

一种改进的 Bayes 抠图算法

吕巨建¹, 战荫伟²

(1. 广东工业大学信息工程学院, 广州 510006; 2. 广东工业大学计算机学院, 广州 510006)

摘要: 针对传统 Bayes 抠图算法容易在生成的不透明度通道上产生脉冲噪音的问题, 提出一种改进算法, 充分考虑分簇采样点所占比重对 α 值估算准确度的影响, 在贝叶斯框架中嵌入一个含比重因子的平滑约束项表达式。仿真实验结果表明, 该改进算法能够有效消除脉冲噪音, 使抠像结果更为光滑。

关键词: Bayes 抠图; 数字抠图; 自然图像抠图

Improved Bayes Matting Algorithm

LV Ju-jian¹, ZHAN Yin-wei²

(1. Faculty of Information Engineering, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006;
2. Faculty of Computer, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006)

【Abstract】 Aiming at the problem that traditional Bayes matting algorithm usually generates impulse noises in the resulted opacity channel, an improved algorithm is presented, which considers the effect on α by clustering sampling points weight and introduces a term of smoothness constraint into the Bayes matting framework. Simulation experimental results show that the impulse noise is eliminated and matting quality is improved.

【Key words】 Bayes matting; digital matting; natural image matting

1 概述

数字抠图技术是把图像中的一部分从其他部分分离出来的一种图像处理技术, 简称抠图。文献[1]提出颜色组合方程:

$$C = \alpha F + (1 - \alpha)B \quad (1)$$

在抠图问题中, 式(1)对于图像中的每个像素点 (x, y) , $C(x, y)$, $F(x, y)$ 和 $B(x, y)$ 分别表示该点的合成色、前景色和背景色, α 表示前景色所占的比重, 或表示不透明程度。对于整个图像, C , F 和 B 分别表示合成图像、前景图像和背景图像, α 称为掩像。

目前, 自然抠图技术的方法主要有: Knockout 方法, Poisson 方法^[2], 基于感知颜色空间的抠图^[3]和 Bayes 方法^[4]。Bayes 抠图方法在速度和效果方面取得很好的平衡。本文在原算法的基础上, 提出一种改进的 Bayes 抠图算法。

2 贝叶斯算法

文献[4]提出一个基于贝叶斯框架的抠图方法, 称为贝叶斯抠图。算法主要步骤如下:

(1) 区划划分

由用户通过手工操作, 将整个图片分为确定的前景区域、确定的背景区域和需要计算 α 值的未知区域。

(2) 样本分簇

对于未知区域的像素点, 先用一个大小可变的圆窗口进行采样(该窗口以“洋葱剥皮”的方式从前景和背景区域向未知区域滑动), 当采到足够的已知背景和前景点后, 对样本点进行分簇, 而每个簇中的点在颜色空间中服从有向高斯分布。

(3) 颜色估计

定义一个合理的贝叶斯框架, 并建立颜色估计模型和 α 值的计算模型。并使用最大后验概率(Maximum A Posteriori, MAP)进行优化求解。在 MAP 估计中, 对于给定的未知区域

像素 C , 寻找最有可能的 F , B 和 α 的估计值。这个问题描述成在概率分布 $P(F, B, \alpha | C)$ 上的一个优化问题, 即

$$\arg \max_{F, B, \alpha} P(F, B, \alpha | C) = \arg \max_{F, B, \alpha} \frac{P(C | F, B, \alpha)P(F)P(B)P(\alpha)}{P(C)} = \arg \max L(C | F, B, \alpha) + L(F) + L(B) + L(\alpha) \quad (2)$$

其中, $L(\cdot) = -\log p(\cdot)$ 。对于参数 F, B 和 α , $P(C)$ 是个常量, 因而可以舍去。

假设 $L(\alpha)$ 为常量, 仅对 $L(C | F, B, \alpha)$, $L(F)$ 和 $L(B)$ 进行建模。定义 $L(C | F, B, \alpha)$ 为一个以 σ_C 为标准差, 中心为 $\bar{C} = \alpha F - (1 - \alpha)B$ 的高斯分布:

$$L(C | F, B, \alpha) = -\|C - \alpha F - (1 - \alpha)B\|^2 / \sigma_C^2 \quad (3)$$

在样本分簇后, 每簇中的点在 RGB 颜色空间中服从高斯分布, 其加权均值 \bar{F} 和协方差矩阵 Σ_F 为

$$\bar{F} = \frac{1}{W} \sum_{i \in N} \omega_i F_i \quad (4)$$

$$\Sigma_F = \frac{1}{W} \sum_{i \in N} \omega_i (F_i - \bar{F})(F_i - \bar{F})^T \quad (5)$$

其中, $\omega_i = \alpha_i^2 g_i$; $W = \sum_{i \in N} \omega_i$, 而 α_i 是不透明度值; g_i 是以距离为参数一个高斯衰减函数。定义 $L(F)$ 也对应一个高斯分布。

$$L(F) = -(F - \bar{F})^T \Sigma_F^{-1} (F - \bar{F}) / 2 \quad (6)$$

$L(B)$ 与 $L(F)$ 类似, 只需把 ω 中的 α_i 替换成 $1 - \alpha_i$ 。

求解过程其实是一个迭代过程。先假设 α 确定, 对式(2)右

基金项目: 国家自然科学基金资助项目“基于多尺度几何分析的伸缩视频编码方法”(60572078)

作者简介: 吕巨建(1984-), 男, 硕士研究生, 主研方向: 图像处理; 战荫伟, 教授

收稿日期: 2009-11-02 **E-mail:** jujianlv@163.com

侧求偏导数, 得到 6 元一次方程组:

$$\begin{bmatrix} \sum_F^{-1} + I\alpha^2 / \sigma_c^2 & I\alpha(1-\alpha) / \sigma_c^2 \\ I\alpha(1-\alpha) / \sigma_c^2 & \sum_B^{-1} + I(1-\alpha)^2 / \sigma_c^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} F \\ B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_F^{-1} \bar{F} + C\alpha / \sigma_c^2 \\ \sum_B^{-1} \bar{B} + C(1-\alpha) / \sigma_c^2 \end{bmatrix} \quad (7)$$

将求解过程转化为一个简单的解线性方程组问题。

(4) α 值估计

将式(7)解得的结果, 利用投影法求得新的 α , 再代入式(8)得到:

$$\alpha = \frac{(F-B)^T(F-B)}{\|F-B\|^2} \quad (8)$$

α 的初始值取附近已知像素点的 α 平均值。如果样本有多个簇, 则对前景、背景的样本簇一一对应求解, 并取使式(2)值最大的解。对于贝叶斯框架, 该方法只定义对数概率 $L(C|F, B, \alpha)$, $L(F)$ 和 $L(B)$, 没有定义 $L(\alpha)$, 当前景、背景高斯分布有相互重叠的部分时, 这容易导致估算出来的 α 值不牢靠, 也经常会在生成的不透明度通道上产生脉冲噪音。文献[5]把 $L(\alpha)$ 定义为一维高斯分布模型, 在不增加时间复杂度的基础上, 使处理得到的 α 通道图像更加平滑。本文利用文献[5]的思想, 并充分考虑前、背景簇采样点所占比重对 α 值估算准确度的影响, 提出一个含比重因子的 $L(\alpha)$ 表达式。

3 贝叶斯算法的分析与改进

对于原 Bayes 算法在不透明度通道上产生的一些脉冲噪音, 尽管可以用中值滤波器这类简单的滤波工具滤去, 但是与此同时图像中一些小的细节部分信息也会因此而丢失。

为解决这些问题, 文献[5]提出可以在原 Bayes 算法中加入平滑约束。定义 $L(\alpha)$ 为一个以 α_0 为中心, 标准差为 σ_α 的高斯分布, 其表达式如下:

$$L(\alpha) = -\|\alpha - \alpha_0\|^2 / \sigma_\alpha^2 \quad (9)$$

为使平滑过程与颜色变化一致, 但又不至于太过均匀, 可以取该点邻域已知 α 值点的加权平均值作为该像素点的 α_0 ,

$$\alpha_0 = \frac{1}{W} \sum_p \alpha_p \cdot \omega_p, \quad \text{其中, } \omega_p = \exp\left(-\frac{\|C_p - C_q\|}{2\sigma_w^2}\right); \quad W = \sum \omega_p.$$

这里的 α_0 值也可以作为式(7)中 α 的初始值, 根据经验选取 0.2 为 σ_ω 的值。

对于整个平滑约束项, 选择一个良好的 σ_α 表达式是至关重要的。也给出了一个 σ_α 的表达式, 但其仅仅考虑到前、背景簇点在颜色空间的距离对 α 值估算准确度的影响, 其定义为 $\sigma_\alpha = \sigma_\alpha^0 + \lambda \|F - B\|$, 而没有考虑前、背景簇像素点在总样本中的所占比重对 α 值估算准确度的影响, 这样做是不合理的。一般情况下, 样本簇前、背景像素点个数在前、背景采样点总数中所占的比重越大, 该簇采样像素点的可信度越高, 通过该簇估算出来的前、背景颜色分量和 α 值也越可信。故在用每对前、背景簇采样点来估算 α 值的时候, 应该考虑该簇前、背景像素点个数在前、背景点采样点总数的比重。对于比重比较大的前、背景簇, 其可信度更高, 应赋予更高的似然概率, 反之则赋予较低的似然概率。将 σ_α 定义改进如下:

$$\sigma_\alpha = \sigma_\alpha^0 + \lambda \cdot \rho_F \cdot \rho_B \|F - B\|$$

其中, ρ_F , ρ_B 分别表示该簇前、背景像素点个数在前、背景点采样点总数的比重, 参数 σ_α^0 , λ 可调。显然, 当 ρ_F , ρ_B 值越

大, $L(\alpha)$ 值越大, 对应式(2)的值也越大, 即比重越大其赋予的似然概率越大。这样, 抠图问题就变成了最大化如下的对数似然概率问题: $L(F, B, \alpha | C) = L(C | F, B, \alpha) + L(F) + L(B) + L(\alpha)$, 对两边的 α 求导, 可得:

$$\alpha = \frac{\alpha_0 / \sigma_\alpha^2 + (C - B)^T (F - B) / \sigma_c^2}{1 / \sigma_\alpha^2 + \|F - B\| / \sigma_c^2} \quad (10)$$

改进后的算法只需在 α 值估计步骤, 用式(10)代替原 Bayes 算法中的式(8), 其他步骤不变。

4 算法效果比较

图 1 用 Lighthouse 图的结果作了比较。可以看出, 本文算法得到的掩像图整体上更光滑, 细节信息保留得较好。



图 1 Lighthouse 例子结果比较

图 2 用 Syringe 例子的结果作了比较, 可以看到, Knockout 方法丢失了很多毛发的细节信息, 原 Bayes 算法的掩像图存在脉冲噪音, 在一些毛发的细节部分出现不连续现象, 而本文算法得到的掩像图, 毛发细节部分清晰可见, 也没有出现不连续现象, 而且整个图像显得更加光滑, 效果明显优于原 Bayes 算法。

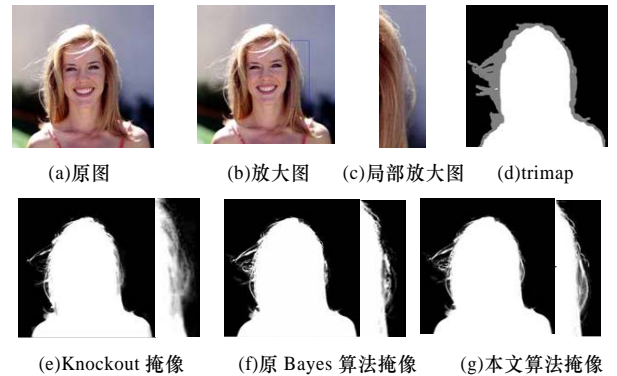


图 2 Syringe 例子结果比较

(下转第 217 页)