

GrabCut Container Foreground Image Segmentation Combined with Improved Guided Filtering

Jingfeng Zhang, Wenguang Chai

Department of Computer, Guangdong University of Technology, Guangzhou Guangdong
Email: 793326342@qq.com

Received: Feb. 5th, 2020; accepted: Feb. 20th, 2020; published: Feb. 27th, 2020

Abstract

Aiming at the problem of edge sags and spikes in the segmentation result of the target container obtained after user interaction with the traditional GrabCut algorithm, a method combining the guided filtering algorithm and the GrabCut function was proposed to improve the above problems. This method uses user interaction to mark the target area where the container exists in the color image with a rectangular frame. The target container is segmented by the GrabCut algorithm, and then the guided filtering algorithm is used to binarize the segmented result as a guided image mask for guided filtering Film, and finally the target container segmentation result is obtained by combining the original image and the guided image through a guided filter. The measured peak signal to noise ratio (PSNR), structural similarity (SSIM) and average running time of the proposed method compared with other comparison methods. Compared with several other methods, the experimental results show that this method is effective for GrabCut segmented edges. The problem of sags and spikes is better than the comparative method, and it is significantly improved.

Keywords

Grabcut Function, Image Segmentation, Edge Refinement, Guided Filtering

结合改进引导滤波的GrabCut容器前景图像分割

张竞峰, 柴文光

广东工业大学计算机学院, 广东 广州
Email: 793326342@qq.com

收稿日期: 2020年2月5日; 录用日期: 2020年2月20日; 发布日期: 2020年2月27日

摘要

针对传统GrabCut算法用户交互后得到的目标容器分割结果存在的边缘凹陷、突刺问题, 提出结合引导滤波算法与GrabCut函数的方法改善以上问题。该方法通过用户交互在彩色图像中用矩形框标记出存在容器的目标区域, 通过GrabCut算法分割出目标容器, 然后结合引导滤波算法, 将分割后的结果二值化, 作为引导滤波的引导图像掩膜, 最后通过引导滤波器结合原图像和引导图像得到目标容器分割结果。实验测量了所提方法与其他对比方法的峰值信噪比(PSNR)、结构相似性(SSIM)及平均运行时间, 同其他几种方法相比, 实验结果表明, 该方法对于GrabCut分割后的边缘凹陷、突刺问题优于对比方法, 有明显改善。

关键词

GrabCut函数, 图像分割, 边缘细化, 引导滤波

Copyright © 2020 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

图像分割是计算机视觉领域的基础, 所谓图像分割就是把图像分成若干个特定的、具有独特性质的区域并分割出感兴趣目标区域的技术和过程。目前有很多图像分割算法, 常用的图像分割方法有基于图的分割方法、基于区域的分割方法、基于阈值的分割方法、基于边缘的分割方法等。

其中图割是一种利用图像中纹理信息和边界反差信息的图像分割算法, 2001年, Boykov等[1]提出了GraphCut算法, 该算法以灰度图像为主, 用户交互标注出图像中的目标和背景区域, 针对目标及背景区域建立灰度直方图模型, 该算法最后通过一次最小估计完成能量最小化达到目标分割。2004年, Rother等[2]提出了GrabCut算法, 该算法是以GraphCut为基础通过用户交互, 对目标及背景区域建立高斯混合模型, 即预先用矩形框标记处背景区域。对高斯混合参数进行更新学习, 用估计过程中可进化的迭代算法取代GraphCut算法中的一次最小估计来完成能量最小化从而达到目标分割。从GraphCut到GrabCut算法, 图割算法受到越来越多的重视, 在军事、遥感、气象等场景应用中需求不断增大。目前GrabCut算法的应用非常广泛, 许多学者对其进行了改进。Chen等[3]通过优化混合高斯模型, 提高了GrabCut算法的性能。Wooi-Nee Tan等[4]提出了一种基于blob分析的GrabCut分割算法, 该算法应用于将已开放的花朵从图像中分割出来, 结果证明该算法分割效果优于原始算法。Adrià A等[5]就GrabCut算法做了本质上的改进, 结合多种方法对前景进行初始提取, 将得到的前景初始估计作为GrabCut算法的输入, 避免了交互的需要。王凯等[6]通过结合GrabCut算法和颜色空间变换应用于超声相控阵图像中, 对目标进行交互式图像分割, 实验结果克服了背景噪声, 保留了目标图像细节。Li Hong等[7]提出了一种基于图割的立体匹配算法, 将立体匹配问题描述为分段域中的能量最小化问题, 快速逼近最优解, 该算法在视差不连续和遮挡部分的效果有所提高。Shuo Deng等[8]先对图像进行粗化预处理, 得到不同比例的低分辨率图像, 分别对其建立混合高斯模型进行分割, 最终分割结果精度更高, 时间消耗更低。周良芬等[9]就GrabCut算法对于局部噪声敏感、耗时且提取边缘不理想等缺点, 采用多尺度分水岭对梯度图像平滑去噪, 优化分割能量函数, 抑制了目标信息的损失。C. Guo等[10]利用显著性信息初始化GrabCut算法

的掩码, 对 GrabCut 算法进行迭代, 克服了背景噪声的干扰, 保留了目标图像的细节, 提高了算法精度。Hua S.等[11]为了加快 GrabCut 算法中能量函数的收敛速度, 提出了一种基于感兴趣区域的 GrabCut 彩色图像分割方法, 同时提高了分割精度。Seetharani Murugaiyan Jaisakthi 等[12]将 GrabCut 算法结合 K 均值算法应用脑瘤图像分割。

本文将 GrabCut 算法应用于容器目标分割中, 通过用户交互在彩色图像中用矩形框标记出存在容器的目标区域, 通过 GrabCut 算法分割出目标容器, 针对 GrabCut 算法分割出的目标容器边缘区域存在大量的凹陷、突刺问题, 结合改进的引导滤波算法, 将 GrabCut 算法预分割出的目标容器图像二值化, 将二值化图像作为引导滤波算法的引导图像, 结合原图像一起通过引导滤波器优化得到分割结果。

2. GrabCut 算法

如图 1 是 GrabCut 算法示意图, 其主要思想是将待分割图像构建为一个包含两个端点的无向图, 源点 s 、汇点 t , 即 s - t 图, 源点 s 和汇点 t 分别表示图像中的目标和背景。GrabCut 算法是对 GraphCut 算法的改进, GraphCut 中的目标和背景模型是灰度直方图, 需要用户指定目标和背景的一些种子点并且其能量最小化分割是一次达到的, 相较于 GraphCut 算法, GrabCut 算法取代为 RGB 三通道的混合高斯模型 GMM(Gaussian Mixture Model), 用户只需要提供背景区域的像素集并且 GrabCut 算法取代为一个交互的迭代过程, 即不断进行分割估计和模型参数学习。GrabCut 算法过程首先输入图像, 用户交互标记矩形框, 用来标记背景像素区域, 矩形框内即为可能存在的目标对象, 其次来对目标和背景进行建模, 分别用一个含 k 个高斯分量的全协方差高斯混合模型 GMM 来对目标和背景进行建模, 用来表示目标和背景像素的分布情况, 由此引入了一个向量 $k = \{k_1, \dots, k_n, \dots, k_N\}$, $k_n \in \{1, \dots, k\}$, 其中 k_n 就表示第 n 个像素对应的高斯分量, 该像素来自于目标或背景 GMM 中的某个高斯分量。GrabCut 中的能量函数公式计算如下:

$$E(\alpha, k, \theta, z) = U(\alpha, k, \theta, z) + V(\alpha, z) \quad (1)$$

其中, α 为目标、背景标记, E 为图像总能量, U 是区域项, 表示某个像素属于目标背景概率的负对数, 即该像素被归类为目标或背景的惩罚。结合欧几里德距离计算出边界能量项 V 。

$$U(\alpha, k, \theta, z) = \sum_n D(\alpha_n, k_n, \theta, z_n) \quad (2)$$

$$D(\alpha_n, k_n, \theta, z_n) = -\log \pi(\alpha_n, k_n) + \frac{1}{2} \log \det \Sigma(\alpha_n, k_n) + \frac{1}{2} [z_n - \mu(\alpha_n, k_n)]^T \Sigma(\alpha_n, k_n)^{-1} [z_n - \mu(\alpha_n, k_n)] \quad (3)$$

$$V(\alpha, z) = \gamma \sum_{(m,n) \in C} \delta(\alpha_m, \alpha_n)^{-1} [\alpha_m \neq \alpha_n] \exp - \beta \|z_m - z_n\|^2 \quad (4)$$

$$\beta = \left[\sqrt{2} (z_m - z_n)^2 \right] - 1 \quad (5)$$

上述公式中, GMM 的参数 θ 有 3 个, 即每个高斯分量的权重 π 、均值向量 μ 和协方差矩阵 Σ (RGB 三通道, 即 3×3 矩阵)。上述的参数 β 由图像的对比度决定, 通常 γ 取 50, z_m 、 z_n 分别为图像区域的像素, α_m 、 α_n 分别为像素 z_m 、 z_n 的属性。

GrabCut 算法不断分割顶点与端点间的边、相邻顶点间的边, 使每个像素仅与源点 s 或汇点 t 相连, 此时图像的总能量可由公式(1)计算, 示意图如图 1(a)所示; 当图像总能量达到最小时即实现目标分割, 示意图如图 1(b)所示。

下面是 GrabCut 算法示意图:

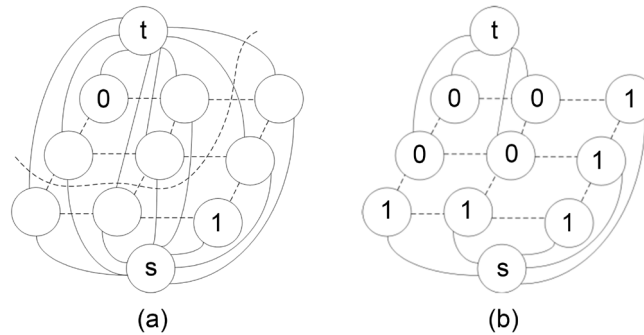


Figure 1. GrabCut algorithm diagram
图 1. GrabCut 算法示意图

图 2 是 GrabCut 算法流程图。

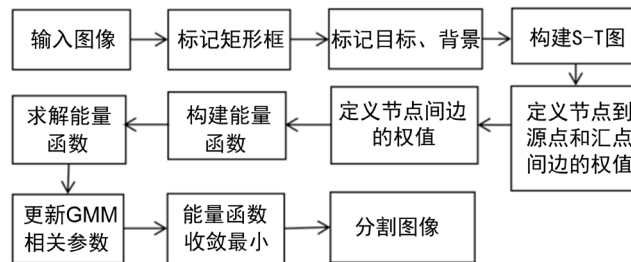


Figure 2. GrabCut algorithm diagram
图 2. GrabCut 算法示意图

GrabCut 算法的实现步骤为:

- Step1: 输入图像, 用户交互矩形框标记目标及背景区域。
- Step2: 分别对目标及背景区域构建高斯函数混合模型, 即构建 S-T 图。
- Step3: 定义节点到源点和汇点间边的权值及节点间边的权值。
- Step4: 构建能量函数及求解能量函数。
- Step5: 重复 Step4, 更新 GMM 参数至收敛能量函数最小化, 即分割目标图像。

3. 改进的引导滤波器

3.1. 引导滤波器

引导滤波是一种图像滤波技术, 通过一张引导图 G , 结合目标输入图像 P 进行滤波处理, 输出图像与输入图像 P 大致相似, 但纹理不同, 纹理部分与引导图 G 相似。引导图可以是单独的图像或输入图像 P , 选取的引导图不同则输出图像存在差别。当引导图 G 是输入图像 P 时, 该引导滤波器的输出效果与双边滤波器的输出效果类似, 此时引导滤波即保持边缘特征, 不同于双边滤波的是引导滤波保持了双边滤波的优势, 既有效保持边缘, 非迭代计算, 又克服了双边滤波的缺点, 即设计一种时间复杂度为 $O(1)$ 的快速滤波器, 而且在主要边缘附近没有梯度的变形。引导滤波可以很容易设计一个与滤波半径无关的优化算法。其中串口半径为平滑半径, 参数 ϵ 为平滑项参数, 其值越大平滑的越明显。

引导滤波算法原理:

$$q_i = a_k I_i + b_k, \forall i \in \omega_k \quad (6)$$

其中, i 、 k 是像素索引, a 、 b 是当窗口中心位于 k 时该线性函数的系数, I 是输入像素的值, 即 q 是进行计算后输出像素的值。如上面所述即当 $I = P$ 时, 引导图像为输入图像, 引导滤波保持边缘特征。对公式(1)中两边取梯度可得:

$$\nabla q = a \nabla I \quad (7)$$

当输入图像 I 有梯度时, 输出图像 q 也有类似的梯度:

$$q_i = p_i - n_i \quad (8)$$

q 为 p 去除噪声或纹理之后的图像, n_i 表示噪声。

$$E(a_k, b_k) = \sum_{i \in \omega_k} \left((a_k I_i + b_k - p_i)^2 + \varepsilon a_k^2 \right) \quad (9)$$

a_k 、 b_k 为常数项系数, ε 为正则化参数, 避免 a_k 过大, k 为中心位置, ω_k 是所有包含像素的窗口。正则化参数的变化影响滤波效果。当 ε 为 0, 即上述公式中最小解 a 为 1, b 为 0, 此时输出图像与原图像一样, 不做滤波操作; 当 $\varepsilon > 0$, 在像素强度变化小的区域, a 趋近于 0, b 趋近于 \bar{p}_k ; 相反在像素强度变化大的区域, a 近似为 1, b 近似为 0, 此时滤波效果较弱, 有利于保持边缘特征, 即随着 ε 的增大, 滤波效果越明显。

$$a_k = \frac{\frac{1}{|\omega|} \sum_{i \in \omega_k} I_i p_i - \mu_k \bar{p}_k}{\sigma_k^2 + \varepsilon} \quad (10)$$

$$b_k = \bar{p}_k - a_k \mu_k \quad (11)$$

μ_k 是图像 I 在窗口 ω_k 中的平均值, $|\omega|$ 是窗口 ω_k 中的像素的数量。 \bar{p}_k 是待滤波图像 p 在窗口 ω_k 中的均值, σ_k^2 是 I 在窗口 ω_k 中的方差。

$$q_i = \frac{1}{|\omega|} \sum_{k: i \in \omega_k} (a_k I_i + b_k) = \bar{a}_i I_i + \bar{b}_i \quad (12)$$

由公式(7)建立每个像素点从 I 到 q 的映射。图 3 是引导滤波示意图。

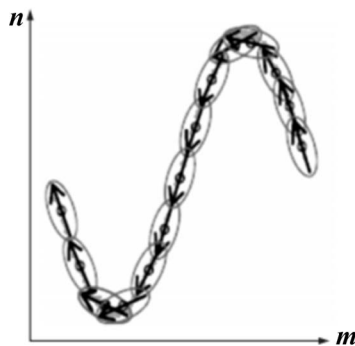


Figure 3. Guided filtering diagram
图 3. 引导滤波示意图

3.2. 改进的引导滤波

通过实验对比, 改进后的引导滤波在锐化边缘效果上更好。改进后的算法步骤如下:

利用 GrabCut 算法对图像进行分割, 先进行用户交互矩形框标记目标、背景区域, 用高斯混合模型分别对目标和背景进行建模, 通过迭代方式计算得到初始分割结果; 然后对分割结果进行二值化处理, 二值化后的分割图像作为引导滤波的引导图像掩膜, 最后通过引导滤波器结合原图像和引导图像优化 GrabCut 算法分割后的边缘凹陷突刺结果。

4. 结合引导滤波的 GrabCut 前景分割

图 4 是结合引导滤波和 GrabCut 算法的流程图:

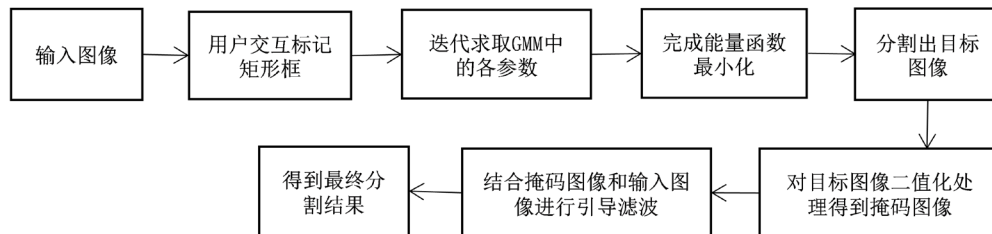


Figure 4. Combining guided filtering and GrabCut flowchart

图 4. 结合引导滤波和 GrabCut 流程图

Step1: 用户交互标记目标及背景区域。首先输入具有目标容器的图像, 通过用户交互用矩形框标记出背景、目标区域, 即矩形框外的像素区域为背景区域, 矩形框内的区域为目标区域和部分需要剔除的背景区域。

Step2: GrabCut 算法对目标容器区域进行分割。对目标及背景像素区域分别建立高斯混合模型, 迭代更新求取高斯函数中的各参数, 迭代到能量函数收敛完成能量函数最小化即分割出目标容器图像。

Step3: 获得掩码图像, 即引导滤波的引导图。将 GrabCut 算法分割出的目标容器图像进行二值化处理, 二值化处理后的目标容器图像作为引导滤波器中的引导图。

Step4: 通过引导滤波算法优化分割结果。将二值化后的分割图像作为引导图结合原图像作为引导滤波器的输入, 通过引导滤波器得到优化后的目标容器图像分割结果, 优化后的目标容器图像效果更好。

5. 实验与分析

如图 6(a)为具有前景瓷杯容器的图像, 其 RGB 直方图如图 5 所示, 需要通过用户交互对图像 a 中的目标容器用矩形框进行标记, 如图 6(b)所示, 用蓝色矩形框标记出目标容器区域, 即矩形框外的像素区域为背景区域, 矩形框标记的区域如图 6(c)所示, 图像 c 中的像素区域存在目标容器, 同时也存在需要剔除的背景区域。通过 GrabCut 算法过程中对目标和背景像素区域分别建立高斯混合模型, 迭代更新其能量函数最小化即分割出目标容器图像, 如图 6(d)所示。

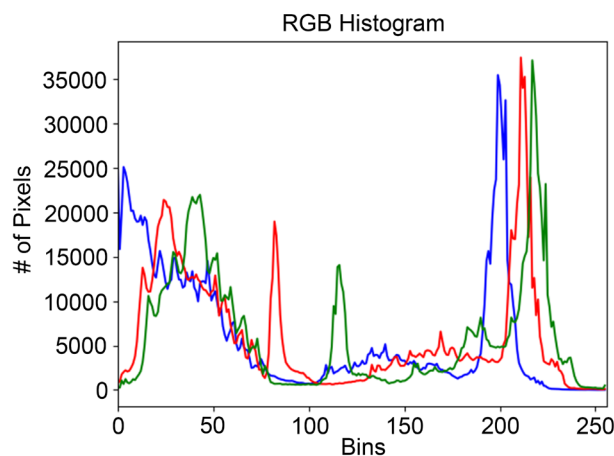


Figure 5. RGB histogram

图 5. RGB 直方图

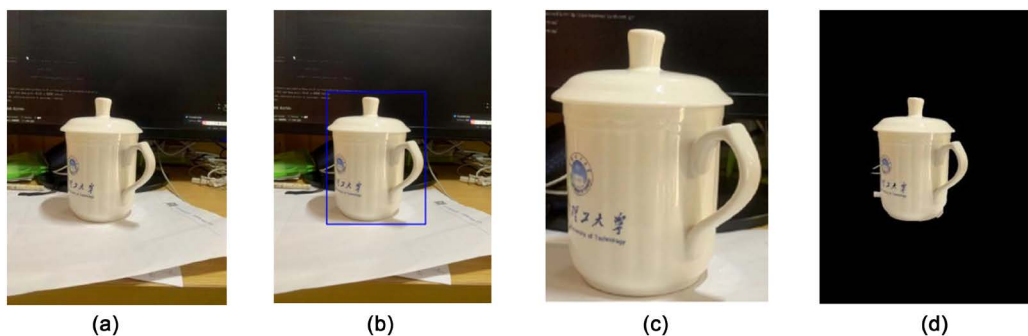


Figure 6. Interactive segmentation process

图 6. 交互分割过程

通过 GrabCut 算法分割出的目标容器图像边缘存在凹陷、突刺问题, 结合改进的引导滤波算法, 将 GrabCut 算法预分割出的目标容器图像二值化, 将二值化图像作为引导滤波算法的引导图像, 结合原图像一起通过引导滤波器优化得到分割结果。图 7 为 GrabCut 算法结合不同的去噪算法实验结果。

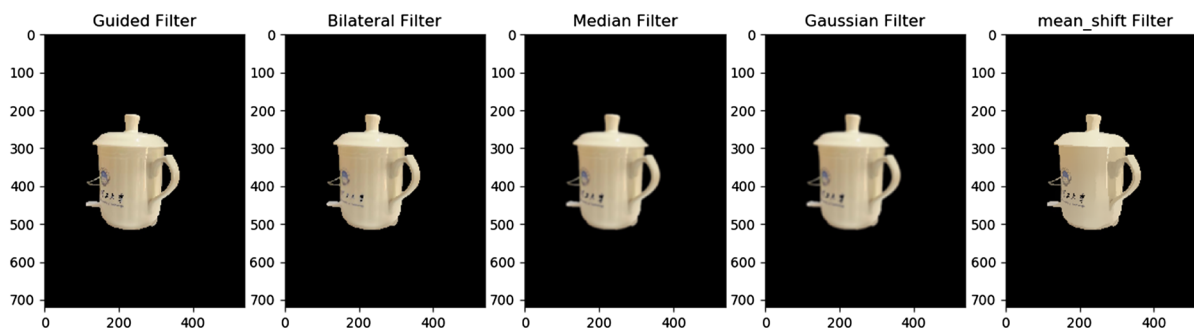


Figure 7. Combined with the experimental results of different filtering algorithms

图 7. 结合不同去噪算法实验结果

为了证明所提算法的有效性, 将 GrabCut 算法分别于本文算法、双边滤波算法、中值滤波算法、高斯滤波算法和均值偏移滤波算法结合的实验效果进行比较, 比较结果如表 1 所示。以上几种方法在 Intel(R)Core(TM)i5-3210M CPU@2.5 Hz 处理器、4G 内存、Windows7 64 位操作系统和 Pycharm2017 的环境中运行。

Table 1. Comparison of GrabCut with different noise reduction algorithms

表 1. GrabCut 结合不同的降噪算法比较

算法	PSNR	MSE	SSIM	平均时间/s
本文算法	25.4189	230.73044	0.9999997	0.0179
双边滤波	25.2267	240.247767	0.9999992	0.013005
中值滤波	24.4800	273.878701	0.9998748	0.0139
高斯滤波	24.6612	264.429429	0.9998964	0.0259
均值偏移滤波	25.3251	190.794717	0.9999872	0.373974

从表 1 中结合不同降噪算法比较结果可以看出: 本文算法取得了最高的 PSNR 指标、均值偏移滤波算法次高。本文算法取得了最高的 SSIM 指标且平均时间较快, 均值偏移滤波算法的 SSIM 指标稍小, 其

平均时间最慢。其他对比算法的 PSNR、SSIM 均小于本文算法, 平均时间相近, 本文算法在解决 GrabCut 算法目标分割后边缘凹陷、突刺问题上具有最优的特性, 效果较其他方法效果更好。

6. 结语

本文所提出的方法非常简单, 基于 GrabCut 算法进行用户交互后得到的目标容器分割结果存在的边缘凹陷、突刺问题, 结合引导滤波算法进行去噪、边缘细化, 对比其他几种方法, 其在 PSNR、SSIM 指标上均具有最优的特性, 对于前景目标容器与单一背景区别相对明显的图片有着高效的处理速度和良好的处理效果, 能够有效解决传统 GrabCut 算法用户交互后分割前景目标容器造成的边缘凹陷、突刺问题。但是对于前景目标和背景像素区域区分不大的图片, 还需要优化 GrabCut 算法, 影响后续操作准确性, 本文算法及其他的对比算法 PSNR 指标都偏低, 这也是未来需要改进的地方。

基金项目

广东省重点领域研发计划项目(2019B010150002)。

参考文献

- [1] Boykov, Y.Y. and Jolly, M.-P. (2001) Interactive Graph Cuts for Optimal Boundary & Region Segmentation of Objects in N-D Images. *Proceedings Eighth IEEE International Conference on Computer Vision. ICCV 2001*, Vancouver, Canada, 7-14 July 2001, 105-112. <https://doi.org/10.1109/ICCV.2001.937505>
- [2] Rother, C. (2004) GrabCut: Interactive Foreground Extraction Using Iterated Graph Cuts. *Proceedings of SIGGRAPH'04*, 23. <https://doi.org/10.1145/1186562.1015720>
- [3] Chen, D., Chen, B., Mamic, G., Fookes, C. and Sridharan, S. (2008) Improved GrabCut Segmentation via GMM Optimization. 2008 *Digital Image Computing: Techniques and Applications*, Canberra, 1-3 December 2008, 39-45. <https://doi.org/10.1109/DICTA.2008.68>
- [4] Tan, W.-N., Sunday, T. and Tan, Y.-F. (2013) Enhanced "GrabCut" Tool with Blob Analysis in Segmentation of Blooming Flower Images. 2013 *10th International Conference on Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology*, Krabi, Thailand, 15-17 May 2013, 1-4. <https://doi.org/10.1109/ECTICon.2013.6559597>
- [5] Sangüesa, A.A., Jørgensen, N.K., Larsen, C.A., Nasrollahi, K. and Moeslund, T.B. (2017) Initiating GrabCut by Color Difference for Automatic Foreground Extraction of Passport Imagery. 2016 *6th International Conference on Image Processing Theory, Tools and Applications*, Oulu, Finland, 12-15 December 2016. <https://doi.org/10.1109/IPTA.2016.7820964>
- [6] 王凯, 曹晓杰. 结合颜色空间变换与 GrabCut 的超声相控阵图像分割[J]. *智能计算机与应用*, 2019, 9(4): 170-172+176.
- [7] Li, H. and Chen, G. (2004) Segment-Based Stereo Matching Using Graph Cuts.
- [8] Deng, S., Han, S.-D. and Liu, Y.-J. (2016) Image Segmentation Based on Deformed Multiresolution Graph Cuts. *Proceedings of Eighth International Conference on Digital Image Processing. International Society for Optics and Photonics*, **10033**, Article ID: 1003319. <https://doi.org/10.1117/12.2244006>
- [9] 周良芬, 何建农. 基于 GrabCut 改进的图像分割算法[J]. *计算机应用*, 2013, 33(1): 49-52.
- [10] Guo, C., Li, Z., Qiao, X., Li, C. and Yue, J. (2015) Image Segmentation of Underwater Sea Cucumber Using GrabCut with Saliency Map. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, **46**, 147-152.
- [11] Hua, S. and Shi, P. (2014) GrabCut Color Image Segmentation Based on Region of Interest. 2014 *7th International Congress on Image and Signal Processing*, Dalian, 14-16 October 2014, 392-396. <https://doi.org/10.1109/CISP.2014.7003812>
- [12] Jaisakthi, S.M., Mirunalini, P. and Aravindan, C. (2018) Automated Skin Lesion Segmentation of Dermoscopic Images using GrabCut and K-Means Algorithms. *IET Computer Vision*, **12**, 1088-1095. <https://doi.org/10.1049/iet-cvi.2018.5289>