

# 基于小波变换的 GrabCut 图像分割<sup>①</sup>

柳欢欢, 姚明海, 王宪保

(浙江工业大学 信息工程学院, 杭州 310023)

**摘要:** 研究 GrabCut 是以迭代能量优化算法为基础, 以颜色和纹理为特征, 从背景图像中提取出目标的图像分割算法。但该方法速度较慢, 为了达到实时应用的目的, 提出了一种基于小波变换的 GrabCut 图像分割方法。该方法首先对原始图像进行小波变换的图像压缩, 使得原始图像的分辨率降低, 然后在压缩后的图像上迭代 GrabCut 算法, 最后将收敛获得的目标区域作为原始图像初始值, 再次使用 GrabCut 算法在原始图像上进行迭代, 从而提取出目标。实验结果证明该算法提高了图像目标的提取速度, 并保持图像目标的特征基本不变。

**关键词:** 图像分割; 小波变换; GrabCut; 图像压缩

## GrabCut Image Segmentation Based on Wavelet Transform

LIU Huan-Huan, YAO Ming-Hai, WANG Xian-Bao

(College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China)

**Abstract:** GrabCut is an algorithm based on the energy optimization algorithm. It uses color and texture features to extract the target from the background image. However, the processing speed of this method is slower than we expect. In order to accelerate the image segmentation, this paper presents a GrabCut image segmentation method based on wavelet transform. The proposed method compress the original image based on wavelet transform to reduce the image resolution and applies the GrabCut algorithm on it. Then identify the initial value of the original image with the convergent target area, and the algorithm applies the last GrabCut iteration on original image. Experimental results show that the algorithm improves the extraction rate of the target image, and keeps the basic characteristics of the target image unchanged.

**Key words:** image segmentation; wavelet transform; GrabCut; image compression

所谓图像分割指的是根据灰度、颜色、纹理和形状等特征把图像划分成若干互不交迭的区域, 并使这些特征在同一区域内呈现出相似性, 而在不同区域间呈现出明显的差异性。常用的图像分割方法有阈值分割、边缘检测、区域分割、图论分割等。根据是否提供先验知识, 现有的分割方法可以分为有监督和无监督两类。由于自然图像类型的多样性和复杂性, 再加上理想分割目标对于人类主观视觉感知的依赖性, 所以有监督分割相比全自动无监督分割更具实用性。由 Boykov 等提出的 Graph Cut 算法<sup>[1]</sup>是目前研究和应用最为广泛的有监督图像分割方法之一, 是一种能量优化算法, 普遍应用于前背景分割、立体视觉、抠图等。2004 年 Rother 等<sup>[2]</sup>以 Graph Cut 为基础, 提出了 GrabCut

算法, 该算法通过非完全标记方法, 用矩形框标出背景区域, 对前景、背景颜色空间建立高斯混合模型 (Gaussian Mixture Model, GMM), 用 GMM 参数学习、估计过程中可进化的迭代算法取代一次最小估计来完成能量最小化。

现阶段, 许多研究者对 GrabCut 算法进行了改进, 如构建颜色、纹理和形状等信息模型以优化能量函数, 进而提高分割精度, 增加预处理和迭代步骤以提高效率。Chen 等<sup>[3]</sup>通过优化高斯混合模型提高了 GrabCut 的性能。Han 等<sup>[4]</sup>使用多维非线性架构结合颜色特征代替了 GMM。这些改进算法能使分割得到的目标更加精确, 但是没有改进 GrabCut 的耗时缺陷。丁红等<sup>[5]</sup>通过降低图像的分辨率, 在缩小图像上迭代 GrabCut 算

① 收稿时间:2013-12-17;收到修改稿时间:2014-01-23

法,加快了收敛速度,但获取的目标边缘模糊.为了提高分割效率和精度,周胜安等<sup>[6]</sup>提出了基于前景物形态的 GrabCut 改进算法,但该方法需要用户指定前景物的基本形态,用户交互比较多.周良芬等<sup>[7]</sup>采用多尺度分水岭平滑去噪,并对梯度图像再次进行分水岭运算,最后用熵惩罚因子优化分割能量函数,提高了分割精度.Wooi-Nee Tan 等<sup>[8]</sup>提出了一种基于 blob 分析<sup>[9]</sup>的 GrabCut 分割算法,该算法主要应用于将盛开的花朵从彩色图像中分割出来,结果证明该算法比原始的算法分割效果好.

本文基于小波变换的图像压缩算法先对原始图像进行预处理,降低图像分辨率,然后在压缩后的图像上使用 GrabCut,从而得到和直接使用 GrabCut 算法相似的分割结果,但分割速率明显提高.

## 1 GrabCut 图像分割算法

GrabCut 算法与 Graph Cut 算法相比,首先是利用彩色像素的高斯混合模型替代了灰度直方图模型来描述图像的区域属性.其次用迭代求取能量最小化来替换算法中的一次求取最优值,这样分割结果更加接近全局最优分割.与用户的交互上,只需知道前景区域所在的左上角和右下角矩形坐标即可,GrabCut 算法同样具有较好的鲁棒性<sup>[10]</sup>,其实现算法如下.

### 1.1 颜色模型

本模块算法流程如图 2 所示:GrabCut 算法是针对彩色图像的分割算法,图像的目标和背景模型的建立分别用  $k$  (一般取  $k=5$ ) 维的全协方差 GMM.于是就存在一个额外的向量  $k = \{k_1, \dots, k_n, \dots, k_N\}$  作为每个像素的独立 GMM (目标或背景) 参数,  $k_n \in \{1, \dots, k\}$ .所以用于整个图像的 Gibbs 能量函数为

$$E(\alpha, k, \theta, z) = U(\alpha, k, \theta, z) + V(\alpha, z)$$

式中,  $\alpha$  为不透明度,  $\alpha \in [0, 1]$ , 0 为背景, 1 为前景目标;  $\theta = \{h(z, \alpha), \alpha = 0, 1\}$ , 为图像前景目标与背景的灰度直方图;  $z = (z_1, \dots, z_n, \dots, z_N)$ , 为图像灰度值数组.式中引入了 GMM 的彩色数据模型,其数据项可定义为:

$$U(\alpha, k, \theta, z) = \sum_n D(\alpha_n, k_n, \theta, z_n)$$

$$D(\alpha_n, k_n, \theta, z_n) = -\log \pi(\alpha_n, k_n) + \frac{1}{2} \log \det(\alpha_n, k_n) +$$

$$\frac{1}{2} [z_n - \mu(\alpha_n, k_n)]^T \sum (\alpha_n, k_n) [z_n - \mu(\alpha_n, k_n)]$$

$$\theta = \{\pi(\alpha, k), \mu(\alpha, k), \sum (\alpha, k), \alpha = 0, 1, k = 1, \dots, K\}$$

其中,  $U$  是区域项,表示一个像素被归类为目标或者背景的惩罚,也就是某个像素属于目标或者背景的概率的负对数.彩色图像的平滑项为

$$V(\alpha, z) = \gamma \sum_{(m,n) \in C} [\alpha_m \neq \alpha_n] \exp(-\beta \|z_m - z_n\|^2)$$

### 1.2 迭代能量最小化分割法

Graph Cut 的算法是一次性最小化,而 GrabCut 是迭代最小,每次迭代都使得对目标和背景建模的 GMM 参数最优,从而使得图像分割效果最优.通过迭代获得最小能量分割算法的主要流程描述如下:

① 用户通过直接框选得到初始的三元图  $T$ , 即框外的全部像素作为背景像素  $T_B$ , 而框内的全部像素“可能是目标”的像素  $T_U$ , 并将背景像素  $\alpha$  值赋值为 0, 框内的未知区域的  $\alpha$  值赋值为 1.

② 通过 k-means 算法初始化前景和背景的混合高斯模型,每组高斯混合模型的高斯函数分量为 5.

③ 对每个像素分配合适的高斯分量  $k_n$ , 分配原则是将每个像素带入到每一个高斯分量中,最小值所在的高斯分量就是该像素被分配的分量,  $k_n = \arg \min D_n(\alpha_n, k_n, \theta, z_n)$ .

④ 从数据  $Z$  中学习优化 GMM 的参数  $\theta$ ,  $\theta = \arg \min U(\alpha, k, \theta, z)$ .

⑤ 用 maxflow 算法极小化 Gibbs 能量  $E$ , 得到初始分割:  $\min_{\{\alpha_n, n \in T_U\}} \min_k E(\alpha, k, \theta, z)$ .

⑥ 重复步骤③--⑤,直到收敛.

⑦ 采用 border matting 对分割的边界进行优化,就可以得到目标的分割结果.

## 2 改进的 GrabCut 图像分割算法

### 2.1 基于小波变换的图像压缩

小波变换具有压缩比高、压缩速度快、压缩后能保持图像的特征基本不变的特点.其基本原理是:一幅图像做小波分解后,可得到不同分辨率的图像,若只保留包含主要纹理信息的低频部分,则就达到图像压缩的目的.

图像处理中应用的是二维小波变换,其定义为  $W_f(a, b_x, b_y) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) \psi_{a, b_x, b_y}^*(x, y) dx dy$  式中,  $b_x, b_y$  分别表示  $x, y$  轴的平移,  $a$  为尺度因子;逆变换为:

$$f(x, y) = \frac{1}{c_\psi} \int_0^\infty \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} W_f(a, b_x, b_y) \psi_{a, b_x, b_y}(x, y) db_x db_y \frac{da}{a^3}$$

式中,  $c_\psi$  为系数,  $\psi_{a,b_x,b_y}(x,y)$  是小波基, 具体为

$$\psi_{a,b_x,b_y}(x,y) = \frac{1}{|a|} \psi\left(\frac{x-b_x}{a}, \frac{y-b_y}{a}\right)$$

对于静态图像这样的二维信号, 需要使用二维滤波器进行处理. 考虑到小波函数的可分离性, 二维滤波器可由一维滤波器合成而成. 用 L 表示低通滤波器, H 表示高通滤波器, 则滤波器 LL, LH, HL 和 HH 构成 4 个具有不同频率特性和方向特性的滤波特性和方向特性的滤波器. LL 用于检测图像的低频分量, LH 用于检测水平方向的边缘、细节分量, HL 用于检测垂直方向的边缘、细节分量, HH 用于检测对角线与副对角线方向的分量. 图 1 表示图像的 3 层小波分解示意图.

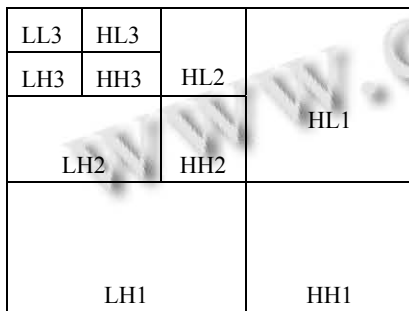


图 1 图像 3 层小波分解

对图像进行两次基于 B 样条小波变换的图像压缩用 Matlab 实现的效果图如图 2 所示:

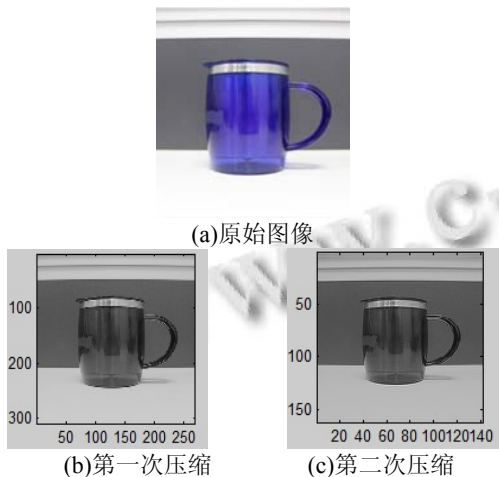


图 2 基于小波变换的图像压缩效果图

对比原始图像与压缩后的图像可以得出结论: 经过小波解码的图像在实现高压压缩率的同时能够保证很好的图像质量, 具有较好的视觉效果. 需要说明的是, 原始图像数据经过预处理之后进行小波变换, 在变换

过程中并不产生压缩, 这个过程是无损的, 只是将系数按照频带重新排列, 变换的目的是生成去掉了相关性的系数, 数据压缩产生于量化和抽取阶段.

### 2.2 基于小波变换的图像分割算法

GrabCut 迭代算法的步骤③至⑤分别优化了 3 组参数  $k_n$ 、 $\theta$ 、 $\alpha$ , 致使整体能量 E 逐渐减小, 所以 Gibbs 能量 E 的值是单调递减的. 基于小波变换压缩后的图像在保持很好的图像质量基础上, 只保留了图像信息的低频部分, 能量收敛的速度较原图像要快. 因此, 本文结合图像压缩和 GrabCut 分割的方法, 首先在压缩图像上迭代获得的结果作为初始值, 再使用 GrabCut 算法在原始图像上进行迭代收敛, 直到得到理想的分割目标. 分割算法流程如下:

- 1) 对原始图像进行基于小波变换的图像压缩, 得到压缩后的图像;
- 2) 在压缩后的图像上进行 GrabCut 迭代能量最小化分割算法的流程①至⑥迭代次数可以预先设置也可以直到收敛停止;
- 3) 从收敛结果中获得每个原始图像每个像素的  $\alpha$  值.

$$\begin{aligned} Q_\alpha(2x, 2y) &= Q_\alpha(2(x+1), 2y) = Q_\alpha(2x, 2(y+1)) \\ &= Q_\alpha(2(x+1), 2(y+1)) \\ &= R_\alpha(x, y) \end{aligned}$$

式中,  $Q_\alpha$  表示原始图像像素的  $\alpha$  值,  $R_\alpha$  表示压缩后图像像素的  $\alpha$  值.

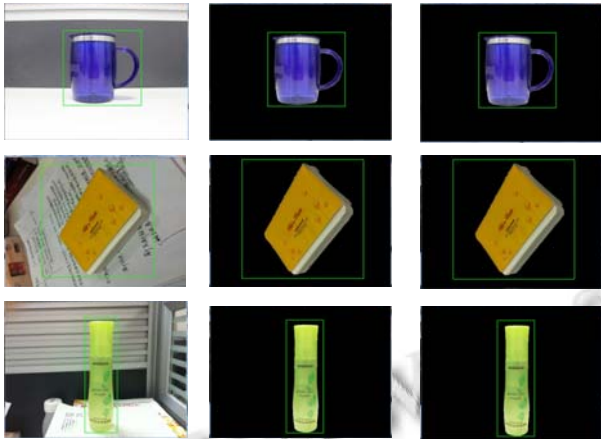
- 4) 在原始图像上迭代 GrabCut 算法步骤①至⑥, 直到能量收敛.

## 3 实验结果及评价

本文选择了 3 幅彩色图像, 将改进的分割算法的仿真结果与原始的 GrabCut 算法分割结果进行分析比较. 对于每一幅图像, 在提取的目标周围人工设置一个矩形框, 然后两种算法分别提出相应的目标. 图 3(a)是原图像, (b)是本文提出的改进的分割算法提取的目标. (c)是原始的 GrabCut 算法提取的分割目标. 两种方法的总迭代次数相同, 每种方法都迭代了 5 次. 从图 3 中可以看出两种方法获得的目标是一致的.

表 1 列出了两种算法的消耗时间, 其中用 CUP 表示图 3(a)的图像, BOOK 表示图 3(b)的图像, BOTTLE 表示图 3(c)的图像, X 列是本文算法的耗时, Y 列是原始 GrabCut 算法的耗时, 本文算法的前 4 次迭代是基于压缩后的图像的, 因此耗时明显比原始 GrabCut 算

法少. 该算法的最后一次迭代是基于原始图像的, 因此迭代所消耗的时间跟原始的 GrabCut 算法相差不大, 但还是存在一定的时间差. 存在时间差的原因是, 本文算法在此时能量已收敛, 而原始的 GrabCut 算法的能量还没有收敛.



(a) 原图像 (b) 本文提出的改进的分割算法提取的目标 (c) 原始的 GrabCut 法提取的分割目标  
图 3 实验结果

表 1 图 3 中两种目标分割算法的耗时

	CUP		BOOK		BOTTLE	
	X/ms	Y/ms	X/ms	Y/ms	X/ms	Y/ms
1	706	3854	821	3965	736	3752
2	683	3157	795	3692	709	3458
3	655	2869	806	3759	683	3029
4	655	2951	783	3424	675	2846
5	2754	2861	2954	3102	2659	2803

#### 4 结语

为了改善 GrabCut 算法分割速度的问题, 本文提出一种通过基于小波变换的图像压缩, 降低图像分辨率以达到加快 GrabCut 算法的分割速率. 改进的方法在加快分割速度的同时, 基本上保持了和原算法相当的目标提取效果. 实验结果也表明, 基于小波变换的

图像压缩的预处理是一个加速 GrabCut 算法的简单而有效方法.

#### 参考文献

- 1 Boykov Y, Veksler O, Zabih R. Faster approximate energy minimization via graph cuts. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI), 2001, 23(11): 1-18.
- 2 Rother C, Kolmogorov V, Blake A. GrabCut: interactive foreground extraction using iterated graph cuts. ACM Trans. on Graphics, 2004, 23(3): 309-314.
- 3 Chen D, Chen B, Mamic G, et al. Improved GrabCut segmentation via GMM optimization. Proc. of the 2008 International Conference on Digital Image Computing: Techniques and Applications. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2008. 39-45.
- 4 Han SD, Tao WB, Wang DS, et al. Image segmentation based on GrabCut framework integrating multiscale nonlinear structure tensor. IEEE Trans. on Image Processing, 2009, 18(10): 2289-2302.
- 5 丁红, 张晓峰. 基于快速收敛 GrabCut 的目标提取算法. 计算机工程与设计, 2012, 33(4): 1477-1481.
- 6 周胜安. 一种基于前景物形态的 GrabCut 改进算法. 电脑知识与技术, 2010, 6(33): 9517-9519.
- 7 周良芬, 何建农. 基于 GrabCut 改进的图像分割算法. 计算机应用, 2013, 33(1): 49-52.
- 8 Tan WN, Sunday T, Tan YF. Enhanced "GrabCut" tool with Blob analysis in segmentation of blooming flower images. IEEE Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology (ECTI-CON). 2013 10th International Conference on. 2013. 1-4.
- 9 张二虎, 冯江. Blob 分析中基于游程链的连通区域标记. 应用科学学报, 2008, 26(5): 536-540.
- 10 胡玉龙. 基于改进的非交互 Grab cut 算法进行羊的提取 [硕士学位论文]. 长春: 吉林大学, 2011.