCT和Comprehensive,本文在原代码的基础上运行结果;而对于其余未开源代码的其余算法,本文按照该文献原文,以及本文之前所设参数,采用C++实现,其效果与原文类似.

需要特别注意的是,本文主要关注于在后处理之前的初级 $\hat{\alpha}$ 和处理之后的 α^* 之间结果的差异性.而单纯对于采样结果 $\hat{\alpha}$ 而言,很可能千差万别,而它仅仅是体现原始采样算法的性能,因此 $\hat{\alpha}$ 的自身效果并不是本文所研究和讨论的重点.

另外,本文将各种采样算法的“预处理”步骤(如果原算法中存在此步骤的话)也全部包含了进来,这可以体现出算法的完整性.

实验环境如下:本文的所有算法均在配置为 Intel Core i5 四核 3.3GHz 的 CPU、4GB 内存的 PC 机上通过测试.实验用图采用在线 α 评估系统^[22,23]提供的 27 幅训练图像,1 幅 α 真实值,并主要利用 SAD 评价准则进行对比.在试验中,我们并没有引入该系统中的任何测试图像,这是因为它们虽然公开了后处理后的 α^* 图像以及 SAD、MSE 等结果,但并没有公布任何采样法的初级 $\hat{\alpha}$ 结果,而本文实现得到的 $\hat{\alpha}$ 结果又缺乏真实值 α_{true} 进行比对,即无法获得准确的 SAD 等评价信息.

2.2 采样法的计算结果

我们首先给出颜色采样方法所得到的结果,在此基础上做进一步后处理.给定 $z \in \Omega_0$,设其颜色为 I_z ,假设通过某种采样方式,得到前景样本集 $F = \{F^1, F^2, \dots, F^n\}$,背景样本集 $B = \{B^1, B^2, \dots, B^n\}$.令 $F^i \in F$ 与 $B^j \in B$ 为其中某个前景与背景样本, $1 \leq i \leq n_f, 1 \leq j \leq n_b$,根据式(1), z 点关于样本对 $\{F^i, B^j\}$ 的 α_z 值计算为

$$\alpha_z = \frac{(I_z - B^j)(F^i - B^j)}{\|F^i - B^j\|^2} \quad (2)$$

此时样本对 F^i 和 B^j 针对合成点 I_z 的拟合误差 ε_z 为

$$\varepsilon_z(F^i, B^j) = \|I_z - (\alpha_z F^i + (1 - \alpha_z) B^j)\| \quad (3)$$

之后利用逐对计算的方式,可以得到使得 ε_z 最小的样本对 $\{\hat{F}^i, \hat{B}^j\}$,同时得到相应的最优采样 $\hat{\alpha}_z$ 以及最小拟合误差 $\hat{\varepsilon}_z$ 值.

上述最优采样 $\hat{\alpha}_z$,以及初始样本集 $\{F, B\}$,最优样本对 $\{\hat{F}^i, \hat{B}^j\}$,最小拟合误差 $\hat{\varepsilon}_z$,都要提供至后处理使用.

3 后处理的分类及结果比较

按照出现的顺序,目前出现的后处理算法可以细

分为4类:(1)早期BP算法中的基于MRF的离散式 α 后处理方法^[9];(2)近期最为主流的、采样方式与某种仿射类算法相结合的 α 后处理方法^[10-21];(3)Shared及WCT算法中的自平滑式的 α 后处理方法^[14,20];(4)HR及Segmentation算法中基于PSF的 α 后处理方法^[12,13].其中方法(1)、(2)、(4)称为“自处理方法”,需要直接利用采样方式的结果,在其上加入了某些处理手段,而非其它新方法,它们的特点是只依靠被处理算法本身的 α 结果和中间结果,但如果被处理算法自身结果不准确,后处理结果也同样不准确;方法(3)则在采样法的结果的基础上加入了新的抠像方法——仿射法的结果,它的特点是如果采样方法不准确,可以用仿射法作为补充,但仿射法在一定程度上也会干扰采样法的准确结果.以下对这4种方法进行总结和讨论.

3.1 BP算法中的离散式MRF后处理方法

起初,早期的后处理方法采用类似于BP算法^[9]的离散化方式.而BP算法的后处理步骤比较特殊,在通过采样获取样本集 F 与 B 之后,并没有显式的求解采样最优 $\hat{\alpha}$,而是将采样计算与后处理相结合,直接求出最终的 α^* .为此,该方法将 α 从0至1离散化至 $k=25$ 个量化级 $\{\alpha^0, \alpha^1, \dots, \alpha^{k-1}\}$,并采用迭代的方式计算未知 α 值.每次迭代要建立MRF,其能量函数 E 定义为:

$$E = \sum_i E_d(\alpha_i^{k_i}) + \lambda \cdot \sum_{i,j} E_s(\alpha_i^{k_i}, \alpha_j^{k_j}) \quad (4)$$

使得能量函数 E 最小的各个 $\alpha_i^{k_i}$ 的集合即为最优 α^* ,即 $\alpha^* = \operatorname{argmin}_{\alpha} E$.其中, E_d 为数据项, E_s 为平滑项, i 与 j 为邻域点, $\lambda=0.2$ 为平衡数据项与平滑项的参数, $0 \leq k_i \leq k-1$.对于未知点 z_i 和量化级 k_i 对应的 $\alpha_i^{k_i}$,其数据项 E_d 计算为

$$E_d(\alpha_i^{k_i}) = \varepsilon_{z_i}(F^i, B^j, \alpha_i^{k_i}) / \max_k \varepsilon_{z_i}(F^i, B^j, \alpha_i^k) \quad (5)$$

其中 F^i 与 B^j 为 z_i 的前景与背景样本,因为该算法样本权重属于“加权平均”类,因此它们最终各有一个, ε_{z_i} 为式(3)中 F^i 与 B^j 针对 $\alpha_i^{k_i}$ 的拟合误差.平滑项 E_s 定义为

$$E_s(\alpha_i^{k_i}, \alpha_j^{k_j}) = 1 - \exp(-(\alpha_i^{k_i} - \alpha_j^{k_j})^2 / \sigma_s^2) \quad (6)$$

其中 $\sigma_s=0.2$.最后,最小化能量函数 E 可以通过最大流最小割^[24,25]法求解,每个未知点 z 得到一个最优量化级 k^* 对应的 $\alpha_z^{k^*}$,即 α_z^* .

图2中(a)、(b)的第1列分别显示了BP算法后处理的前后SAD和MSE的对比,这里的数据是针对27幅训练图像的大型号与小型号的Trimap分别求平均得到.图3的“算法1”显示了针对局部图像,后处理前后的SAD对比.可以看出,相对于LAP类的后处理方法,BP算法后处理之后的MSE误差,相比于处理前仅仅稍有降低,但SAD误差相比于处理前反而有所扩大,问题出现在以下3点:(1)MRF方法必须采用离散化的方

式,这会导致经过处理的 α 不连续,量化级越小,求解误差就越大,虽然通常设置的 25 个离散量化级所得到的后处理 α^* ,这种不连续性通过肉眼较难分辨,但显然较计算连续 α 的方法而言,还是会产生较大的误差影响。(2) 该类求解方式并没有利用到之前初级采样所得到的拟合误差信息 $\hat{\varepsilon}_z$,显得缺乏针对性,显然,这样得到的误差完全不受控制. 注意到此后利用 LAP 的很多后处理算法都利用了 $\hat{\varepsilon}_z$,对结果进行后续补偿,误差也要小很多。(3) MRF 类后处理的目的是对初级 $\hat{\alpha}$ 结果进行平滑,但传统的抠像理论一般认为,前景 F 与背景 B 的颜色和在局部可能会平滑,但透明度 α 与合成图像 I 与在平滑性上则要弱很多,因此这种单纯对 α 平滑的后处理,在理论上仍然存在缺陷.

另外,该方法无法存储通过采样得到最初 α ,对该方法本身的调试及改进也是一种限制. 但可以值得借鉴的是,它同时提供了在后处理之后,对每个未知点 z 前景与背景值 $\{\bar{F}_z, \bar{B}_z\}$ 的求解方式,即

$$\{\bar{F}_z, \bar{B}_z\} = \operatorname{argmin}_{F^i \in F, B^j \in B} \mathcal{E}_z(F^i, B^j, \alpha_z^k) \quad (7)$$

F 与 B 为上一节中得到的点 z 的最初样本集.

3.2 与仿射方法相结合的后处理方法

随着抠像理论以及仿射类方法的发展,人们认识到,既然仿射类抠像方式可以建立相邻像素之间的联系,那么将采样得到的 $\hat{\alpha}$,与某种仿射类形式的求解方式相结合并求解,应该可以得到较为理想的平滑且连续的 α^* ,并克服 BP 类后处理方法中 α^* 离散化、且无法保存采样得到的初级 $\hat{\alpha}$ 等问题. 其中,采样类方法反应单个像素的信息,类似于 MRF 的数据项,而仿射类方法表达相邻像素间的关系,类似于 MRF 的平滑项. 鉴于 Matting Laplacian (LAP) 算法具有代表性的理论基础和不错的平滑效果,目前该算法已成为各种采样方法所采用后处理方法的首选. 除此之外,还包括近期刚刚流行的、利用 Nonlocal 类的后处理方法.

值得一提的是,在抠像领域发展的相对早期,这种结合方式一度被称作除采样类与仿射类之外的第三种抠像方式. 但目前,人们普遍接受了仿射法是“隶属于”采样法、并属于采样法的后处理形式的理念. 这是由于在这种相结合的方式中,采样方法是二者的基础,为抠像算法中的关键性因素,通常决定了算法的成败;而仿射类方法相对单一(例如目前普遍采用的 LAP),通常被作为一种辅助手段,用来对采样结果进行平滑.

3.2.1 仿射法后处理的基本模型及 LAP 后处理

经后处理的 α^* 求解为

$$\alpha^* = \operatorname{arg min}_{\alpha} (\alpha^T L \alpha + \lambda \theta (\alpha - \hat{\alpha})^T D (\alpha - \hat{\alpha})) \quad (8)$$

其中 L 为仿射类算法的大型稀疏矩阵, D 为对角阵,已知点所对应的对角线元素为 1,未知点为 0, λ 为平衡采

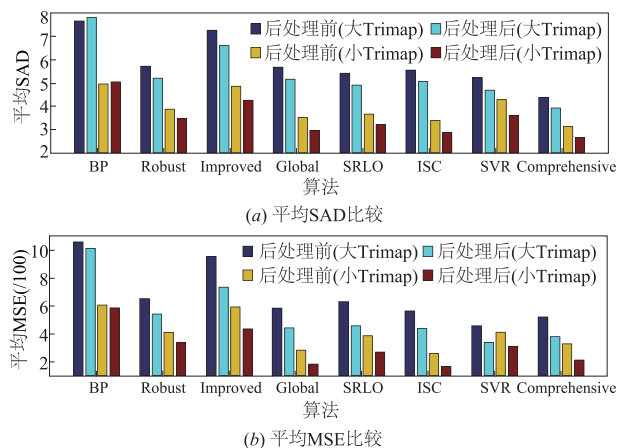


图2 采用离散方式的MRF后处理(第1列BP)、以及连续方式的Matting Laplacian (LAP)的后处理方式(2-7列)的之前与之后的 α 结果的SAD与MSE比较,这里采用了评估系统^[22,23]提供的27幅训练图像的平均值

样法与闭合形式法的权值,通常设为 0.1, θ 为某个较大的数(例如 100), $\hat{\alpha}$ 为采样得到的初级 α .

在本节, L 主要以 LAP 为主,记为 L_{lap} . Robust^[10]、Improved^[11]、HR^[12]、Segmentation^[13]、Shared^[14]、SRLO^[15]、Global^[16]、ISC^[17]、SVR^[19]、WCT^[20]、Comprehensive^[21]等采样算法均采用了 LAP 作为仿射类的后处理方式.

实际运算中,上式中的 $\hat{\alpha}$ 可由某些前景和背景的先验值代替,而 α^* 需要通过求解如下大型稀疏线性方程得到:

$$(L + \theta D + \lambda \cdot \operatorname{diag}(\operatorname{Pr}(F) + \operatorname{Pr}(B))) \alpha = \theta b_s + \lambda \cdot \operatorname{Pr}(F) \quad (9)$$

其中, b_s 为列向量,绝对前景点的位置为 1,其余为 0, diag 为将列向量扩展成对角阵的函数, $\operatorname{Pr}(F)$ 和 $\operatorname{Pr}(B)$ 为前景和背景的某个先验概率组成的列向量. 在一般情况下,包括 SRLO、SVR 等算法,有 $\operatorname{Pr}(F) = \hat{\alpha}$, $\operatorname{Pr}(B) = 1 - \hat{\alpha}$,此时与式(8)的表达完全一致.

Robust^[10]、Improved^[11]、Shared^[14]、Global^[16]、WCT^[20]、Comprehensive^[21]等算法均对未知点设置了一个信念值 $0 < f \leq 1$,此时 $\operatorname{Pr}(F) = f \cdot \hat{\alpha}$, $\operatorname{Pr}(B) = f \cdot (1 - \hat{\alpha})$,表明通过采样方法所得 $\hat{\alpha}$ 的可信赖程度,若某点 $f_z = 1$,则该点完全值得信赖,否则需要按照 f_z 进行一定程度的放缩. 令 ε_z 为加权后的拟合误差,若 ε_z 较小,则采样结果 $\hat{\alpha}$ 的可信赖度 f_z 较高,若 ε_z 较大,则较为倾向于仿射类算法的结果. 对于 f_z 有如下计算方法:① $f_z = \exp(-\varepsilon_z / \mu \sigma^2)$,其中,对 Robust 及 Improved 算法有 $\mu = 1$, $\sigma = 0.1$,对 Global 算法有 $\mu = 2$, $\sigma = 1.0$; ② $f_z = \exp(-\theta \varepsilon_z)$,对 Shared 算法, $\theta = 10/255$; ③ $f_z = \exp(-\varepsilon_z / \bar{\varepsilon}_z)$,其中 $\bar{\varepsilon}_z$ 为点 z 所有样本对 ε 的平均值,采用此类的有 Comprehensive、WCT 算法等.

图 2 中(a)、(b)的第 2 列至第 8 列分别显示了上述算法中,单纯采用 LAP 进行后处理的 7 个算法前后 SAD 与 MSE 的对比,这里仍然是针对 27 幅训练图像的大型号与小型号 Trimap 的平均值.可以明显看出,无论对于何种算法,采用 LAP 进行后处理的平均 SAD 和 MSE 误差较后处理前明显要低一些.而图 3 的第 5 列与第 6 列、第 7 列与第 8 列则显示了针对局部图像,利用 LAP 进行后处理前后的 SAD 对比.显然,无论在 α^* 的视觉效果以及 SAD 上,后处理的结果都得到了明显提升.

这类 LAP 后处理方法较 MRF 类方法有明显提升,原因是显而易见的.(1) 将离散式的 MRF 量化级变成了连续 α 的闭合形式求解,极大的消除了量化误差.(2) 拟合误差 ε_z 及信念值 f 的引入,充分利用了之前采样法对各个点采样结果的判断:若未知点 z 的采样结果较好,则保留当前采样的 $\hat{\alpha}_z$ 结果,否则需要利用 LAP 的结果进行修正.由于仿射类的 LAP 所求得 α 的效果也不错,使得 LAP 一般都可以能够为之前的采样法做出较好的补充.

该 LAP 类后处理方式在目前非常流行,并广泛用于图像去雾^[26,27]以及深度提取^[28]等其它相关的应用领域中.但该类算法目前仍然主要存在 2 点问题:(1) 对于信念值 f, f 较低意味着采样类方法的效果不佳.进而最佳的应对措施应为:从更改采样法本身入手,寻求信念值更高的一种新方法,更具体的,可以考虑更改采样模式、样本数量等方式入手,当然,这些都属于更深层次的、需要后续深入探索的工作.而如果在采样类方法结果不好时,仅仅把希望寄托于仿射类方法结果的做法,并不完全是能够从根本上解决问题的途径.实际上,仿射方法的结果在很多情况下也同样会出问题,在一定程度上也会干扰到最终的结果.(2) 该类方法普遍缺乏前景与背景的最终结果 $\{\bar{F}, \bar{B}\}$, 因此基本上只有 α 的结果,无法最终合成到新背景中.可以考虑类似之前的 BP 算法(即式(7)),保留之前通过采样得到的样本,并选取最优样本对作为最终结果.

3.2.2 Nonlocal 类仿射方法的后处理

在近期,随着 Nonlocal 理论在仿射类抠像算法中逐渐兴起,一些后处理方法试图将

Nonlocal 方法取代 LAP,作为后处理的新手段,具体就是将 Nonlocal 类的核心稀疏矩阵融入至式(8)与(9)的稀疏矩阵 L 中.有关 Nonlocal 相对于 LAP 的特征,概括来说,是“用 Nonlocal 的全局颜色相似性,取代 LAP 的空间相似性”,即试图在全局颜色中,寻找与每个未知点 z 颜色最为相近的若干个已知点,计算它们与 z 的颜色差异,并建立相应的稀疏矩阵 L_{nonlocal} .

LNSP 算法^[18]采用了将 LAP 和 Nonlocal 的核心矩阵简单求和的方式,即 $L = L_{\text{lap}} + L_{\text{nonlocal}}$,并以此对式(9)进行求解.更进一步,本文同样将 L_{nonlocal} 单独用作后处理,作为比较.

图 4 显示了 LNSP 算法中不采用后处理、单独采用 LAP、Nonlocal、以及将上述 2 者相结合的后处理方法.注意,LNSP 算法中的采样方式与 Robust 算法完全相同,与 LAP 相结合的方式亦即 Robust 的后处理方式.从图 4 中可以看出,采用 Nonlocal 与 LAP 相结合的方法,在平均后处理效果上还是最优秀的.但在单独采用 LAP 和 Nonlocal 的上,对于大型号和小型号的 Trimap,后处理效果却存在差异.可以预见,LAP 与 Nonlocal 在后处理上,对不同的例子,效果会各有优劣.

图 5 显示了一些 LNSP 采用上述 3 种后处理方法,应用在局部图像的例子.由于 Nonlocal 依赖于全局最接近颜色(或特征)的搜索,因此对于真实样本与当前未知点的空间距离较远,且前景与背景样本颜色差异较大的局部,Nonlocal 相比 LAP 会更有利一些,图 5 的前 2 个例子 GT04、GT18 说明了这类问题.但对于前景和背景存在较多颜色重合的情况,单纯采用 LAP 的方法则

局部图像	α 真实值	算法1		算法2		算法3	
		后处理前	后处理后	后处理前	后处理后	后处理前	后处理后
GT03	真实值	BP(后处理前) 19.02	BP(MRF) 19.28	Global(前) 12.45	Global(LAP) 11.73	SRLO(前) 11.28	SRLO(LAP) 9.91
GT10	真实值	BP(后处理前) 22.16	BP(MRF) 23.71	Improved(前) 39.69	Improved(LAP) 35.43	Robust(前) 16.05	Robust(LAP) 12.65
GT13	真实值	BP(后处理前) 31.77	BP(MRF) 34.78	Improved(前) 28.35	Improved(LAP) 27.09	Comph(前) 17.30	Comph-(LAP) 16.20
GT27	真实值	BP(后处理前) 44.19	BP(MRF) 46.47	Comph(前) 43.80	Comph-(LAP) 41.00	SRLO(前) 45.14	SRLO(LAP) 42.51

图3 采用MRF与LAP后处理的不同算法的局部 α 结果图像SAD比较

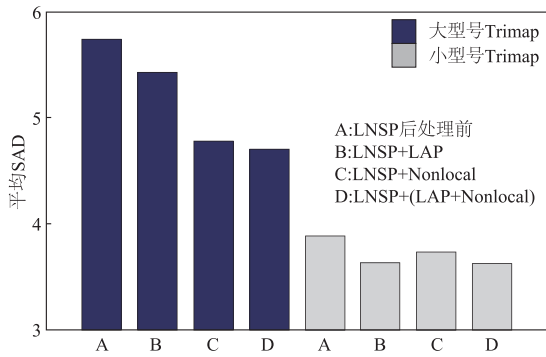


图4 LNSP算法采用3种不同后处理方式的 α 结果的SAD比较,这里采用了27幅训练图像的平均值

要明显优于采用了 Nonlocal 的方法,图5的后2个例子 GT11、GT25 则明显的说明了该问题,其中,GT11 中未知区域的一部分背景点颜色与较远处前景点颜色非常相似,而对于前景与背景颜色分布非常复杂、并存在大量重合的 GT25, LAP 与 Nonlocal 相结合的方法甚至要差于单纯采用 Nonlocal. 此2例说明了颜色重合问题对于 Nonlocal 类后处理方法的干扰还是非常显著的.

3.3 自平滑式的后处理方法

在后处理方式的发展过程中,某些算法注意到,在利用之前提到的采样方法求得信念值 f 时,若某未知点的 f 欠佳,可以不利用仿射类方法进行补充,而是利用周边较好 f 的邻域点进行修正. 于是, Shared^[14] 与 WCT^[20] 算法发明了自处理式的后处理方法,它们充分利用了自身采样算法的一些中间结果,并进行处理. 但由于该类算法目前处于起步和尝试阶段,在某些步骤上尚不够成熟,与发展完备的与仿射类相结合的方式(例如与 LAP)相比,在很多例子的结果上并不理想,因此 Shared 与 WCT 算法都将这种后处理方式,作为除了与仿射类相结合方式的后处理之外的另一个可选项.

对于该类后处理,对样本点采用“加权平均”是它们的一个主要特点,符合图像平滑的基本理论,因此也被称为“自平滑式”. 但 WCT 与 Shared 的后处理方式却存在根本的不同:前者仅对 α 进行平滑,而后者则需要首先对 F 和 B 平滑,进而计算信念值 f 以及平滑 α ,最后利用该 α ,对 f 小的点进行补偿,而对 f 较高

的点则尽量保留通过抠像公式计算得到的 α 值. 事实上, Shared 算法计算 α 的方式要比 WCT 要合理的多,下面给出它们的具体步骤和分析.

这两种平滑方式都首先需要每个点 $z \in \Omega_0$,采集它的 m 个最近邻域(Ω_F 或 Ω_B 内的点均可,且包含 z 本身)作为后处理样本点,每个样本坐标记为 r . WCT 算法对点 z 直接利用加权平均计算最终 α_z^* ,权值包括信念值 \bar{f}_r ,以及 $\exp(-\|I_z - I_r\|/D_r)$,这里的 I 既表示颜色值,又表示纹理值, D_r 表示所有 $\|I_z - I_r\|$ 的平均值,表明样本颜色与 z 差异越大,权值越大. 该方法较 Shared 算法的方式要简单得多,但相比 Shared 的主要缺陷在于:目标过于单一,仅仅是单纯的对 α 进行平滑,没有完全利用到采样方法的其它中间结果,比如 \bar{F} 、 \bar{B} 和 \bar{f}_r . 实际上,单纯平滑 α 的思路仍然存在问题,这与先前提到的对于 I 和 α 在局部并不一定平滑的思路一致. 从结果也会看到, WCT 算法选用 $m = 121$ 的较大邻域,对 α 的模糊程度非常大. 另外, WCT 也缺乏后处理之后对 F^* 和 B^* 的计算,无法进行图像合成.

Shared 算法较 WCT 的最大的区别在于,它强调了前景 F 与背景 B 的局部颜色一致性或平滑性,而不是 α . 它的后处理方式因此要复杂很多,需要将采样方法得到的 $\{\bar{F}, \bar{B}, \bar{f}, \alpha\}$ 结果,按顺序逐个进行优化,对 z 连续使用加权平均(f 除外),最终得到优化后的 $\{F^*, B^*, f^*, \alpha^*\}$. 具体步骤如下:

步骤1 计算 $\{F_z^*, B_z^*\}$:对 z 的每个样本 r ,权值计算为如下4项的乘积:① 高斯权重 G ,表明样本与 z 的空间距离越近,权重越高;② 信念值权重 \bar{f}_r ,表明信念值越大,权

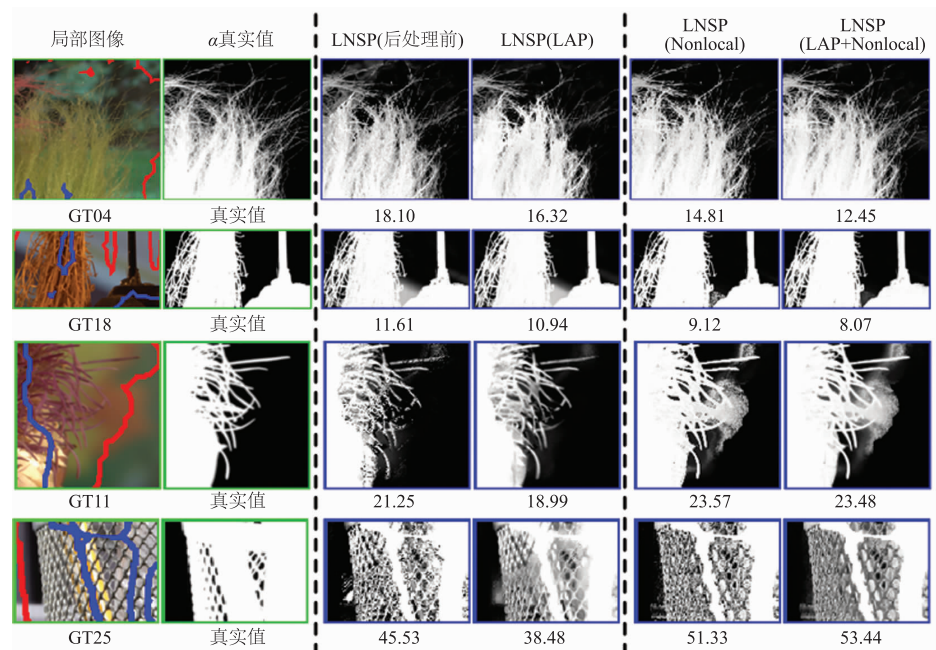


图5 LNSP采用3种不同后处理方法的局部 α 结果图像的SAD比较

重越高; ③ α 差异权重 $\Delta\alpha = |\bar{\alpha}_z - \alpha_r|$, 表明 α 差别越大, 权重越高, 此权重的意义有待商榷; ④ 前景附加权值为 $\bar{\alpha}_r$, 背景为 $1 - \bar{\alpha}_r$. 最后针对每个样本 r 的前景和背景的采样结果 \bar{F}_r 和 \bar{B}_r , 做加权平均运算, 得到 F_z^* 和 B_z^* .

步骤 2 计算 f_z^* , 分为以下 3 步: ① 根据 F_z^* 、 B_z^* 、 $\bar{\alpha}_z$, 利用式(2)计算高频 α_z^h 和初始 f_z^* ; ② 用加权平均法计算邻域的平均前景与背景颜色差异 D_{FB} , 权值包括 \bar{f}_r , 且要求 $\bar{\alpha}_r$ 越接近 0.5 权值越高; ③ 若 $\|F_z^* - B_z^*\| < D_{FB}$, 则表明 f_z^* 不理想, 需要降低 f_z^* 为 $f_z^* = f_z^* \cdot (\|F_z^* - B_z^*\| / D_{FB})$, 否则保持 f_z^* 不变.

步骤 3 计算低频 α_z^l , 样本权值包括信念值 \bar{f}_r 、高斯权重 G , 另外如果 $r \in \Omega_F \cup \Omega_B$, 则需要将该权值加 1.

步骤 4 计算最终 $\alpha_z^* = f_z^* \alpha_z^h + (1 - f_z^*) \alpha_z^l$, 即若 f_z^* 完美, 则充分信赖高频 α_z^h , 若 f_z^* 有所欠缺, 则需要用平滑后的低频 α_z^l 作补充.

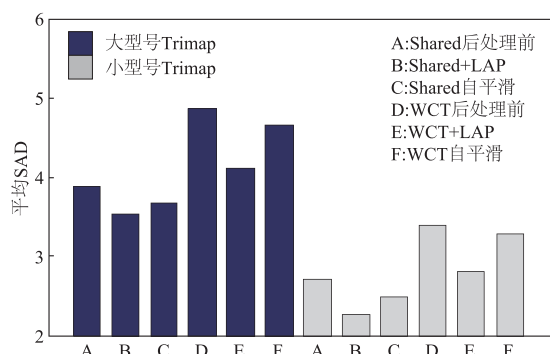


图6 Shared与WCT采用LAP与自平滑方式的后处理 α 结果的 SAD比较

Shared 后处理方法相对 WCT 有 3 个显著的优点: (1) 充分利用了采样法的所有中间结果, 而且对 F 和 B 进行平滑, 在理论上和实际效果上要明显优于直接对 α 平滑; (2) 对 α 的计算是根据抠像公式求得的 α^h 融合少部分平滑的 α^l , 即达到了平滑的目的, 又不会对 α 结果造成太大干扰; (3) 能够保存优化后的 F^* 和 B^* .

然而, Shared 后处理方法仍然存在 2 点不足: (1) 对 Ω_0 内的点的计算顺序不够明确, 导致无法判断将中间结果更新至 $\{F^*, B^*, f^*, \alpha^*\}$ 后, 是否存储并为后续计算的点提供这些更新, 因为对点的计算顺序不同, 很可能导致最终结果的不同; 本文建议采用 SRLO 算法中采样部分的做法, 按照采样得到的信念值 \bar{f} 由高至低的顺序进行计算, 确保高信念值点的更新结果, 能为之后的低信念值点的计算提供更新. (2) 实现过程偏于复杂, 中间过程存在较多冗余因素, 理论上, 该过程应该能化为较简单的方式, 并得到与之相似的后处理结果. 该问题可作为后续研究.

图 6 显示了 Shared 与 WCT 分别采用 LAP 和自平滑的后处理方式, 分别针对大型号与小型号的 27 幅训

练图像, 通过 SAD 平均值所做出的比较. 显然, 采用 LAP 能仍然能够为后处理带来不错的优化结果. 但对于自平滑方式, 虽然也能提到后处理准确程度, 但整体处理效果并不如采用 LAP 好. 说明采用 LAP 作为补充, 确实要比通过图像本身的其它邻域要更强一些.

图 7 显示了针对某些图像局部, Shared 与 WCT 采用 LAP 与自平滑方式后处理效果比较. 其中, 图 7 的前 2 个例子 GT04、GT05 相对简单, 除了通常表现不错的 LAP 后处理之外, Shared 与 WCT 的自平滑方式却表现出了一些根本性的差异: Shared 的自平滑虽然一定程度上不如 LAP, 但终究能为最终的 SAD 误差带来一定程度的降低, 而 WCT 的自平滑的 SAD 却不降反升, 变得更差, 而且从图像可以看出, WCT 会很大程度上使得 α 变得更加模糊, 尤其对于毛发较多的, 这是由于该方法单纯平滑 α 的方式与传统理论相悖, 且利用 F 和 B 等中间结果有关. 进一步, 对于图 7 中相对复杂的例子 GT24、GT25、GT27, WCT 的自平滑方式却能够为 SAD 带来较大幅度的下降, 这与 Shared 算法相似.

综合以上例子, Shared 的自平滑式后处理的综合表现较为稳定, 而 WCT 的自平滑通常只能为颜色分布较为复杂的 α 存在较多错误的例子做出较好的平滑和修补, 这种平滑能够在一定程度上, 掩盖 α 计算不准确所造成的明显错误, 但面对结果已经较好的、需要进一步做出更加精细化的后处理的例子来说, WCT 自平滑则显然无能为力.

最后, WCT 原文强调, 对于这种自平滑, 可以在 10 次迭代的次数以内, 都会得到一些不错的处理结果, 但实验表明并非如此. 图 8 显示了对 WCT 自平滑迭代 1 次、5 次、9 次的 α 结果和相应的 SAD 值. 显然, 迭代次数越多, α 结果的模糊程度就越大, 而且 SAD 值也会逐渐升高, 即 α 结果逐渐变差.

总之, 这类自平滑方式的后处理, 针对信念值 f^* 较差的点, 利用周边 f^* 好的点进行干预和补充, 也是一种构思相当不错的思维模式, 也同样符合设计信念值 f 的初衷, 强调“自身的问题要从自身解决”, 而不是只能利用其它方法来弥补, 值得后续研究借鉴. 但目前情况看, 该方式仍然不敌传统且经典的 LAP 后处理, 需要更多的后续研究来解决.

3.4 基于 PSF 的 α 后处理方法

最后, 还有一类非常特殊的、基于针孔扩散方程 (PSF) 的后处理方法. 它们假定 α 真实值是由某个二值化的 α^{sb} 与某个固定的卷积核 K 通过卷积运算而来, 即 $\alpha = \alpha^{sb} \otimes K$, 其中 \otimes 为卷积运算, 卷积核 K 为相机的 PSF. 实际上, 它们首先对一些其它算法的 α 结果进行反模糊 (反卷积), 进行一些二值化处理后正向模糊 (正卷积), 可以为采样法再次提供一个先验 α' , 最后, 通过仿射类后处理方法 (例如 LAP) 得到最终 α 结果. 需要特

别注意的是,反模糊过程需要在高分辨率图像中进行,否则很容易造成丢失图像细节.其中,HR 算法^[12]针对 Ro-

bust 算法^[10]的结果、Segmentation (Seg-) 算法^[13]针对 Improved 算法^[11]的结果,可以分别得到先验 α' .

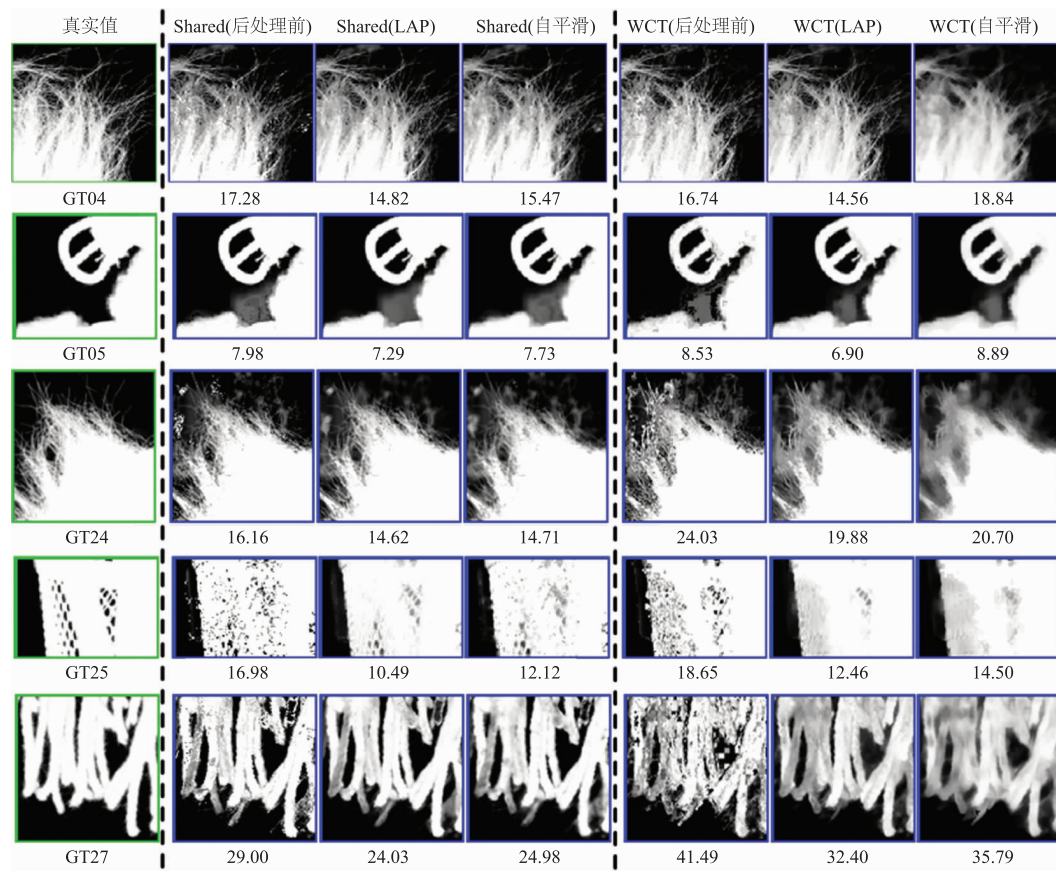


图7 Shared与WCT分别采用LAP与自平滑后处理的局部 α 结果图像的SAD比较

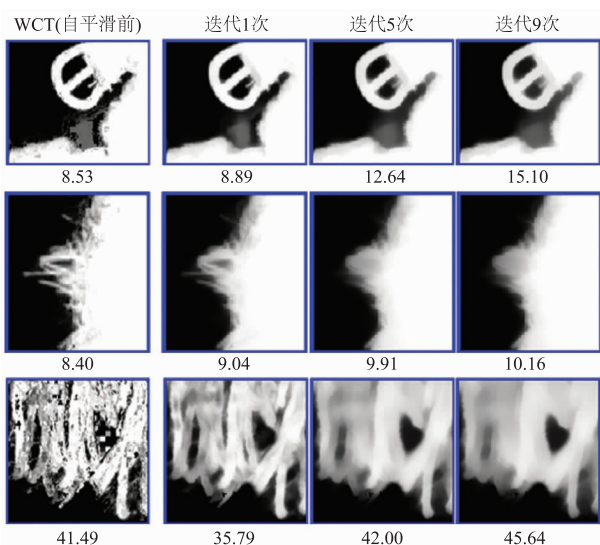


图8 WCT算法中,自平滑方法的迭代次数对后处理结果的不同影响的局部 α 结果图像的例子

以 HR 算法为例,它的先验 α' 大致可通过如下迭代方式求得:

步骤 1 获得 Robust 算法的结果 $\hat{\alpha}$;

步骤 2 初始化恒定卷积核 K , K 可以在非硬边界处恒定,也可以硬边界处通过求解某线性系统得到;

步骤 3 针对 $\hat{\alpha}$ 与 K ,通过采用反卷积算法^[29]计算 α^{sb} 的初始值 α^s ,此时 α^s 并不是二值的;

步骤 4 利用特定的二值 MRF 优化器,针对 α^s 估计二值化的 α^{sb} ;

步骤 5 重复步骤 2~5 若干次得到最终的 α^{sb} ;

步骤 6 做卷积得到先验 $\alpha' = \alpha^{sb} \otimes K$;

步骤 7 做 $\Pr(\mathbf{F}) = \Pr(\mathbf{F}) + \theta\alpha'$, $\Pr(\mathbf{B}) = \Pr(\mathbf{B}) + \theta(1 - \alpha')$,其中 $\Pr(\mathbf{F})$ 与 $\Pr(\mathbf{B})$ 为 Robust 算法的先验值, $\theta = 5$,重新运用 LAP 方法进行后处理.

这里的 HR 是 High Resolution 的缩写,顾名思义,该算法需要运行在高分辨率的图像下,也正如之前所说,该算法尤其在反模糊步骤,需要在高分辨率图像下运行.但本文实验均在低分辨率图像下运行,因此对于 HR 算法并不能令人满意.图 9 的大型号与小型号 Trimap 的 A~C 与图 10 的 2~4 列分别显示了 HR 算法在加入先验 α' 、以及最终采用 LAP 进行后处理的结果比较.可以看出,在低分辨率图像中,对边缘较为复杂、比

如毛发较多的例子,HR 算法丢失细节的问题比较严重,导致求得的先验 α' 并不准确,而由于 $\theta=5$,造成 Robust 算法的最终先验 $\Pr(\mathbf{F})$ 与 $\Pr(\mathbf{B})$ 受 α' 影响同样非常大,仍然不准确,这里加入先验后的 $\hat{\alpha}$ 显示为 $\hat{\alpha} = \frac{\Pr(\mathbf{F})}{\Pr(\mathbf{F}) + \Pr(\mathbf{B})}$. 之后,LAP 后处理方法在一定程度上对结果进行了修正.

Segmentation 算法后处理方法与 HR 类似,只是假定在整幅图像上,PSF 卷积核并不是恒定的,而是随着空间而变化的,而且需要在 Improved 方法结果的基础上进行,它之前 HR 算法后处理的主要区别在于:(1) 对于低分辨率的结果 α ,最初需要上采样提升分辨率,得到 α^{sb} 后进行下采样降至原分辨率,因此克服了低分辨率计算的局限性;(2) 直接用 MRF 二值分类器计算 α^{sb} ,省略了初始的 α^s 计算;(3) 通过求解最短路径问题来对前景物体的连接度进行约束;(4) 利用 12 级的 MRF 计算基于空间变化的 PSF,并根据卷积方程计算 α' ; (5) 做 $\hat{\alpha} = \bar{\alpha} + \theta\alpha'$, 其中 $\bar{\alpha}$ 为 Improved 算法的采

样结果, $\theta=0.08$,相当于对 $\bar{\alpha}$ 略作补充,这也是该算法相对 HR 的重要改进,使得通过 PSF 得到的 α' 并不会对最终的初级先验结果造成太大的干扰.

图 9 的大型号与小型号 Trimap 的 D ~ F 与图 10 的 5 ~ 7 列分别显示了 Segmentation 算法在加入先验 α' 、以及最终采用 LAP 进行后处理的结果比较.可以看出,该算法的先验还是能够为此前的先验 $\hat{\alpha}$ 带来不错的补充.

此类基于 PSF 的后处理方法与上一种自平滑式后处理类似,都是在某种算法得到 α 结果的基础之上进行处理,所不同的是该方法将求得的先验 α' “累加”到先前的 α 采样结果之上,而不是直接作为结果.但该类方法存在如下明显的问题:(1) 有关 PSF 类模糊与反模糊方式对 α 图像进行操作这种方式,比如对 α 二值化,进行卷积,PSF 进行分级等,尤其对于毛发、半透明等复杂区域,尚无明确的理论依据来求证其是否一定正确,或者结果会提高多少,为什么会提高;换言之,该类方式对图像抠像领域自身并不成熟,无法引起广泛认同,这对于该类后处理方式造成了很大后续应用的限制.(2) 该类方法直接在 α 结果上操作,显得过于生硬;可以考虑类似自平滑式方法,引入采样中的信念值、前景和背景颜色的值等,充分利用一些之前算法的中间结果和已获得的信息.(3) 该类方法非常复杂,运行时间长,且实现困难,进一步限制了它们的应用.

本文认为,可以将这种 PSF 理论,采用在非常常见的背景虚焦、前景实焦图像的预处理层面上,这无论在理论依据,还是实际应用,都要胜于将它用作后处理.也期望致力于 PSF 理论的研究者,对此类问题做出进一步的论证.

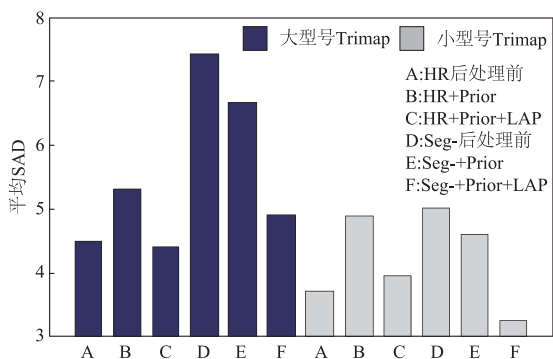


图9 HR与Segmentation (Seg-) 加入先验后、以及在此基础上采用LAP后处理之后的 α 结果的SAD比较

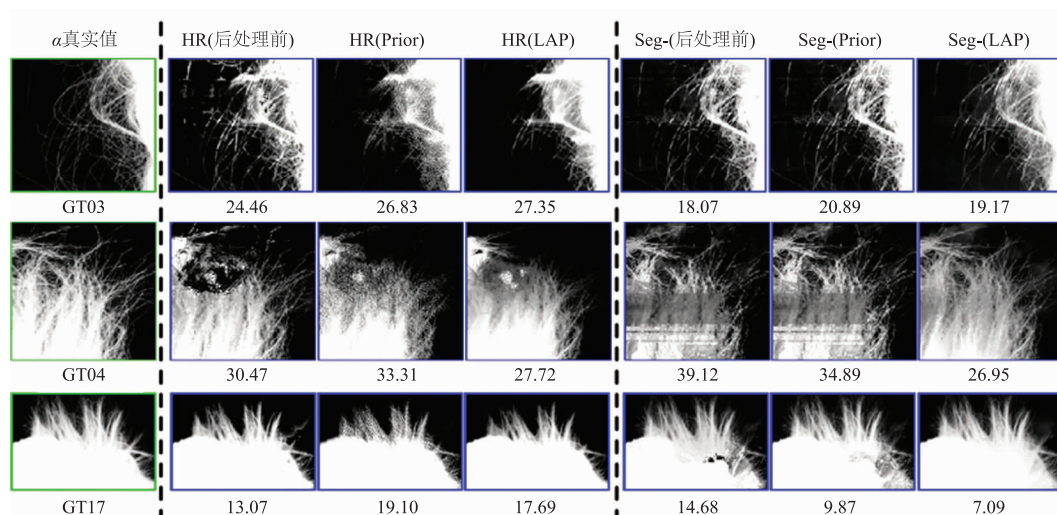


图10 HR与Segmentation分别采用加入先验、并在此基础上加入LAP后处理的局部 α 结果图像的SAD比较

4 后处理方法的总结与展望

(1) BP 类的 MRF 后处理方法: 由于它离散化的计算方式, 单纯平滑的目的, 以及过于缓慢的计算速度, 使其对于后处理的整体效果不佳, 近来已很少被各种算法使用. 但作为图像抠像领域后处理的早期雏形, 作为一种优化分类的手段, 该类方法仍然适用于图像抠像领域的一些其它应用场合, 例如预处理等.

(2) 仿射法用作后处理: 该类方式是目前最为流行的后处理方法, 由于 LAP 方法作为一类经典方法, 在单独用作抠像时仍然具有非常不错的性能, 因此使用仿射用来补充采样法, 并统一闭合形式求解的方式变得兼具平滑性和准确性. 实验表明, 该类方法对绝大多数图像实例, 基本可以使得后处理结果得到一定程度的提高.

在近期, 由于 Nonlocal 类方法的出现, 以及它具备的 LAP 所没有的全局性特点, 使得它与 LAP 相结合的方式成为进一步提高后处理效果的利器. 但需要注意 Nonlocal 类方法的前景与背景颜色重合时的弊端, 扬长避短.

(3) Shared 与 WCT 算法采用的自平滑式后处理: 也属于近些年来刚出现的后处理方法, 强调利用邻域像素作为当前像素的补充, 构思也是不错的. 但目前该方法尚不够成熟, 虽然仍能够为后处理在效果上进行一定程度的提升, 但总体上尚不如仿射类后处理方式.

另外, 信念值的概念可以进一步延伸, 除了利用周边像素之外, 可以考虑从更新初始采样法本身入手, 这可作为后续工作开展.

(4) PSF 类的后处理方式: 尚有一定的后处理效果. 但由于该类方法实现过程过于复杂, 运行时间过长, 且缺乏一定的理论依据, 使得目前应用该类后处理的方法已几乎消失. 但该 PSF 理论目前在其它图像处理领域的应用较为广泛, 且可以延伸至抠像领域的一些其它方面, 如预处理等.

总之在目前, 作为对抠像结果的一种辅助手段, 后处理步骤对于目前的抠像领域、尤其是其中的采样方法是非常重要的, 能够同时提升抠像结果的视觉效果和准确度. 我们希望通过对预处理各种类别的分析和实验, 能够进一步提出更加有效的后处理方法, 提高抠像算法的整体性能.

参考文献

- [1] Mortensen E N, Barrett W A. Intelligent scissors for image composition [A]. Proceedings of the 22th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques (SIGGRAPH95) [C]. New York: ACM Press, 1995. 191 - 198.
- [2] Wang J, Agrawala M, Cohen M F. Soft scissors: an interactive tool for realtime high quality matting [J]. ACM Transactions on Graphics, 2007, 26(3): Article 9.
- [3] Levin A, Lischinski D, Weiss Y. Colorization using optimization [J]. ACM Transactions on Graphics, 2004, 23(3): 689 - 694.
- [4] Agarwala A, Dontcheva M, Agrawala M, Drucker S, Colburn A, Curless B, Salesin D, Cohen M. Interactive digital photomontage [J]. ACM Transactions on Graphics, 2004, 23(3): 294 - 302.
- [5] Duff T, Porter T. Compositing digital images [A]. Proceedings of the 11th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques [C]. New York, USA: ACM, 1984. 253 - 259.
- [6] 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.
- [7] Lee P, Wu Y. Nonlocal matting [A]. Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. Colorado Springs, USA: IEEE, 2011. 2193 - 2200.
- [8] Chuang Y Y, Curless B, Salesin D H, Szeliski R. A Bayesian approach to digital matting [A]. Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. Kauai, USA: IEEE, 2001. 264 - 271.
- [9] Wang J, Cohen M F. An iterative optimization approach for unified image segmentation and matting [A]. Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision [C]. Beijing, China: IEEE, 2005. 936 - 943.
- [10] Wang J, Cohen M F. Optimized color sampling for robust matting [A]. Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. Minnesota, USA: IEEE, 2007. 17 - 22.
- [11] Rhemann C, Rother C, Gelautz M. Improving color modeling for alpha matting [A]. Proceedings of British Machine Vision Conference [C]. Leeds, UK: BMVA, 2008. 1155 - 1164.
- [12] Rhemann C, Rother C, et al. High resolution matting via interactive trimap segmentation [A]. Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. Alaska, USA: IEEE, 2008. 1 - 8.
- [13] Rhemann C, Rother C, et al. A spatially varying PSF-based prior for alpha matting [A]. Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. San Francisco, USA: IEEE, 2010. 2149 - 2156.
- [14] Gastal E S L, Oliveira M M. Shared sampling for realtime alpha matting [J]. Computer Graphics Forum, 2010, 29(2): 575 - 584.
- [15] He B, Wang G, Yin X, Liu B, Shi C, Lin X. High-accura-

- cy and quick matting based on sample-pair refinement and local optimization [J]. IEICE Transactions on Information and Systems, 2013, 96(9): 2096 – 2106.
- [16] He K M, Rhemann C, Rother C, et al. A global sampling method for alpha matting [A]. Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. Colorado Springs, USA: IEEE, 2011. 2049 – 2056.
- [17] Cheng J, Miao Z. Improving sampling criterion for alpha matting [A]. Proceedings of 2nd IAPR Asian Conference on Pattern Recognition [C]. Okinawa, Japan: IAPR, 2013. 803 – 807.
- [18] Chen X, Zou D, Tan P. Image matting with local and non-local smooth priors [A]. Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. Portland, USA: IEEE, 2013. 1902 – 1907.
- [19] Zhang Z, Zhu Q, Xie Y. Learning based alpha matting using support vector regression [A]. Proceedings of IEEE International Conference on Imaging Processing [C]. Nanjing, China: IEEE, 2012. 2109 – 2112.
- [20] Shahrian E, Rajan D. Weighted color and texture sample selection for image matting [A]. Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. Providence, USA: IEEE, 2012. 718 – 725.
- [21] Shahrian E, Rajan D, Price B, Cohen S. Improving image matting using comprehensive sampling sets [A]. Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. Portland, USA: IEEE, 2013. 636 – 643.
- [22] Rhemann C, Rother C, Wang J, Gelautz M, Kohli P, Rott P. Alpha Matting Evaluation Website [EB/OL]. <http://www.alphamatting.com>, 2014-10-02.
- [23] Rhemann C, Rother C, Wang J, Gelautz M, Kohli P, Rott P. A perceptually motivated online benchmark for image matting [A]. Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. Miami, USA: IEEE, 2009. 1826 – 1833.
- [24] Boykov Y, Kolmogorov V. An experimental comparison of min-cut/max-flow algorithms for energy minimization in vision [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(9): 1124 – 1137.
- [25] Boykov Y, Veksler O, Zabih R. Fast approximate energy minimization via graph cuts [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(11): 1222 – 1239.
- [26] He K, Sun J, Tang X. Single image haze removal using dark channel prior [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(12): 2341 – 2353.
- [27] 张登银, 等. 一种基于暗通道先验的快速图像去雾算法 [J]. 电子学报, 2015, 43(7): 1437 – 1443.
- ZHANG Deng-yin, et al. A fast image daze removal algo-

rithm using dark channel prior [J]. Acta Electronica Sinica, 2015, 43(7): 1437 – 1443. (in Chinese)

- [28] 袁红星, 吴少群, 等. 对象引导的单幅散焦图像深度提取方法 [J]. 电子学报, 2014, 42(10): 2009 – 2015.
- YUAN Hong-xing, WU Shao-qun, et al. Object guided depth map recovery from a single defocused image [J]. Acta Electronica Sinica, 2014, 42(10): 2009 – 2015. (in Chinese)
- [29] Levin A, Fergus R, et al. Image and depth from a conventional camera with a coded aperture [J]. ACM Transactions on Graphics, 2007, 26(3): 1 – 9.

作者简介



姚桂林 (通信作者) 男, 1980 年生, 黑龙江哈尔滨人. 分别于 2003 年、2005 年、2013 年获得哈尔滨工业大学计算机应用技术专业工学学士、硕士、博士学位, 现为哈尔滨商业大学计算机与信息工程学院讲师. 主要研究方向为数字图像处理, 视频监控, 模式识别.

E-mail: glyao@hrbcu.edu.cn



刘绍辉 男, 1977 年生, 湖南新化人. 分别于 1999 年、2001 年和 2007 年获得哈尔滨工业大学计算数学及其应用软件开发专业理学学士学位、计算数学理学硕士学位和计算机应用技术专业工学博士学位. 现为哈尔滨工业大学计算机学院副教授, 硕士生导师. 主要研究方向为多媒体内容安全, 数字图像处理, 视频编码与监控, 模式识别.

E-mail: shliu@hit.edu.cn



李敏 女, 1964 年生, 黑龙江哈尔滨人. 分别于 1985 年和 1996 年获得哈尔滨船舶工程学院计算机专业工学学士和计算机应用专业硕士学位, 现为哈尔滨商业大学计算机与信息工程学院教授, 硕士生导师. 主要研究方向为智能决策, 数字图像处理.

E-mail: limin@hrbcu.edu.cn



姚鸿勋 女, 1965 年生, 浙江杭州人. 分别于 1987 年和 1990 年在哈尔滨船舶工程学院计算机专业, 获得工学学士和工学硕士学位, 并于 2003 年在哈尔滨工业大学计算机应用技术专业获得工学博士学位. 现为哈尔滨工业大学计算机学院教授, 博士生导师. 主要研究方向为数字图像处理, 计算机视觉, 视频分析.

E-mail: h.yao@hit.edu.cn

胡文 男, 1957 年生, 黑龙江哈尔滨人. 分别于 1981 年和 2004 年获得哈尔滨理工大学自动化专业工学学士学位、哈尔滨工程大学电子与通信工程工学硕士学位. 现为哈尔滨商业大学计算机与信息工程学院院长, 教授, 博士生导师, 黑龙江省计算机学会理事、黑龙江省电子商务协会常务副理事长. 主要研究方向为嵌入式技术, 数字图像处理.

E-mail: huw@hrbcu.edu.cn