

基于多尺度平滑的前景提取

仝苗, 何坤, 朱志娟

(四川大学计算机学院, 成都 610065)

摘要: 传统的 Graph cuts 算法可以有效地提取卡通图像前景, 但是对自然场景图像效果差. 为了提高前景提取的效果, 本文提出了基于多尺度平滑的前景提取模型, 联合分割和多尺度特征, 从适当的尺度特征中提取前景. 运用 TV 保边平滑模型对图像进行平滑, 降低了图像区域的非均匀性, 保护了边缘, 提高了前景提取的效果. 实验结果表明, 基于多尺度平滑的前景提取算法降低了非均匀区域对前景提取的影响, 其评测分数高于传统的 Graph cuts 算法.

关键词: 前景提取; 多尺度平滑; 全变分保边平滑; Graph cuts

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 0490-6756(2020)02-0271-06

Foreground extraction based on multiscale smoothing

TONG Miao, HE Kun, ZHU Zhi-Juan

(College of Computer Science, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

Abstract: Traditional Graph cuts algorithm can effectively extract the foreground of cartoon images, but satisfactory results are not achieved for natural scene images. In order to improve the performance of foreground extraction, this paper proposes the foreground extraction model based on multiscale smoothing, which combines segmentation and multiscale feature to extract foreground from appropriate scale features. The total variation edge-preserved smoothing model is used to smooth the image, which preserves the edges and reduces the inhomogeneity of the image, finally, improves the performance of foreground extraction. Experimental results shown that the multiscale smoothing based foreground extraction model decreases the negative effect of inhomogeneous regions on foreground extraction, and the evaluation scores are higher than those of the traditional Graph cuts algorithm.

Keywords: Multiscale smoothing; Foreground extraction; Total variation edge-preserved smoothing; Graph cuts

1 引言

前景提取是指从一幅图像中将任意感兴趣的对象提取出来, 它在机器视觉^[1-2]的领域占据着十分重要的位置, 在生物学^[3-5]、遥感^[6-7]、气象^[8]等领域有着广泛的应用, 目前主要根据图像的颜色^[9], 边缘和区域^[10-12]等特征来提取前景, 这些方法对

于卡通图像的前景提取效果比较理想, 但由于自然场景图像的复杂性, 图像内容的理解随个人的认知而不同, 图像中的前景也因人而异, 前景提取效果并不理想, 仍需要进一步研究.

现有的前景提取方法常常结合用户交互和图像特征来提取感兴趣的前景. 魔术棒^[13]和智能剪^[14]是出现较早的前景提取的方法. 魔术棒是根

据像素的相似性计算一组在一定容差范围内偏离用户标记的种子点的像素,它只对颜色分布紧凑,前背景有显著差异的卡通图像有较好的提取结果,对于自然场景图像难以取得期望的效果.而智能剪允许用户通过鼠标移动跟踪目标的边界,从而找到最小路径,帮助用户快速获取前景轮廓,但是自然场景图像中的弱边缘会导致计算得到的前景轮廓出现偏差,前景提取效果较差.这两种方法都不能很好地利用图像中的边缘、区域等特征从自然场景图像中提取前景.

结合图像中的边缘和区域特征,Boykov 和 Jolly 提出了 Graph cuts 算法^[15],该算法的能量函数最优解可以通过最小割/最大流算法得到.该算法根据用户标记的种子点像素建立的描述前背景灰度特征的局部直方图进行前景提取,效果较好.但是存在的一个问题是局部直方图不能表示未标记的像素点的灰度特征,导致该算法对用户标记很敏感,如果选取像素点较少,前景提取的边界容易出现错误.另一个问题是,它对于图像中的非均匀区域敏感,当一幅图像的颜色分布较广时,前景提取效果差.

自然场景图像复杂,具有非均匀区域和弱边缘,导致以上方法对于自然场景图像的前景提取效果较差;另外,以上的方法都是根据图像的单一尺度的特征提取前景,忽略了不合适尺度的特征对前景提取产生的消极影响,因为前景提取的性能不仅仅依赖于前景提取的算法本身,而且也会根据图像不同尺度的特征变化而变化,恰当尺度的特征有助于提高前景提取的效果.为了提高前景提取的效果,降低前景提取对图像非均匀区域的敏感度,同时保护边缘,本文结合全变分(Total Variation,简称 TV)^[16-17]和 Graph cuts 算法,提出了基于多尺度平滑的前景提取模型,根据恰当的尺度特征来提取前景.实验表明,相对于传统的 Graph cuts 算法,本文算法在继承了 TV 保边平滑模型的保边性的同时,降低了非均匀区域对前景提取的影响,前景提取效果更好.

2 前景提取模型

人眼看物体时,物体的远近不同会导致人眼成像的差异,当物体较近时,人眼观察到的细节越多,当物体越来越远时,人眼观察到细节越来越少,但是物体的轮廓仍然可以辨别,当物体无限远时,细节和轮廓都消失,人眼无法辨别物体.从人类视觉

的这一特性得到启发,本文提出了基于多尺度平滑的前景提取模型.给定一个有 N 个像素的原始图像 $u_0: \Omega \rightarrow (0, 1)$,根据人工标记的初始种子点提取出图像的前景 T_F^0 ,图像中像素的变量数组 $x = (x_1, x_2, \dots, x_j, \dots, x_N)$ 表示分割结果,其中 $x_j = \{0, 1\}$,当 $x_j = 1$ 时,像素 j 属于前景,当 $x_j = 0$ 时,像素 j 属于背景.本文模型可以被表示为以下能量函数的最小化.

$$x^* = \operatorname{argmin}_{x, \omega, u} \{ \alpha D(u_0, u) + S(u, \omega, x) \} \quad (1)$$

其中, u 表示平滑图像; ω 表示前背景灰度特征的局部直方图; α 为图像多尺度平滑和前景提取之间的平衡参数; 第一项 $D(u_0, u)$ 为图像多尺度平滑部分,目的是得到一系列不同尺度的平滑图像; 第二项 $S(u, \omega, x)$ 为基于 Graph cuts 的前景提取部分,本文模型有利于从一系列平滑图像中选取恰当尺度特征提取前景.

2.1 图像多尺度平滑

前景提取的效果与图像的边缘和区域特征有关,而图像的边缘和区域特征根据平滑图像的尺度变化而变化.对于前背景有显著差异、边界明显且颜色分布紧凑的图像,我们可以很容易的提取出前景.但是在实际应用中,自然场景图像十分复杂性,包含非均匀区域和弱边缘,非均匀区域破坏了图像的区域特征一致性,产生伪边缘,从而影响图像前景提取的效果.为了降低图像非均匀区域对前景提取的影响的同时保护图像的边缘信息,我们通过 TV 保边平滑模型对一幅图像进行多次平滑,得到一系列不同尺度的平滑图像,它被表示为以下的最小化问题.

$$D(u_0, u) = \int_{\Omega} |\nabla u| \, dx dy + \frac{\lambda}{2} \int_{\Omega} (u - u_0)^2 \, dx dy \quad (2)$$

其中, 第一项 $\int_{\Omega} |\nabla u| \, dx dy$ 为平滑项,起到平滑图像的作用,平滑函数 $|\nabla u|$ 在切线方向的扩散速度为 ρ_T ,在法线方向的扩散速度为 ρ_N ,表示如下.

$$\rho_T = \frac{1}{|\nabla u|}, \rho_N = 0 \quad (3)$$

该平滑函数仅沿切线方向扩散,在法线方向扩散速度为 0,较好的保护了图像的边缘.

第二项 $\frac{\lambda}{2} \int_{\Omega} (u - u_0)^2 \, dx dy$ 为数据项,起到保留原始图像边缘信息的作用, λ 是拟合参数,即平滑和保边之间的权重.假设(2)式有最小解,那么它满足欧拉-拉格朗日方程^[18],表示如下.

$$\frac{D(u_0, u)}{\partial u} = \lambda(u - u_0) - \operatorname{div}\left(\frac{\nabla u}{|\nabla u|}\right) = 0 \quad (4)$$

使用固定点迭代算法和有限差分方法对式(4)进行离散计算. 其中, q 属于像素 q_0 的相邻像素集 Γ_0 , 平滑图像 $u^n(q_0)$ 可以通过以下的方式迭代得到如下式所示.

$$u^n(q_0) = \frac{\lambda u_0(q_0) + \sum_{q \in \Gamma_0} \bar{\omega}^n(q) u^{n-1}(q)}{\lambda + \sum_{q \in \Gamma_0} \bar{\omega}^n(q)} \quad (5)$$

其中,

$$\bar{\omega}^n(q) = |\nabla u^{n-1}(q)|^{-1} \quad (6)$$

通过定点迭代计算的方式可以得到一系列不同尺度的平滑图像 u^n , $n=0, 1, 2, \dots$. 由(5)式可知, 平滑图像 u^n 由两部分组成: 1) 平滑图像 u^n 依赖于 u_0 , 有利于保护图像的原始边缘; 2) 平滑图像 u^n 取决于 u^{n-1} , u^n 的颜色分布比 u^{n-1} 的更加紧凑, 有利于对图像进行前景提取.

2.2 前景提取

给定一个平滑图像 u , ω 为描述平滑图像 u 的前背景灰度特征的局部直方图, 通过比较图像像素集合 N 中的像素 i 的灰度值 u_i 和局部直方图 ω , 可以得到像素 i 属于前背景的概率. 图像像素 i 与前背景的相关性方程 $R_i(\cdot)$ 表示如下.

$$R_i(u_i, \omega, x_i) = -\ln \Pr(u_i | \omega) \quad (7)$$

其中,

$$\omega = \{\omega_F, \omega_B\} \quad (8)$$

其中, ω_F 表示前景的局部直方图; ω_B 表示背景的局部直方图. 在给定前背景的局部直方图的情况下, 图像的全部像素属于前背景的目标函数 $R(u, \omega, x)$ 为

$$R(u, \omega, x) = \sum_{i \in N} R_i(u_i, \omega, x_i) \quad (9)$$

前景提取的边界项 $B(u, x)$ 被定义为

$$B(u, x) = \sum_{i, j \in \Gamma} \frac{[x_i \neq x_j]}{\operatorname{dist}(i, j)} \cdot e^{-\left(\frac{u_i - u_j}{2\sigma}\right)^2} \quad (10)$$

其中, Γ 为相邻像素集, 表示像素 i 和 j 为相邻像素; σ 为标准差, 可以调整周围像素对中心像素的影响程度; $\operatorname{dist}(\cdot)$ 表示相邻像素之间的欧氏距离; $[\cdot]$ 为指标函数, 当 x_i 和 x_j 标记相同时忽略像素 i 和 j 之间的边缘. 两邻域像素差别越大, 边界项 $B(u, x)$ 的值越小.

结合图像的边缘和区域特征, 前景提取可以表示为以下的最小化问题.

$$S(u, \omega, x) = R(u, \omega, x) + B(u, x) \quad (11)$$

2.3 前景提取算法

该前景提取模型由多尺度平滑和前景提取两部分组成, 在式(1)中, 当 α 等于 0 时, 它是结合原始图像的边缘和区域特征进行前景提取的模型, 与传统的 Graph cuts 算法相同; 当 α 趋于无穷大时, 它是多尺度平滑模型, 将一幅图像进行多次平滑, 得到一系列不同尺度的平滑图像. 为了平衡图像多尺度平滑和前景提取的权重, 更好地进行前景提取, 我们设定 $\alpha = 1$. 在对式(1)进行数值计算的过程中, 本文模型可以表示如下.

$$\begin{aligned} x^* &= \operatorname{argmin}_{x, \omega, u} \{D(u_0, u) + S(u, \omega, x)\} \\ &= \operatorname{argmin}_x \{ \min_{\omega^n} \{D(u_0, u^n) + S(u^n, \omega^n, x)\} \}, n \\ &= 0, 1, 2, \dots \end{aligned} \quad (12)$$

通过交替进行图像多尺度平滑和前景提取的操作, 可以得到式(12)精确的全局极小值, 如图 1 所示. 对于图像多尺度平滑部分, 我们通过式(5)可以得到一系列不同尺度的平滑图像 u^n , 随着平滑次数的增多, 图像的细节逐渐减少, 非均匀区域的非均匀性逐渐降低, 同时保护了边缘, 如图 1(a) 所示, 有利于提高前景提取的效果. 对于前景提取部分, 它在平滑图像 u^n 上进行前景提取, 它取决于 ω^n , 而 ω^n 随 x 而变化. 所以, 对于给定 u^n , 式(12)的最小化过程交替进行以下两个步骤: 1) 给定 ω^n , 通过最小割/最大流算法得到 x ; 2) 给定 x , 使用期望最大化算法得到 ω^n .

图像的前景提取效果随平滑图像的变化而变化, 为了衡量不同尺度下的平滑图像的前景提取效果, 本文根据相邻尺度的平滑图像中提取的前景定义了显著性水平 Sl , 其中, T_F 为图像前景提取结果, Sl 表示如下.

$$Sl(T_F^n, T_F^{n-1}) = \frac{\operatorname{card}(T_F^n \cap T_F^{n-1})}{\operatorname{card}(T_F^n \cup T_F^{n-1})} \quad (13)$$

随着图像平滑次数的增多, 图像会越来越模糊, 当图像平滑次数趋于无穷大时, 图像的边缘和区域特征差异性会消失, 导致图像前景提取失败, 为了避免这种情况的发生, 根据显著性水平随迭代次数变化的特性, 即随着迭代次数增加, 显著性水平逐渐提高, 达到峰值之后, 随着迭代次数的增加, 显著性水平开始逐渐降低, 如图 1(e) 所示, 为了取得最优的前景提取结果, 设计了以下的图像平滑迭代终止条件.

$$Sl(T_F^{n+1}, T_F^n) < Sl(T_F^n, T_F^{n-1}) \quad (14)$$

当相邻尺度平滑图像中提取的前景满足以上条件时, 则停止图像平滑迭代, 基于多尺度平滑的前景提取结果如图 1(b) 和 1(c) 所示.

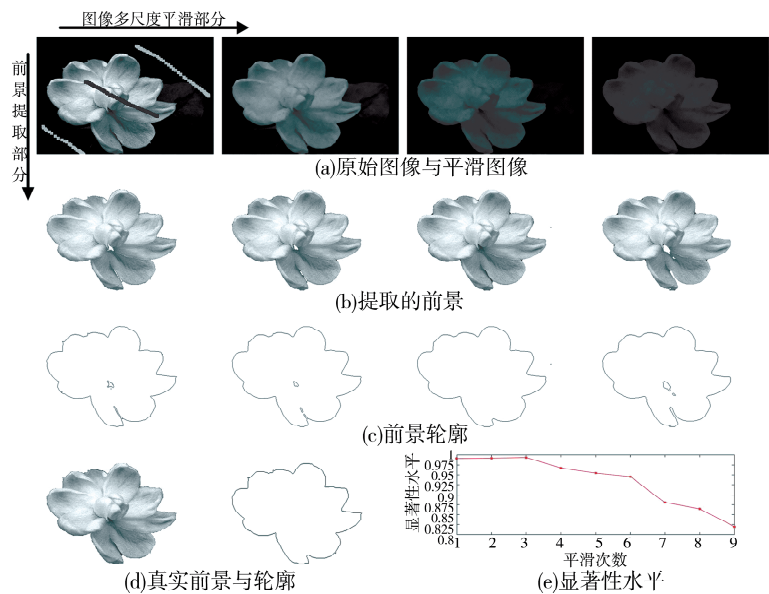


图 1 基于多尺度平滑的前景提取的过程

Fig. 1 The process of foreground extraction based on multiscale smoothing

3 实验及分析

基于多尺度平滑的前景提取模型首先对图像进行人工标记种子点;然后对图像进行保边平滑,并基于平滑图像进行前景提取;最后为了避免图像过平滑导致前景提取性能差,采用显著性水平作为判断平滑迭代停止的约束条件.本文算法流程如图 2 所示.

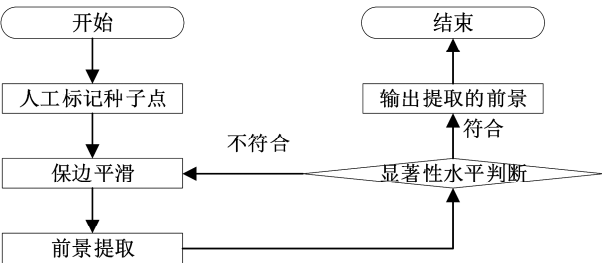


图 2 本文算法流程

Fig. 2 Algorithm flow

为了衡量算法的前景提取性能,本文采用 F-测度(F-measure)作为评价指标,它为准准确率

P (Precision)和召回率 R (Recall)的加权平均值,其中, F_S 表示提取出的前景; F_G 表示真实前景. F-测度表示如下.

$$F-measure = \frac{2 \times R \times P}{R + P} \tag{15}$$

其中,

$$R = \frac{\text{card}(F_S \cap F_G)}{\text{card}(F_G)}, P = \frac{\text{card}(F_S \cap F_G)}{\text{card}(F_S)} \tag{16}$$

本文模型的前景提取效果依赖于平滑图像的边缘和区域特征,而平滑图像的边缘和区域特征取决于拟合参数 λ . 当 λ 等于 0 时,实现各向同性扩散,但是边缘模糊会导致前景提取效果差;当 λ 趋于无穷大时,平滑图像和原始图像几乎相同. 不同的拟合参数 λ 的前景提取评测分数如表 1 所示,部分结果如图 3 所示. 当 $\lambda=0.25$ 时,该算法平滑性能较强,保边性能较差,前景提取效果差,结果如图 3(b)所示;当 $\lambda=5$ 时,该算法保边性能较强,图像的边缘越来越清楚,但是弱边缘会对前景提取产生越来越大的影响,前景提取的性能有所下降,结果如图 3(e)所示. 本文选取拟合参数 λ 为 0.75.

表 1 不同参数 λ 的前景提取评测分数

Tab. 1 The evaluation scores of foreground extraction with the different parameters λ

指标	参数 λ									
	0.05	0.10	0.25	0.50	0.75	1.0	2.0	3.0	4.0	5.0
召回率 R	0.768	0.768	0.670	0.953	0.962	0.931	0.971	0.980	0.978	0.979
准确率 P	0.404	0.404	0.956	0.832	0.950	0.937	0.920	0.915	0.910	0.910
F-测度	0.529	0.529	0.787	0.889	0.956	0.934	0.944	0.946	0.943	0.943

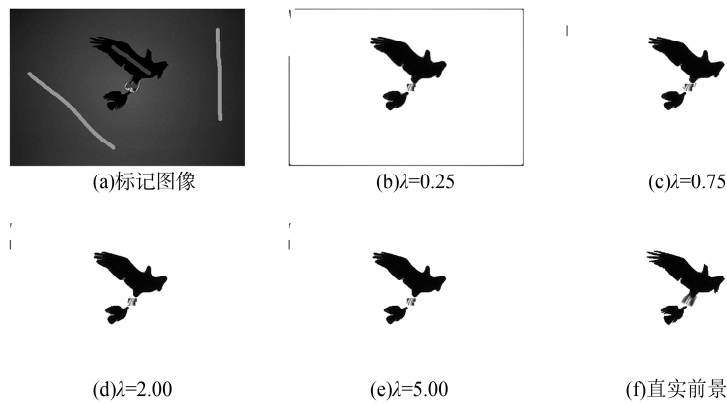


图 3 不同参数 λ 的前景提取结果

Fig. 3 The results of foreground extraction with the different parameters λ

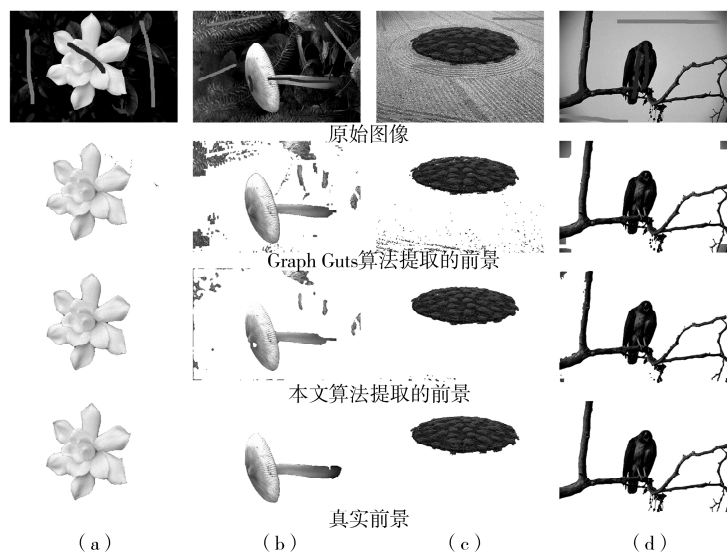


图 4 不同算法的前景提取结果

Fig. 4 The results of foreground extraction with different algorithms

为了测试本文算法的有效性,并与传统的 Graph cuts 算法进行比较,本文对 4 幅 480×320 的自然场景图像进行前景提取,结果如图 4 所示。

从上往下依次是原始图像,Graph cuts 算法提取的前景,本文算法提取的前景,真实前景. 图 4(a)是前背景边界较明显并且存在显著灰度差异的图像,传统的 Graph cuts 算法和本文算法前景提取效果相当. 图 4(b)是比较复杂、非均匀性区域较多的图像,由于背景中存在与前景灰度相似的区域,从而导致前景提取难度大,但是相较于传统的 Graph cuts 算法,本文算法的前景提取效果有显著提升. 图 4(c)属于非均匀性区域较少的图像,且前后背景的边界较为明显,但是图像中波纹的凹槽处灰度值与前景较为相似,Graph cuts 算法将其误分为前景,本文算法大大改善了这一情况,前景提取效果较好. 图 4(d)也是非均匀性区域较少的图像,

但是在背景边角处存在与前景相似灰度的区域,相较于传统的 Graph cuts 算法,本文算法在背景边角处处理效果有一定提升,但是出现了过分割现象。

表 2 不同算法的前景提取评测分数

Tab. 2 The evaluation scores of foreground extraction with different algorithms

图像	算法	指标			
		召回率 R	准确率 P	F -测度	时间/s
图 4(a)	Graph cuts	0.995	0.996	0.995	0.108
	本文算法	0.996	0.995	0.995	3.058
图 4(b)	Graph cuts	0.522	0.953	0.674	0.119
	本文算法	0.702	0.884	0.783	1.318
图 4(c)	Graph cuts	0.901	0.990	0.944	0.111
	本文算法	0.977	0.988	0.983	1.515
图 4(d)	Graph cuts	0.866	0.987	0.923	0.103
	本文算法	0.952	0.928	0.940	1.209

前景提取评测分数如表 2 所示,相较于传统的 Graph cuts 算法,本文算法 F-测度较高,在一定程度上降低了非均匀区域对前景提取的影响,对自然场景图像的前景提取效果有所提升。但是,由于本文算法交替进行多次多尺度平滑和前景提取,其运行时间较长。

4 结 论

本文提出了基于多尺度平滑的前景提取算法,它对于自然场景图像前景提取的性能优于传统的 Graph cuts 算法。一方面,本文算法采用 TV 保边平滑模型对图像进行保边平滑处理,得到一系列不同尺度的平滑图像,在降低了图像区域非均匀性的同时保护了图像的边缘,另一方面,结合平滑图像的结果进行前景提取,找到最优尺度的平滑图像,防止图像过平滑,有助于提高前景提取性能,但是运行时间稍长,所以本文下一步的工作是进一步提高前景提取效果的同时降低运行时间。

参考文献:

[1] 夏欣, 葛龙, 孟宏源. 基于改进 CV 的图像分割[J]. 四川大学学报: 自然科学版, 2017, 54: 1185.

[2] 邵志敏, 张意, 张卫华, 等. 基于机器视觉的瓶装白酒杂质检测[J]. 四川大学学报: 自然科学版, 2019, 56: 235.

[3] Anthimopoulos M, Christodoulidis S, Ebner L, *et al.* Semantic segmentation of pathological lung tissue with dilated fully convolutional networks[J]. IEEE J Biomed Health, 2018, 23: 714.

[4] 王雪, 尹来武, 郭鑫鑫. 室外多变光照条件下农田绿色作物的图像分割方法[J]. 吉林大学学报: 理学版, 2018, 56: 179.

[5] 孙俊, 宋佳, 武小红, 等. 基于改进 Otsu 算法的生菜叶片图像分割方法[J]. 江苏大学学报: 自然科学版, 2018, 39: 179.

[6] Chen S, Sun T, Yang F, *et al.* An improved optimum-path forest clustering algorithm for remote sensing image segmentation[J]. Comput Geosci-UK, 2018, 112: 38.

[7] 谢明鸿, 宋纳. 一种高分辨率遥感影像道路提取方法[J]. 四川大学学报: 自然科学版, 2017, 54: 81.

[8] 行鸿彦, 张兰, 郭敏. 一种新型的雨滴微观特征提取方法[J]. 计算机应用研究, 2018, 35: 64.

[9] Bai X, Lu G, Yan Y. Flame image segmentation using multiscale color and wavelet-based texture features[J]. Comput En Appl, 2017, 53: 213.

[10] Yeo S Y, Xie X, Sazonov I, *et al.* Segmentation of biomedical images using active contour model with robust image feature and shape prior[J]. Int J Numer Meth Bio, 2014, 30: 232.

[11] Tunga P P, Singh V. Extraction and description of tumour region from the brain MRI image using segmentation techniques[C]//Proceedings of the 2016 IEEE International Conference on Recent Trends in Electronics, Information & Communication Technology (RTEICT). Bangalore: IEEE, 2016.

[12] 陈乔松, 冉会琼, 闫亚星, 等. 基于数据场和水平集演化的图像分割[J]. 重庆邮电大学学报: 自然科学版, 2018, 30: 115.

[13] 韩召梅. PhotoShop 中魔术棒的应用技巧[J]. 南钢科技与管理, 1999, 2: 60.

[14] Mortensen E N, Barrett W A. Intelligent scissors for image composition[C]//Proceedings of the 22nd annual conference on Computer graphics and interactive techniques. New York: ACM, 1995.

[15] Boykov Y Y, Jolly M P. Interactive graph cuts for optimal boundary & region segmentation of objects in ND images[C]//Proceedings of the 8th IEEE international conference on computer vision. ICCV 2001. Vancouver: IEEE, 2001.

[16] Chan T F, Osher S, Shen J. The digital TV filter and nonlinear denoising[J]. IEEE T Image Process, 2001, 10: 231.

[17] 宋海英, 荀月凤. 全变分图像去噪的研究[J]. 成都电子机械高等专科学校学报, 2009, 12: 23.

[18] Aubert G, Kornprobst P. Mathematical problems in image processing: partial differential equations and the calculus of variations[M]. New York: Springer Science & Business Media, 2006.

引用本文格式:

中 文: 全苗, 何坤, 朱志娟. 基于多尺度平滑的前景提取[J]. 四川大学学报: 自然科学版, 2020, 57: 271

英 文: Tong M, He K, Zhu Z J. Foreground extraction based on multiscale smoothing [J]. J Sichuan Univ: Nat Sci Ed, 2020, 57: 271.