

doi: 10.3969/j.issn.0490-6756.2017.06.010

基于改进 CV 的图像分割

夏欣, 葛龙, 孟宏源

(四川大学计算机学院, 成都 610065)

摘要: 为了提高传统 CV 分割算法对含纹理的图像分割效果, 该文分析了图像纹理分量的统计特性, 在图像 TV 平滑的基础上, 设计了新的保边平滑函数, 建立了保边平滑模型; 运用传统 CV 分割算法对平滑分量进行分割; 根据不同平滑分量分割区域不同, 设计了基于区域置信度的分割平滑收敛函数, 解决了分割曲线消失问题. 实验表明, 相对于传统 CV 分割算法, 该算法对自然图像分割的效果较好, 对非一致区域不敏感.

关键词: 图像分割; 保边平滑; 水平集; 区域置信度

中图分类号: TP394.1 **文献标识码:** A **文章编号:** 0490-6756(2017)06-1185-05

Image segmentation based on an improved CV model

XIA Xin, GE Long, MENG Hong-Yuan

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

Abstract: In order to improve CV model's performance on image with texture, this paper analyzes the statistical properties of image texture components, and proposes an improved segmentation algorithm. Specifically, this study has designed a new edge-preserving function based on the TV image smoothing. Also, the algorithm applies the CV model to segment the smooth component of an image. On the other hand, considering the fact that different smooth components have different segmentation areas, a new "Smooth convergence function" based on the region confidence is designed to overcome the disappearing of segmentation curve. Experimental results demonstrate that the proposed algorithm outperforms the traditional CV model in term of segmentation effects on natural images, but is insensitive to the inconsistent area.

Keywords: Image segmentation; Edge-preserving; Level set; Region confidence level

1 引言

图像分割是图像分析和计算机视觉研究的基本步骤, 它是把图像中感兴趣的对象半自动或自动地提取出来, 为高层次的图像分析和理解打下基础, 如对象建模、特征提取和模式识别等^[1]. 到目前为止, 针对具体对象分割在特定的应用领域已经提出了许多成熟算法, 但因分割目标各异, 缺乏统一的图像自动分割平台^[2].

传统分割算法主要依据图像低层特征的一致性将图像分割为不同区域^[3], 而自然图像包含大量的纹理, 同时在获取、存储和传播过程中不可避免地受到噪声攻击. 噪声和纹理恶化了低层特征一致性^[4], 为了抑制噪声, 文献[5, 6]在图像分段平滑表示的基础上, 结合噪声统计特性提出了基于区域的活动轮廓分割模型(CV Model). CV模型以区域均值表示对象, 并借助水平集函数表示分割曲线, 演化曲线实现图像分割, 由于该分割模型充分利用

收稿日期: 2016-11-03

基金项目: 国家自然科学基金(61471250)

作者简介: 夏欣(1976-), 女, 副教授, 博士生, 研究方向为图像处理和人机交互. E-mail: xiaxin@scu.edu.cn

了图像的整体特性及各个同质区域间的差异,在整个图像域中依据最小化分割寻找全局极小值,对区域一致性的图像分割效果较理想,同时对对象区域均值表示法在一定程度上抑制了噪声对分割的影响.但自然图像包含大量纹理,纹理与一致性区域存在统计差异性,因此 CV 模型对纹理丰富的图像分割效果不理想.

为解决 CV 模型的局限性, Tsai 等人运用函数分段逼近图像区域,建立了图像分段平滑(PS, Piece-Smooth)模型^[7],图像区域的函数表示降低了区域纹理的像素变化,在一定程度上可抑制区域纹理对分割的影响,但区域函数逼近的计算量较大,难以应用于实际中.为了简化计算, Li 等人运用高斯核函数逼近活动轮廓曲线两侧的图像局部信息,建立了局部二值拟合(LBF, Local Binary Fitting)的分割模型^[8].文献^[9]对活动轮廓邻域区域进行二值正则化,提出了正则化局部二值拟合的活动轮廓模型.基于区域的活动轮廓分割算法定位能力较强,但分割效果依赖于初始曲线、区域统计分布或拟合函数模型,文献^[10]以目标统计信息为种子进行区域生长解决初始曲线敏感问题.文献^[11]结合区域相似性和活动轮廓弥补了区域统计分布和函数模型假设的不足.文献^[12]对自然图像进行分解得到相应的卡通分量,对卡通分量进行分割.该方法在一定程度上有效地抑制了纹理对分割的影响,但图像分解和分割相互独立.

自然图像中存在非一致性区域,传统活动轮廓分割算法对自然图像存在欠分割或过分割现象,分割曲线易陷入局部最优^[13,14].为了在一定程度上抑制纹理对分割的影响,本文在图像区域分段平滑基础上,分析了高斯平滑和传统 TV 平滑的优点,设计了新的保边平滑函数,建立了改进全变分保边平滑模型.保边平滑分量主要表示图像各个目标区域,区域像素趋近于恒值,其方差较小,区域间像素均值差异较大.结合传统 CV 分割算法对保边平滑分量进行分割.实验表明,保边平滑分量包含了图像的主要结构信息,且区域内部具有一致性,目标轮廓清晰,避免了区域纹理对水平集函数演化的影响,改善了传统水平集方法的鲁棒性,因此,本文算法对自然图像分割效果较好,分割测评分数较高.

2 图像保边平滑

为了抑制噪声和纹理对图像分割的影响,传统基于活动轮廓的图像分割算法在图像分段平滑的

基础上,通过演化先验闭曲线 C 而实现分割,其分割的能量泛函如下.

$$E(\mathbf{u}, C) = \frac{\beta}{2} \int_{\Omega} (\mathbf{u}(x, y) - \mathbf{u}_0(x, y))^2 dx dy + \int_{\frac{\partial}{\partial t}} f(|\nabla \mathbf{u}(x, y)|) dx dy + \gamma \|C\| \quad (1)$$

其中, $\mathbf{u}_0: \Omega \rightarrow [0, 1]$ 表示原始图像, \mathbf{u} 表示分段平滑分量,该分量区域内部特征具有一致性,而区域间特征有明显差异.式(1)前两项表示对图像进行分段平滑,当 $f(|\nabla \mathbf{u}|) = |\nabla \mathbf{u}|^2$ 时,该函数在切法向扩散速度为恒值.该函数具有高效的平滑效率,但法向扩散模糊了图像边缘,导致分割曲线过收敛.为了保护边缘, Rudin 等人提出了 TV 平滑函数 $f(|\nabla \mathbf{u}|) = |\nabla \mathbf{u}|$, 该函数仅沿切线方向扩散,保护了边缘信息,但单向扩散运算时间较长.

为了继承两者之间的优点,本文在 TV 平滑的基础上,设计了新的平滑函数如下式.

$$f(|\nabla \mathbf{u}|) = \frac{|\nabla \mathbf{u}|^2}{1 + |\nabla \mathbf{u}|^2} \quad (2)$$

该函数在切法线方向的扩散速度如下式.

$$\begin{cases} \rho_T = 2(1 + |\nabla \mathbf{u}|^2)^{-2} \\ \rho_N = (2 - 6|\nabla \mathbf{u}|^2)(1 + |\nabla \mathbf{u}|^2)^{-3} \end{cases} \quad (3)$$

当像素位于图像平滑区域,该像素梯度 $|\nabla \mathbf{u}| \rightarrow 0$, $\rho_T = \rho_N = 2$, 该函数各向同性扩散,当像素梯度 $|\nabla \mathbf{u}|^2 > \frac{1}{3}$ 时, $\rho_N < 0$, 本文函数在法线方向反向扩散,保护了该区域边缘.本文函数扩散性能如图 1 所示.

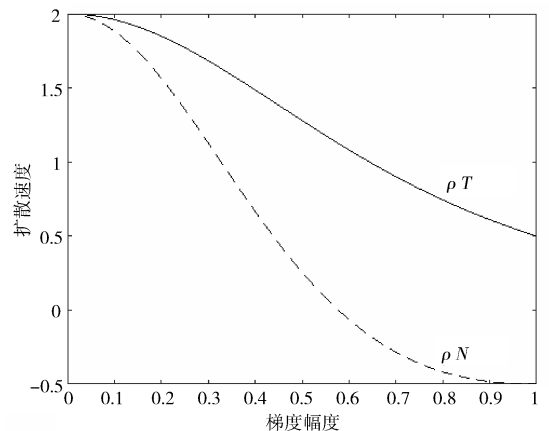


图 1 扩散性能

Fig. 1 The diffusion performance

由于本文函数具有保边性,式(1)中分段平滑项可表示为图像整体域平滑,图像保边平滑的能量泛函为

$$E(\mathbf{u}) = \frac{\beta}{2} \int_{\Omega} (\mathbf{u}(x, y) - \mathbf{u}_0(x, y))^2 dx dy + \int_{\Omega} \frac{|\nabla \mathbf{u}(x, y)|^2}{1 + |\nabla \mathbf{u}(x, y)|^2} dx dy \quad (4)$$

最小化能量泛函 $E(\mathbf{u})$ 得到保边平滑分量 \mathbf{u} .

(4)式的 Euler-Lagrange 方程为

$$\frac{\partial E(\mathbf{u}, \varphi)}{\partial \mathbf{u}} = \beta(\mathbf{u} - \mathbf{u}_0) - \frac{2|\nabla \mathbf{u}(x, y)|}{(1 + |\nabla \mathbf{u}(x, y)|^2)^2} \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \mathbf{u}(x, y)}{|\nabla \mathbf{u}(x, y)|} \right) = 0 \quad (5)$$

图像数据是离散的, 本文采用 4 邻域固定点迭代算法计算分量 \mathbf{u} . 分量像素 $\mathbf{u}(i, j)$ 可表示为 4 邻域像素 $p \in \Lambda_0$ 和像素 $\mathbf{u}_0(i, j)$ 的加权均值.

$$\mathbf{u}(i, j) = \frac{1}{\beta + \sum_{p \in \Lambda_0} \omega(p)} \left[\sum_{p \in \Lambda_0} \omega(p) \mathbf{u}(p) + \beta \mathbf{u}_0(i, j) \right] \quad (6)$$

邻域像素权重 $\omega(p)$ 表示为

$$\omega(p) = 2(1 + |\nabla \mathbf{u}(p)|^2)^{-2} \quad (7)$$

第 m 次迭代的分量 $\mathbf{u}_{i,j}^m$ 为

$$\mathbf{u}_{i,j}^m = \frac{1}{\beta + \sum_{p \in \Lambda_0} \omega^{m-1}(p)} \left[\sum_{p \in \Lambda_0} \omega^{m-1}(p) \mathbf{u}^{m-1}(p) + \beta \mathbf{u}_0(i, j) \right] \quad (8)$$

随着迭代次数 m 的增加, 平滑分量残余的噪声和纹理逐渐减小, 同一对象区域内像素的均值区域稳定, 像素变化程度减小, 对图像分割影响也逐渐减小.

3 平滑分量分割

传统 CV 分割模型建立在满足如下假设条件下: (1) 对象内部像素为恒值, 以该条件为基础, 运用区域均值表示该对象; (2) 对象间区域均值差异较大. 在以上假设条件下建立图像分割能量泛函:

$$E(c_1, c_2, C) = \lambda_1 \int_{\Omega} (u_0(x, y) - c_1)^2 dx dy + \lambda_2 \int_{\Omega} (u_0(x, y) - c_2)^2 dx dy + \mu \cdot \operatorname{length}(C) \quad (9)$$

其中, 等式右边前两项分别表示图像中的不同对象, 第三项表示分割曲线周长.

在分割过程中, 曲线可能发生分裂或合并等拓扑结构变形现象, 为了解决该问题, 本文运用三维空间的 Lipschitz 函数 $\varphi: \Omega \rightarrow R$ 的水平集表示曲线

$C: \varphi(x, y) < 0$ 表示背景区域, $\varphi(x, y) > 0$ 为对象区域, 这种表示对象和背景区域的方法本质上是运用函数的符号对图像进行分割. 为了方便计算, 引入 Heaviside 函数 $H(\varphi)$ 表示曲线内外区域, 曲线 C 可表示为 $H(\varphi)$ 的导数 Dirac 测度 $\delta(\varphi)$. $H(\varphi)$ 和 $\delta(\varphi)$ 分别表示如下.

$$H(\varphi) = \begin{cases} 1, & \varphi \geq 0 \\ 0, & \varphi < 0 \end{cases}, \delta(\varphi) = \frac{dH(\varphi)}{d\varphi} \quad (10)$$

在自然图像中, 对象易受到非一致区域的影响, 导致分割效果较差. 为解决非一致性区域对区域均值的影响, 本文平滑分量的区域均值表示对象区域, 其目标区域均值为

$$c_1(\varphi) = \int_{\Omega} \mathbf{u}(x, y) H(\varphi(x, y)) dx dy \quad (11)$$

背景区域均值为

$$c_2(\varphi) = \int_{\Omega} \mathbf{u}(x, y) (1 - H(\varphi(x, y))) dx dy \quad (12)$$

第 m 次迭代的平滑分量 u^m 的分割目标函数为

$$E(\varphi) = \lambda_1 \int_{\Omega} (u^m - c_1^m(\varphi))^2 H(\varphi) dx dy + \lambda_2 \int_{\Omega} (u^m - c_2^m(\varphi))^2 (1 - H(\varphi)) dx dy - \mu \int_{\Omega} \nabla H(\varphi) dx dy \quad (13)$$

随着迭代次数的增加, 平滑分量区域非一致性逐渐减小, 至最终分量为常数(图像均值)而终止, 并导致分割曲线(水平集)消失. 为了避免该问题, 根据不同卡通分量区域非一致性程度不同, 运用水平集对卡通分量分割区域计算相邻两次迭代分割区域的置信度 Pr , 如下式.

$$Pr = \frac{\operatorname{card}(A^m \cap A^{m-1})}{\max\{\operatorname{card}(A^m), \operatorname{card}(A^{m-1})\}} \quad (14)$$

式中, A 表示分割区域 $\{(x, y) | \varphi(x, y) > 0\}$. 设 T 为区域置信度阈值, 当分割区域的置信度满足 $Pr \geq T$ 时, 停止迭代.

4 实验结果及分析

本文在图像区域分段平滑基础上, 设计了新的保边平滑函数, 建立了改进全变分保边平滑模型, 结合传统 CV 分割算法对保边平滑分量进行分割. 最终依据平滑分量的分割区域置信度作为判断平滑迭代终止的条件, 避免图像平滑过度. 该算法流程图如图 2 所示.

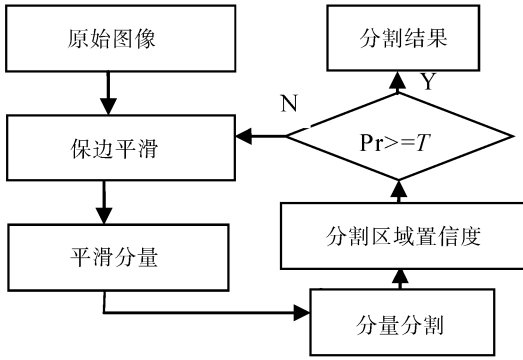


图 2 分割流程

Fig. 2 Segmentation process

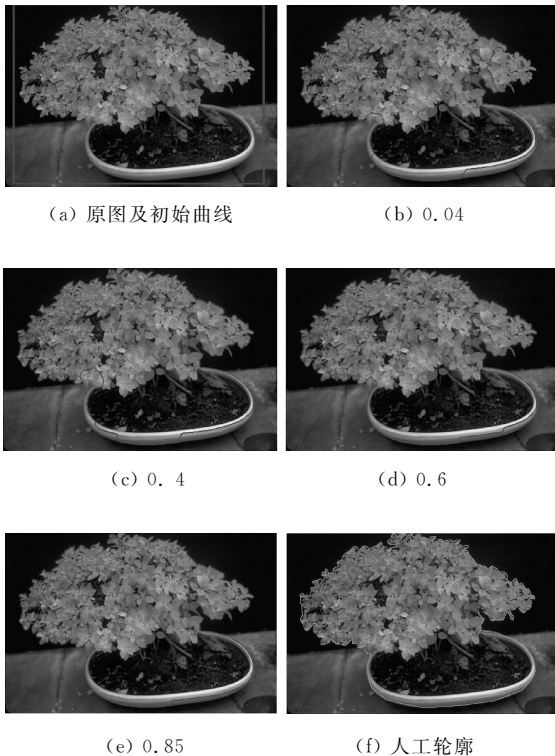


图 3 不同参数的分割结果

Fig. 3 Result of segmentation with different parameters.

平滑分量的水平集函数演化参数分别为 $\mu = 1.0, \lambda_1 = \lambda_2 = 1.0$, 平滑分量 u^m 的保边性取决于参数 β . 为了测试不同参数 β 对图像的分割效果, 对来自网络的一幅 480×320 大小的图像采用不同参数 β 进行平滑分割, 部分结果如图 3 所示. 该图像纹理丰富, 具有区域非一致性, 分割初始曲线如图 3(a). 当 $\beta = 0.04$ 时, 平衡参数取值较小, 平滑能力较强但对图像弱边缘检测效果不好, 保边性较差以致在边缘处出现过分割现象, 分割结果如图 3(b) 所示, 分割的 F 测度为 0.99. 当 $\beta = 0.85$ 时, 保边性能良好但同时水平集曲线容易收敛于局部最

优点而导致欠分割, 分割结果如图 3(e) 所示, 分割的 F 测度为 0.97. 人工绘制的轮廓曲线如图 3(f) 所示. 与人工绘制轮廓相比, 由于该算法的平滑效果, 使得在待分割图像轮廓角点处有可能出现欠分割或过分割现象.

为了验证该算法分割区域置信度阈值 T 对自然图像分割效果的影响, 对来自网络的一幅 320×230 大小的图像进行分割, 设置不同 T 值, 分割结果如图 4 所示. 该图像轮廓为强边缘, 背景与分割目标均具有非一致性, 其中初始曲线如图 4(a) 所示. 当 $T = 0.95$ 及 $T = 0.97$ 时, 分割曲线如图 4(b) 和图 4(d) 所示, 由于分割置信度阈值较低, 出现了欠分割现象. 随着 T 增大, 曲线趋近于目标轮廓, 当 $T = 0.99$ 时, 花瓣边缘拐角处分割效果较好, 不存在明显欠分割或过分割现象.

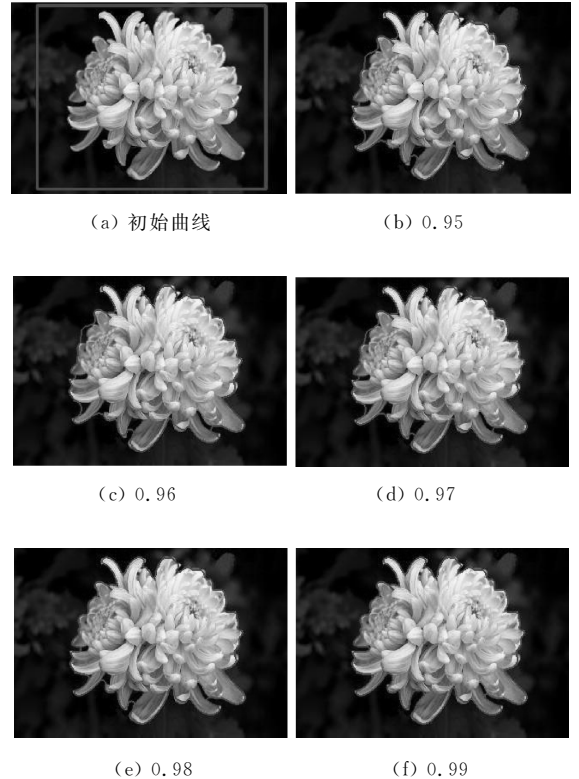


图 4 不同置信度阈值的分割结果

Fig. 4 The results of segmentation with different threshold.

为了验证该算法对自然图像分割的有效性, 对来自网络的图像进行分割, 并与传统的 CV 分割算法进行比较. 部分分割结果如图 5 所示. 其中左图为非一致性因素较少图像, 本文算法的 F 测度为 0.983. 两种分割算法测评分数差异不大, 但与人工轮廓相比, 本文算法在角点处分割效果较好. 右边图像为目标非一致性因素较多图像, 目标内像素梯

度变化较多, CV 算法在靠近边缘处出现了明显的过分割现象, 而本文算法由于区域置信度的控制分割效果较好, F 测度为 0.992. 本文算法具有良好的保边效果, 抑制区域非一致性, 分割结果比传统 CV 算法好.



(a) 初始曲线



(b) 本文算法



(c) CV 算法分割结果



(d) 人工绘制轮廓

图 5 不同算法分割结果

平集方法的鲁棒性, 但本文算法对弱边缘轮廓检测与定位准确度不足.

参考文献:

- [1] Sen Y k, Yi Q, Alberto A, *et al.* Image segmentation methods for intracranial aneurysm haemodynamic research[J]. *J Biomech*, 2014, 47: 1014.
- [2] Khan M W. A survey: image segmentation techniques [J]. *Int J Future Comput Commun*, 2014, 3: 89.
- [3] 常捷. 箱号识别中图像及字符的处理分割技术[J]. *淮海工学院学报*, 2010, 19: 33.
- [4] Caselles V, Catta F, Coll T, *et al.* A geometric model for active contours in image processing[J]. *Numer Math*, 1993, 66: 1.
- [5] 李俊, 杨新. 基于 Mumford-Shah 模型的快速水平集图像分割方法[J]. *计算机学报*, 2002, 25: 1175.
- [6] Chan T F, Vese L. Active contours without edges [J]. *IEEE Trans Image Proc*, 2001, 10: 266.
- [7] Tsai A, Yezzi A, Willsky A, *et al.* Curve evolution implementation of the mumford-shah functional for image segmentation, denoising, interpolation, and magnification[J]. *IEEE Trans Image Proc*, 2001, 10: 1169.
- [8] Li C, Kao C, Gore John C, *et al.* Implicit active contours driven by local binary fitting energy[C] // *Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Minneapolis, MN, USA: IEEE, 2007.
- [9] Peng Y L, Liu F, Liu S G. Active contours driven by normalized local image fitting energy [J]. *J Sys Eng Elec*, 2014, 25: 307.
- [10] Li C, Kao C, Gore C, *et al.* Minimization of region-scalable fitting energy for image segmentation[J]. *IEEE Trans Image Proc*, 2008, 17: 1940.
- [11] 姜慧研, 冯锐杰. 基于改进的变分水平集和区域生长的图像分割方法的研究[J]. *电子学报*, 2012, 40: 1659.
- [12] 文乔农, 徐双, 万遂人. 医学噪声图像分割的分解与活动轮廓方法[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2011, 23: 1882.
- [13] 王能, 赵红立, 聿生根, 等. 一种改进的 Canny 边缘检测自适应算法[J]. *四川大学学报: 自然科学版*, 2014, 51: 479.
- [14] 王丹, 何坤, 张旭. 基于序恩滤波的水平图像分割 [J]. *四川大学学报: 自然科学版*, 2016, 53: 518.

5 结 论

传统活动轮廓分割算法对自然图像存在欠分割或过分割现象, 分割曲线易陷入局部最优. 本文在图像区域分段平滑基础上, 设计了新的保边平滑函数, 建立了改进全变分保边平滑模型. 运用 CV 分割算法对保边平滑分量进行分割. 实验表明, 本文算法的保边平滑分量包含了图像的主要结构信息, 且区域内部具有一致性, 目标轮廓清晰, 避免了区域纹理对水平集函数演化的影响, 改善了传统水

Fig. 5 segmentation result using different method