

# 基于融合显著图与 GrabCut 算法的水下海参图像分割\*

郭传鑫<sup>1</sup> 李振波<sup>1,2</sup> 乔曦<sup>1</sup> 李晨<sup>1</sup> 岳峻<sup>3</sup>

(1. 中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083; 2. 农业部农业信息获取技术重点实验室, 北京 100083;

3. 鲁东大学信息与电气工程学院, 烟台 264025)

**摘要:** 为实现海参捕捞和海参疾病诊断的自动化, 应先解决真实养殖环境下海参的图像目标分割问题。为此提出一种融合显著图模型和 GrabCut 算法的水下海参图像分割方法。该方法改进了传统的 GrabCut 算法, 通过对单尺度 Retinex 算法分析, 对水下图像进行增强, 结合基于区域对比度的显著性区域检测方法和直方图均衡的方法, 得到海参区域图像的部分前景和可能的背景, 并以此初始化 GrabCut 算法的掩膜, 最后进行 GrabCut 算法迭代, 得到图像目标分割结果。通过与 Otsu 法、分水岭法、传统 GrabCut 算法对比分析表明: 所提方法能够准确分割出图像中海参目标, 并能克服背景噪声, 保留目标图像细节, 算法正确分割率达到 90.13%, 满足海参图像目标分割的需要。

**关键词:** 海参 图像分割 GrabCut 显著图 Retinex

**中图分类号:** TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2015)S0-0147-06

## Image Segmentation of Underwater Sea Cucumber Using GrabCut with Saliency Map

Guo Chuanxin<sup>1</sup> Li Zhenbo<sup>1,2</sup> Qiao Xi<sup>1</sup> Li Chen<sup>1</sup> Yue Jun<sup>3</sup>

(1. College of Information and Electrical Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China

2. Key Laboratory of Agricultural Information Acquisition Technology, Ministry of Agriculture, Beijing 100083, China

3. College of Information and Electrical Engineering, Ludong University, Yantai 264025, China)

**Abstract:** In order to realize the automatic harvesting of sea cucumber and diagnose the disease of sea cucumber, first, the problem of the image segmentation of sea cucumber under real aquaculture environment should be solved. In this paper, a new method of image segmentation of sea cucumber using GrabCut with saliency map was proposed. This method improved the traditional GrabCut algorithm, enhanced underwater images through the single scale Retinex algorithm. Based on global contrast based salient region detection method and histogram equalization, part of foreground and possible background of regional image of sea cucumber could be obtained, the mask of GrabCut algorithm can be initialized using this information. At last, GrabCut algorithm ran iterated to get the result of image segmentation. Experiment results proved that the proposed method can segment the sea cucumber images more accurately than the Otsu method, the watershed method and the traditional GrabCut algorithm, and overcome the background noise and preserve the details of the target image. The accuracy of the algorithm was 90.13%.

**Key words:** Sea cucumber Image segmentation GrabCut Saliency map Retinex

### 引言

海参生长在海底, 而海底存在许多礁石, 无法像

捕鱼一样用网捞, 目前的捕捞方式主要靠人工<sup>[1]</sup>。海参的捕捞非常复杂, 作业人员要带上氧气罩, 潜到海底去捕捞, 长久在海下捕捞, 对人的身体十分有

害。这对海参养殖捕捞造成很大的困难,同时影响养殖户的利益<sup>[2]</sup>。为了提高捕捞的效率,实现海参捕捞和疾病诊断的自动化,迫切需要解决真实水环境下的海参图像目标检测和分割难题。

目前计算机技术在水产养殖上的应用逐渐增多,但是真实环境下的海参检测和分割方法尚属空白。图像分割的方法有很多,常用的方法有阈值分割<sup>[3-4]</sup>、边缘分割<sup>[5-6]</sup>、聚类分析<sup>[7-9]</sup>、模糊集分割<sup>[4]</sup>和显著性分割<sup>[10]</sup>等。Kumar等<sup>[11]</sup>使用CLAHE增强算法和阈值分割进行了水下图像分割。Zhao等<sup>[12]</sup>结合双频段增强方法及边缘分割的方法进行了水下图像分割,能够很好克服图像噪声,消除假边缘。Panda等<sup>[13]</sup>提出使用扩展马尔可夫随机场模型进行水下物体的图像分割。但是由于海参养殖的水下环境复杂,包括水草、贝壳和纤维袋等干扰物体,拍摄照片质量不高,且海参作为一类非刚性的目标,其身体轮廓和形状是变化的,海参不规则的肉刺也干扰上述算法,故上述方法都不适用于海参目标的图像分割。

本文以真实养殖环境下的海参图像为研究对象,提出一种融合显著图与GrabCut算法的水下海参图像分割方法。先使用Retinex算法实现海参水下图像的增强,然后融合基于区域对比度的显著性区域检测算法和GrabCut算法对目标进行半自动图像分割,以避免复杂环境背景带来的影响,解决传统GrabCut算法对局部噪声敏感而导致提取边缘效果不好的缺陷,从而为后续海参捕捞和疾病诊断的自动化提供技术基础。

## 1 融合显著图的GrabCut分割算法

### 1.1 水下图像采集及预处理

#### 1.1.1 图像采集

本文实验所使用的水下海参图像是2014年5月于威海长青海洋科技股份有限公司海参养殖场采集的。采集所用相机为配备防水壳的Canon PowerShot G12相机,图像分辨率为3 648像素×2 432像素,在含有水草、纤维袋、沙地等背景下共采集海参图片50幅及多个海参视频,共有18 000多帧图像。

#### 1.1.2 单尺度Retinex水下图像预处理

由于水下环境中悬浮物的存在和光的吸收、散射等作用,水下图像通常会有照度不均、对比度低、噪声明显、容易出现暗区和亮区等弱点;此外,由于水体本身的条件限制,水下的光线通常会发生严重的色彩偏移,通常会偏向绿色或蓝色,获得的水下图像的颜色也会因此发生变化,不利于进一步分析。Retinex理论解释了人眼视觉系统具有颜色恒常性,解释了人眼视觉系统如何感知亮度和色度来获取场

景图像的原理。Retinex理论中图像模型分别由两部分构成,分别为照射光和反射物体,最终形成图像可以表示为

$$S(x, y) = L(x, y)R(x, y) \quad (1)$$

即一副图像 $S$ 的任何一个像素点可以表示为环境亮度 $L$ 和景物反射 $R$ 的对应点的乘积。环境亮度 $L$ 描述周围环境的亮度,与景物的性质无关;而景物反射 $R$ 反映了景物的反射能力,与照度无关。

本文使用单尺度的Retinex算法进行水下图像预处理,结果如图1。

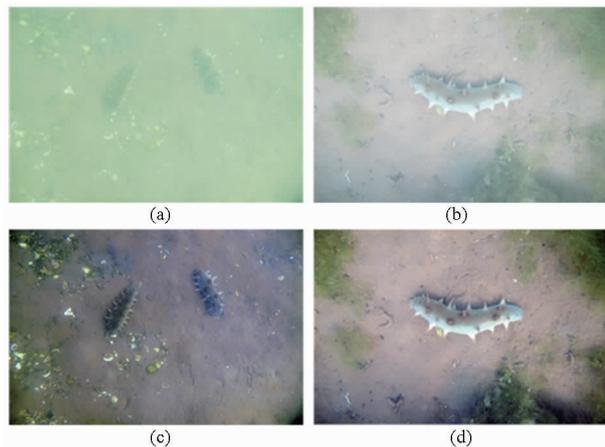


图1 水下图像单尺度Retinex预处理结果  
Fig. 1 Results of underwater image enhancement by single scaled Retinex  
(a) 原图1 (b) 原图2  
(c) 原图1 预处理结果 (d) 原图2 预处理结果

Jobson等<sup>[14]</sup>证明了公式(1)中的 $L$ 可以由 $S$ 和高斯函数很好地估计出来,单尺度Retinex算法首先对图像进行高斯滤波,得到滤波后的图像

$$L(x, y) = S(x, y) * G(x, y) \quad (2)$$

高斯模板 $G$ 表示为

$$G(x, y) = \lambda \exp(-(x^2 + y^2)/\sigma^2) \quad (3)$$

其中 $\sigma$ 是尺度参数,越大越锐化, $\lambda$ 为归一化常数,使得

$$\iint G(x, y) dx dy = 1 \quad (4)$$

接着根据公式

$$\ln R(x, y) = \ln S(x, y) - \ln L(x, y) \quad (5)$$

将图像和滤波图像都转到以 $e$ 为底的对数域,相减得到 $R$ 的对数。最后进行指数运算,恢复得到增强的图像 $R$ 。

## 1.2 GrabCut算法

### 1.2.1 颜色数据模型

GrabCut分割算法是在Graph cuts的基础上改进而成<sup>[15]</sup>。它采用RGB颜色空间,分别用一个 $K$ 维的全协方差高斯混合模型(Gaussian mixture model,

GMM) 建立彩色图像数据模型。为了方便处理 GMM, 引入向量  $\mathbf{k} = (k_1, \dots, k_n, \dots, k_N)$  作为每个像素的独立 GMM 参数, 且  $k_n \in \{1, 2, \dots, K\}$ , 根据相应像素点上的不透明度  $\alpha_n$  的值为 0 或 1 决定此分量是前景或背景。GrabCut 算法的 Gibbs 能量函数为

$$E(\underline{\alpha}, \mathbf{k}, \underline{\theta}, \mathbf{z}) = U(\underline{\alpha}, \mathbf{k}, \underline{\theta}, \mathbf{z}) + V(\underline{\alpha}, \mathbf{z}) \quad (6)$$

式中  $\alpha$  为不透明度,  $\alpha \in [0, 1]$ , 0 为背景, 1 为前景目标;  $\theta$  为图像前景与背景的灰度直方图,  $\theta = \{h(\mathbf{z}, \alpha), \alpha = 0, 1\}$ ;  $\mathbf{z}$  为图像灰度数组,  $\mathbf{z} = (z_1, \dots, z_n, \dots, z_N)$ 。式(6)主要受 GMM 变量  $\mathbf{k}$  影响。引入 GMM 彩色数据模型, 其数据项可定义为

$$U(\underline{\alpha}, \mathbf{k}, \underline{\theta}, \mathbf{z}) = \sum_n D(\alpha_n, k_n, \underline{\theta}, z_n) \quad (7)$$

式中

$$D(\alpha_n, k_n, \underline{\theta}, z_n) = -\ln p(z_n | \alpha_n, k_n, \underline{\theta}) - \ln \pi(\alpha_n, k_n)$$

且  $p(\cdot)$  是 Gauss 概率分布,  $\pi(\cdot)$  是混合权重系数, 所以有

$$D(\alpha_n, k_n, \underline{\theta}, z_n) = -\ln \pi(\alpha_n, k_n) + \frac{1}{2} \ln \det(\boldsymbol{\Sigma}(\alpha_n, k_n)) + \frac{1}{2} [z_n - \boldsymbol{\mu}(\alpha_n, k_n)]^T \cdot \boldsymbol{\Sigma}(\alpha_n, k_n)^{-1} [z_n - \boldsymbol{\mu}(\alpha_n, k_n)] \quad (8)$$

式中  $\boldsymbol{\Sigma}(\alpha, \mathbf{k})$  为  $3 \times 3$  的协方差矩阵,  $\det$  为求行列式符号。因此, 此模型参数为

$$\underline{\theta} = \{ \pi(\alpha, \mathbf{k}), \boldsymbol{\mu}(\alpha, \mathbf{k}), \boldsymbol{\Sigma}(\alpha, \mathbf{k}) \} \quad (9)$$

彩色图像平滑项为

$$V(\underline{\alpha}, \mathbf{z}) = \gamma \sum_{(m,n) \in C} [\alpha_n \neq \alpha_m] \exp(-\beta \|z_m - z_n\|^2) \quad (10)$$

### 1.2.2 算法流程

GrabCut 算法主要流程如下:

#### (1) 初始化

(a) 用户通过设定背景  $T_B$  来初始化三元图  $T$ 。前景设置为空,  $T_F = \emptyset$ ;  $T_U$  取背景的补集  $T_U = \bar{T}_B$ 。

(b) 对于  $n \in T_B$  有  $\alpha_n = 0$ ; 对于  $n \in T_U$  有  $\alpha_n = 1$ 。

(c) 分别用  $\alpha_n = 0$  和  $\alpha_n = 1$  两个集合来初始化前景和背景的 GMM 模型。

#### (2) 迭代最小化

(a) 求得  $T_U$  中的每个像素  $n$  所对应的 GMM 模型参数

$$k_n := \arg \min_{k_n} D_n(\alpha_n, k_n, \theta, z_n)$$

(b) 从数据  $\mathbf{z}$  中学习 GMM 参数

$$\underline{\theta} := \arg \min_{\underline{\theta}} U(\underline{\alpha}, \mathbf{k}, \underline{\theta}, \mathbf{z})$$

(c) 使用最小割算法求解得到分割结果

$$\min_{\{\alpha_n; n \in T_U\}} \min_k E(\underline{\alpha}, \mathbf{k}, \underline{\theta}, \mathbf{z})$$

(d) 从(a)开始重复执行, 直到迭代过程收敛。

(e) 应用边界优化。

#### (3) 用户交互编辑

(a) 编辑: 指定一些像素  $\alpha_n = 0$  (背景) 或  $\alpha_n = 1$  (前景), 更新三元图  $T$ 。

(b) 优化: 执行整个迭代最小化算法。

### 1.3 基于区域对比度的显著性区域检测

本文采用文献[16]提出的基于区域对比度(RC)的显著性区域检测方法产生的显著图结果, 经过处理, 作为 GrabCut 分割算法的初始掩码图像。在 RC 方法中, 首先将图像分成若干区域, 然后计算区域及颜色对比度, 再用每个区域和其他区域对比度加权和为此区域定义显著性值。权值由区域空间距离决定, 距离越远权值越小。

用稀疏直方图比较来计算区域对比度。首先用基于图的图像分割方法将图像分割为若干区域。然后为每个区域建立颜色直方图。对每个区域  $r_k$ , 通过测量与图像其他区域颜色对比度计算它的显著性值。更进一步, 加入空间权值, 将空间信息加入, 增加区域的空间影响效果。距离越近则影响越大。对任意区域  $r_k$ , 基于空间加权区域对比度的显著性定义为

$$S(r_k) = \sum_{r_i \neq r_k} \exp(-D_r(r_k, r_i) / \sigma_s^2) w(r_i) D_r(r_k, r_i) \quad (11)$$

其中  $\sigma_s^2$  控制空间的权值强度, 此处  $\sigma_s^2 = 0.4$ , 像素坐标归一化到  $[0, 1]$  区间;  $w(r_i)$  为区域  $r_i$  的权值,  $D_r(\cdot, \cdot)$  为两个区域的颜色距离。用  $r_i$  的像素数  $w(r_i)$  来强调区域的颜色对比度。两个区域  $r_1$  和  $r_2$  的颜色距离为

$$D_r(r_1, r_2) = \sum_{i=1}^{n_1} \sum_{j=1}^{n_2} f(c_1, i) f(c_2, j) D(c_1, i, c_2, j) \quad (12)$$

其中  $f(c_k, i)$  为第  $i$  个颜色  $c_{k,i}$  在第  $k$  个区域  $r_k$  的所有  $n_k$  种颜色中出现的概率,  $k = \{1, 2\}$ 。使用区域概率密度函数中颜色出现概率作为权值, 强调主要颜色之间的区别。

因为每个区域只包含图像直方图中很少数目的颜色, 所以每个区域存储和计算常规矩阵形式的直方图效率很低, 用稀疏直方图可以使得存储和计算过程更加高效。

### 1.4 算法流程

水下海参图像分割算法流程图如图 2 所示。

算法的具体流程如下:

(1) 首先根据公式(1)~(5)对输入的海参图像  $S$  进行单尺度 Retinex 算法水下图像增强, 得到增强后的图像  $R$ 。

(2) 根据基于区域对比度的显著性区域检测方法对图像  $R$  进行显著性检测, 得到显著图  $S_a$ 。

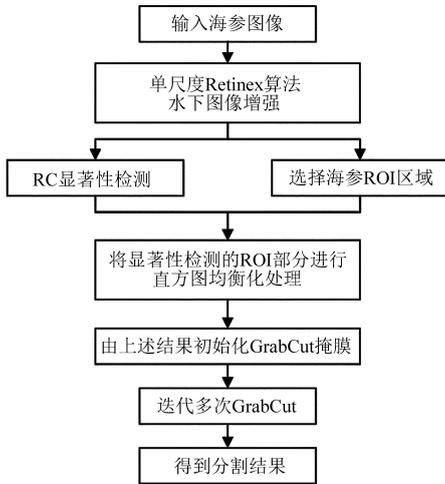


图2 水下海参图像分割算法流程图

Fig.2 Sea cucumber image segmentation algorithm flow chart

(3) 用户找到海参在原图的位置,选择海参的ROI区域,ROI区域外为背景,ROI区域内包含前景目标。

(4) 由步骤(2)得到的显著图  $S_a$  和步骤(3)得到的海参位置信息,得到海参区域的显著图  $S_a_{ROI}$ ,对图  $S_a_{ROI}$  进行直方图均衡化处理, $S_a_{ROI}$  图中值为255的像素可以确定为前景,值为0的像素则可能是背景,以此根据设置 GrabCut 算法的掩膜。

(5) 多次迭代 GrabCut,最后得到分割结果。

## 2 实验结果及分析

### 2.1 实验设备

在进行实验时,为了保证本文算法的分割效果和效率,将采集到的海参图像缩小为 912 像素 × 608 像素。实验所用计算机配置为: Intel(R) Core(TM) i5 - 2300 CPU@2.80GHz,4GB 内存,32 位 Windows 7 操作系统。

### 2.2 实验结果分析

图3为本文算法产生的分割结果,其中图3a为图像经过单尺度 Retinex 增强后的图像,图3b是根据用户选取的海参区域提取出来的显著图,将显著图的海参区域经过直方图均衡化,结果如图3c,根据图3c图像的像素的值初始化 GrabCut 算法的掩膜,最后进行 GrabCut 分割,得到如图3d的海参的分割结果。从图中看出,本文算法对噪声、光照不均匀、水质色彩偏移等水质因素具有较强的抗干扰能力,可以完整地分割出大部分海参的图像,并能够保留海参肉刺的细节,分割效果理想。

将本文算法与 Otsu 法、分水岭分割法、传统的 GrabCut 法进行了比较,图4为4种算法经过预处理后图像的分割效果图。从图中可以看出,Otsu 法不适合真实复杂的环境下对海参的分割。而由于图像

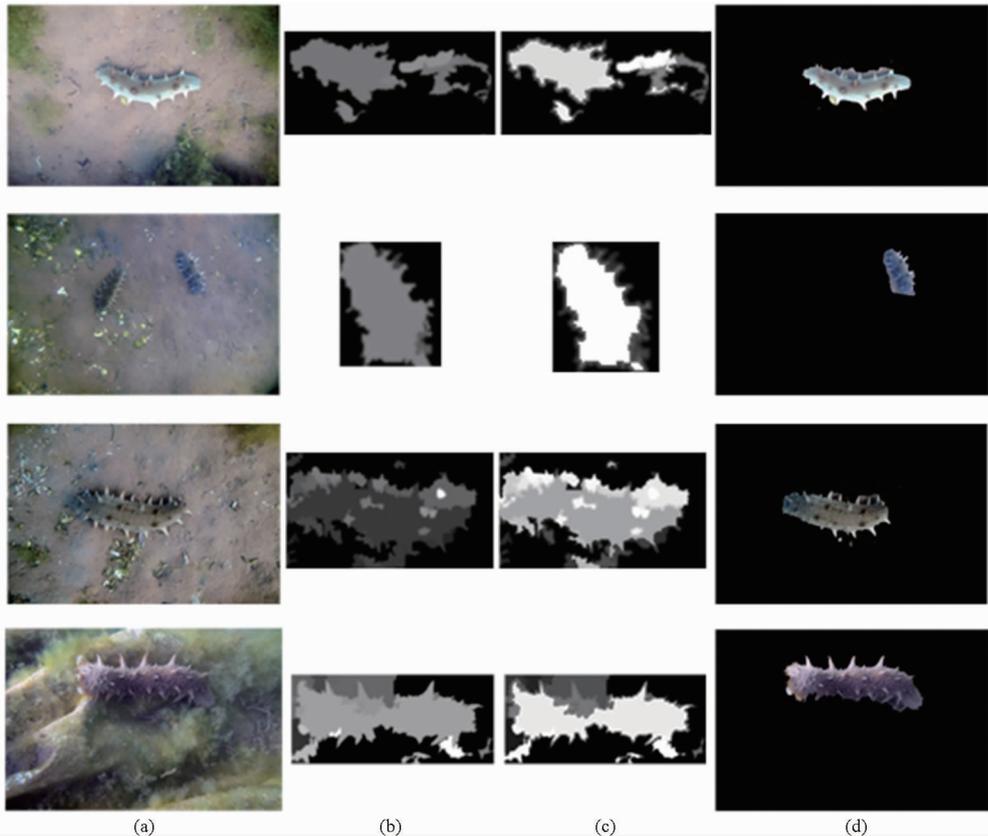


图3 本文算法分割效果图

Fig.3 Results of the proposed method

(a) 单尺度 Retinex 预处理 (b) 海参区域的显著图 (c) 直方图均衡化 (d) 分割结果

中的噪声以及海参表面凸起及纹理存在干扰算法的因素,分水岭算法产生了过分割的现象,这导致海参图像部分前景被误分割到背景中,一些海参的肉刺的细节都被忽略掉了。传统的 GrabCut 方法对局部噪声敏感,由于某些海参图像拍摄的海参表面凸起

呈白色,造成了许多局部噪声,所以导致传统的 GrabCut 方法分割失败。而本文算法结合了显著图,为 GrabCut 方法提供了更多的掩膜信息,所以避免了传统 GrabCut 方法的缺点。

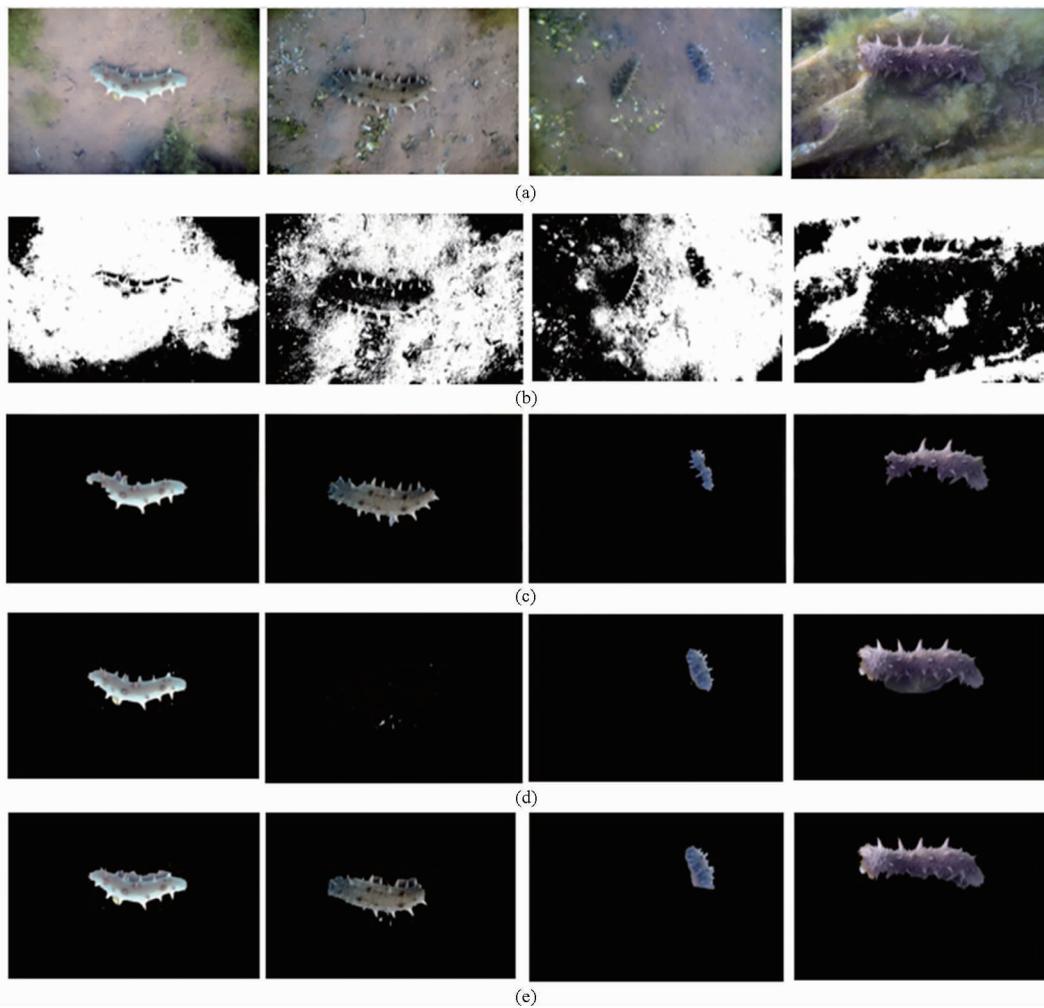


图4 分割算法效果对比图

Fig. 4 Comparison results of segmentation algorithms

(a) Retinex 预处理后的图像 (b) Otsu 法 (c) 分水岭法 (d) GrabCut 算法 (e) 本文算法

将水下拍摄的含有海参的图像 50 幅分别使用这 4 种方法进行分割,传统 GrabCut 算法和本文算法都迭代 3 次,统计出这 4 种算法的正确分割率和平均运行时间,如表 1 所示。从表中看出本文算法对海参图像分割成功率高达 90.13%,远高于传统 GrabCut 算法、分水岭算法以及 Otsu 算法,经过 3 次迭代后本文算法耗时大于其他 3 种方法,但本文算

法保留了海参图像的细节。

### 3 结束语

为了解决真实水环境下的海参图像目标分割难题,提出了一种基于融合显著图与 GrabCut 算法的水下海参图像分割方法,以真实养殖环境下的海参图像为研究对象,研究了单尺度 Retinex 算法水下图像增强,结合基于区域对比度的显著性区域检测方法和直方图均衡化方法对传统 GrabCut 算法进行了改进。通过与 Otsu 算法、分水岭算法、传统 GrabCut 算法进行对比分析表明,本文方法能够准确地分割出海参图像,并能克服背景噪声,保留目标图像细节,算法正确分割率达到了 90.13%,满足海参图像分割的需要。

表 1 4 种算法的正确分割率与平均运行时间

Tab.1 Segmentation accuracy and average running time of four algorithms

指标	Otsu 算法	分水岭 算法	传统 GrabCut 算法	本文 算法
正确分割率/%	2.01	75.53	71.01	90.13
平均运行时间/ms	1.85	62.13	17 980.35	18 562.77

## 参 考 文 献

- 1 李志超. 海参质量评定方法与加工工艺对品质的影响研究[D]. 大连:大连海洋大学, 2014.  
Li Zhichao. Studies on quality assessment methods and processing parameters optimization for sea cucumber [D]. Dalian: Dalian Ocean University, 2014. (in Chinese)
- 2 张春云,王印庚,荣小军,等. 国内外海参自然资源,养殖状况及存在问题 [J]. 海洋水产研究, 2004, 25(3): 89-97.  
Zhang Chunyun, Wang Yingeng, Rong Xiaojun, et al. Natural resources, culture and problems of sea cucumber worldwide [J]. Marine Fisheries Research, 2004, 25(3): 89-97. (in Chinese)
- 3 Wang M, Lin J S, Fu Z X, et al. An adaptive threshold segmentation algorithm for gesture segmentation [J]. Applied Mechanics and Materials, 2014, 513-517: 457-460.
- 4 Wang Y. A new image threshold segmentation based on fuzzy entropy and improved intelligent optimization algorithm [J]. Journal of Multimedia, 2014, 9(4): 499-505.
- 5 Xiang L, Xiaoqing W. Motion segmentation based on edge detection [J]. Procedia Engineering, 2012, 29: 74-78.
- 6 Uemura T, Koutaki G, Uchimura K. Image segmentation based on edge detection using boundary code[J]. International Journal of Innovative Computing, Information and Control, 2011, 7(10): 6073-6083.
- 7 Świta R, Suszyński Z. Cluster segmentation of thermal image sequences using kd-tree structure [J]. International Journal of Thermophysics, 2014, 35(12): 2374-2387.
- 8 Dubey S R, Dixit P, Singh N, et al. Infected fruit part detection using K-means clustering segmentation technique [J]. IJIMAI, 2013, 2(2): 65-72.
- 9 Mofteh H M, Azar A T, Al-Shammari E T, et al. Adaptive K-means clustering algorithm for MR breast image segmentation [J]. Neural Computing and Applications, 2014, 24(7-8): 1917-1928.
- 10 Cheng M, Mitra N J, Huang X, et al. Salientshape: group saliency in image collections [J]. The Visual Computer, 2014, 30(4): 443-453.
- 11 Kumar Rai R, Gour P, Singh B. Underwater image segmentation using clahe enhancement and thresholding [J]. International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering, 2012, 2(1): 118-123.
- 12 Zhao K, Xu Y P, Peng F Y, et al. Underwater image segmentation combining dual-band enhancing and edge-grouping [C]// 2011 International Conference on: Frontiers of Manufacturing and Design Science II, 2011.
- 13 Panda S, Nanda P K. Segmentation of underwater video objects using extended Markov random field model [C]//2015 IEEE; Underwater Technology (UT), 2015: 1-6.
- 14 Jobson D J, Rahman Z, Woodell G. Properties and performance of a center/surround Retinex [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1997, 6(3): 451-462.
- 15 Rother C, Kolmogorov V, Blake A. Grabcut: interactive foreground extraction using iterated graph cuts [J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2004, 23(3): 309-314.
- 16 Cheng M, Mitra N J, Huang X, et al. Global contrast based salient region detection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(3): 569-582.