

基于显著性区域的图像分割

高尚兵^{1,2}, 严云洋^{1,2}, 宗 慧¹

(1 淮阴工学院 计算机工程学院, 江苏 淮安 223003; 2 南京理工大学 计算机科学与技术学院, 江苏 南京 210094)

摘 要: 在经典的 Chan-Vese 模型中结合显著性分析, 提出了一种有效的目标分割方法. 即首先利用频谱残差方法提取图像的显著性区域, 针对阈值分割方法的缺点使用改进的自适应阈值分割方法获取目标的大致轮廓, 并以此轮廓作为 Chan-Vese 模型中初始曲线. 该方法使得活动轮廓可以从靠近目标物体的位置进行演化, 去除复杂背景的干扰. 这样就解决了背景复杂时无法得到较为准确的边缘的问题; 同时, 也减少了 CV 模型的迭代次数. 实验结果表明无论是背景复杂的灰度图像还是医学彩色图像, 该算法的分割精度和运行效率都优于 CV 模型.

关键词: 显著图; 水平集; 频谱残差; 图像分割

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2011)10-0021-03

Image Segmentation Based on Salient region

GAO Shang-bing^{1,2}, YAN Yun-yang^{1,2}, ZONG Hui¹

(1 School of Computer Engineering, Huaiyin Institute of Technology, Huai'an 223003, China;

2 School of Computer, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: An effective object segmentation method is proposed which combines Chan-Vese model with saliency map. It firstly uses spectral residual method to extract the saliency region, then gets the general contours of the object using the improved adaptive threshold segmentation to aim at the shortcoming of the threshold segmentation. It makes this contours as the initial curves of Chan-Vese model. This method ensures the active contours evolve close to the object and removes the obstruction from the complex background. It solves the problem that accurate edge can't be obtained while the background of the image is complex; at the same time, it greatly reduces the number of iterations of the CV model. The experimental results show that the proposed algorithm is better than the CV method on precision and efficiency both for the complex gray image and medical color image.

Key words: saliency map; level set; spectral residual; image segmentation

1 引言

水平集方法(level set method, LSM)由于能很好地克服图像拓扑关系改变时给算法带来的种种限制, 对形状恢复和复杂结构的图像分割相当有效. 水平集方法一般处理的模型分为基于区域活动轮廓模型和基于边缘活动轮廓模型. 基于区域活动轮廓模型有超过基于边缘模型的优势因此成为研究的热点^[1]. 最经典和流行的基于区域的主动轮廓模型是

Chan-Vese 模型^[2]. 这个模型对于具有两个区域的图像取得了成功, 每一个区域都有一个不同的灰度均值. 该模型不受噪声影响, 对于含有噪声图像能有很好的分割结果. 尽管该模型有出色的表现, 但在复杂的图像背景下很难分割出目标的鲁棒性和效率. 因此, 研究如何结合复杂图像的先验知识成为现在研究的趋势.

即使形状先验的效果在传统的活动轮廓基础上有所提高, 但由于它是在能量函数中加入了由先验

收稿日期: 2011-04-28; 修回日期: 2011-06-30

基金项目: 江苏省高校自然科学基金计划项目(08KJB520001); 江苏省“青蓝工程”资助; 淮安市科技项目(HAG2010030)

形状控制的约束项,很有可能导致能量函数在演化迭代的过程中产生不收敛的情况,同时增大了时间复杂度.由于活动轮廓模型在演化中,初始轮廓的选取往往是从整幅图像的边缘进行迭代,这样往往会使得轮廓演化的结果受到背景信息的干扰,导致无法得到满意的目标结果.同时,在时间上来说,如果初始轮廓能从靠近目标物体的周围进行演化,它所耗费的时间也会有所减少.这样,我们就考虑引入图像的显著性分析,选择了适用范围广和效率高的 SR 方法^[3]来获取显著图.针对阈值分割方法存在的缺点采用改进的自适应阈值法使得我们可以预判出目标物体所在的位置即物体的大致轮廓.这样既避免了背景信息对目标的干扰,也使得轮廓演化的次数得以大幅减少,从而提高了传统活动轮廓模型的效果和效率.

2 基于显著性初始化的 Chan-Vese 模型

2.1 灰度图像和彩色图像的 CV 模型

灰度图像的 CV 模型原理是:假设图像中每个区域的灰度分布均匀,也即对于每个区域 $R_i \subset \Omega/C$,有 $u(R_i) = c_i$, c_i 是常数,则轮廓线到达每个区域的边界时,能量泛函值达到最小.

当图像中只有目标和背景两类分片光滑区域时,设曲线 C 将图像 u_0 分割为目标区域 Ω_1 和背景区域 Ω_2 ,两区域的平均灰度值分别为 c_1 和 c_2 ,建立如下能量函数:

$$E(C, c_1, c_2) = \lambda_1 \int_{\Omega_1} |u_0 - c_1|^2 dx dy + \lambda_2 \int_{\Omega_2} |u_0 - c_2|^2 dx dy + \mu \text{Length}(C) \quad (1)$$

式(1)中第一、二项为保真项,当闭合轮廓曲线位于目标的边界时,此两项和为最小值, λ_1, λ_2 是权重系数;后一项为正则项约束,控制曲线的演化, $\mu \geq 0$ 使轮廓曲线平滑.

对彩色图像来说,我们一般采用 R, G, B 三个通道^[4].我们用 $u_{0,i}$ 代表一幅图像在 Ω 内的第 i 个通道, $i = 1, 2, 3$, 用 $\bar{c}^+ = (c_1^+, c_2^+, c_3^+)$ 和 $\bar{c}^- = (c_1^-, c_2^-, c_3^-)$ 代替两区域的平均灰度值.

$$E(C, c_1, c_2) = \int_{\Omega_1} \frac{1}{3} \sum_{i=1}^N \lambda_i^+ |u_{0,i}(x, y) - c_i^+|^2 dx dy + \int_{\Omega_2} \frac{1}{3} \sum_{i=1}^N \lambda_i^- |u_{0,i}(x, y) - c_i^-|^2 dx dy + \mu \text{Length}(C) \quad (2)$$

式中, $\lambda_i^+ > 0$ 和 $\lambda_i^- > 0$ 是对应不同通道的系数.

对上式引入 Heaviside 函数^[5] 和 Dirac 函数

$\delta_\epsilon(\phi)$, 用梯度下降法求解上式得到的对应变分水平集公式如下所示:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta_\epsilon(\phi) \left[\mu \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - \frac{1}{3} \sum_{i=1}^N \lambda_i^+ |u_{0,i}(x, y) - c_i^+|^2 + \frac{1}{3} \sum_{i=1}^N \lambda_i^- |u_{0,i}(x, y) - c_i^-|^2 \right] \quad (3)$$

$$\text{这里, } \delta_\epsilon(\phi) = \frac{1}{\pi} \cdot \frac{\epsilon}{\epsilon^2 + z^2} \quad z \in R.$$

2.2 显著图计算方法

对于一幅图像来说,用户只对图像中的部分区域感兴趣,这部分感兴趣的区域代表了用户的查询意图,而多数剩余的不感兴趣区域则与用户查询意图无关.显著区域是图像中最能引起用户兴趣、最能表现图像内容的区域.事实上,显著区域的选择是非常主观的,由于用户任务和知识背景的不同,对于同一幅图像,不同的用户可能会选择不同的区域作为显著区域.

基于视觉特征的方法最具代表性的是 Itti 等人^[6]提出的显著图方法.这种方法利用了神经生理学中的感受野、侧抑制神经网络等研究成果,模拟了人的视觉注意力机制.认为像素与背景的对比是吸引人注意的重要因素,并把这种对比定义为该点的显著值.综合考虑颜色、亮度、方向等多种特征的显著值得到图像的显著图,然后再根据显著图确定图像的显著区域.在此基础上很多人也提出了不同的显著性分析方法,如图论 GBVS^[7], 频谱残差 SR^[3]等.图 1 所示为各显著图算法结果比较.

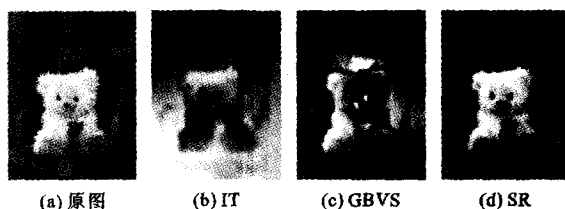


图 1 主要显著图方法结果比较

通过图 1 经过比较发现,SR 方法相对其他两种方法更突出显著性区域(尤其从玩具熊的眼睛可以看出),并且该算法具有通用性,计算量小实现速度快.因此,本文采用 SR 方法作为显著图计算方法.

2.3 基于图像显著性的初始轮廓方法

但是,SR 算法对显著图提取目标时使用固定阈值法,阈值选取的是显著图平均灰度的 3 倍的值,这样导致很多图像提取目标并不准确,如图 2(c)所示,提取的信息非常少,有目标没有检测出来.而阈值取显著图平均灰度 1 倍的值时,如图 2(e)所示,目标信息都提取出来.因此,由此分析,阈值选取为

显著图平均灰度 3 倍的值不是对所有图像都有效. 分析其原因发现:对图像显著图求平均值,如果显著性目标所占比例很大,那么也就是对应到显著图上的系数较大的像素很多,系数较小的像素很少,这样平均起来之后的灰度值还是接近于显著目标的灰度值,因此,对于图 3 来说用阈值为 1 倍的灰度平均值效果不错;反之,如果显著性目标所占比例很小,那么系数较大的像素很少,平均起来后的灰度值与显著目标的灰度值相差较大,因此需要乘以系数才行.

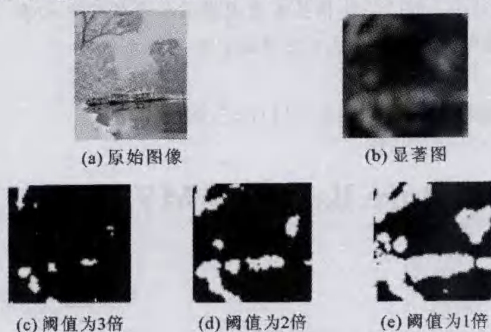


图 2 不同阈值提取的效果图对比

将显著图中显著性目标所占图像比例设为 m , 经过对 600 幅图像(包括本文的所有图像)实验,发现 m 在下述范围的时候,阈值选取对应的值效果非常好:

- 当 $m \geq 0.19$, 阈值设为 1 倍灰度平均值,
- $0.1 \leq m < 0.19$, 阈值设为 2 倍灰度平均值,
- $m < 0.1$, 阈值设为 3 倍灰度平均值.

从图 3 中可看出直接使用 SR 算法计算得到的显著图对图像分割的效果并不精确. 对此,我们结合水平集的原理,将曲线作为水平集初始曲线,然后对其采用 CV 模型演化,得到图像精确的目标边界.

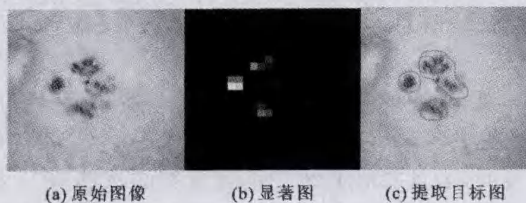


图 3 效果

3 实验分析

测试使用的机器(PIV, CPU 3.0 GHz, 2 GB 内存),软件平台采用 Matlab7.0.

为了验证该算法的有效性,下面我们采用彩色医学图像来试验提出算法的效果. 图 4 所示为皮肤上脂漏性角化症分割图. 我们开始对图像用无需初

始化的 CV 矢量模型进行演化,由于无法确定目标的位置,初始轮廓取为整幅图像的边缘,迭代次数为 600,得到的结果见图 4(b). 而使用本文方法迭代次数是 50,而且比较图 4 中的(b)和(d),发现对于彩色医学图像来说,本文算法比单纯使用 CV 模型的方法分割更精确.

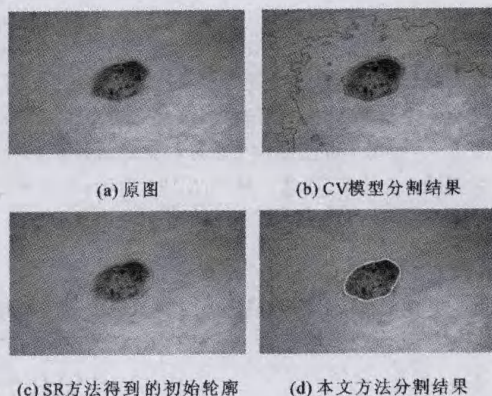


图 4 皮肤上脂漏性角化症分割图

为了与原始 CV 方法进行直观比较,本文选择对不同尺寸的彩色图像 300 幅使用两种方法进行分割,对分割平均迭代时间进行比较,如表 1 所示,本文方法的运行效率明显高于 CV 方法.

表 1 两种方法迭代时间比较结果

大小	大小	320×240	640×480	800×600
CV 方法		13.68	24.45	31.43
本文方法		5.45	9.65	12.76

4 结束语

本文提出了结合显著性分析的活动轮廓方法. 它首先是利用频谱残差 SR 方法得到图像的显著图,然后使用改进的自适应阈值方法在复杂图像背景中确定目标的大致位置,得到活动轮廓演化的初始位置;同时使得演化能够仅仅围绕目标物体的周围进行,这样就排除了复杂背景对于演化的干扰. 与传统的方法相比,本文方法的水平集曲线初始位置的选取更为接近目标物体. 实验结果表明相对传统的 CV 方法,本文方法不仅提高了运行效率也增强了分割精度. 同时,改进的自适应阈值方法也提高了 SR 方法提取显著性区域的准确率. 不过本方法对有些背景复杂的自然图像效果并不理想,因此下一阶段着重对该方面进行研究.

(下转第 27 页)

已经渗透到几乎所有的领域. 网络化学习系统通常需要大量的软硬件资源,而大部分的教育机构都没有能力支付这笔投资,所以云计算必然成为最好的解决办法. 教育机构可以利用可用的云服务,引导学生去完成学习任务.

本文首先分析了网络化学习系统使用云计算的可行性和优点所在,然后给出了现有的云环境下网络化学习系统的简单结构. 由于网络化学习的主要任务就是教与学活动及其相互沟通和协调,所以本文提出了使用任务管理模型来协调教与学活动,以此为基础构建了基于MVC模式的网络化学习云平台,能够方便用户更方便、更大程度地使用资源.

然而,由于网络化学习资源处于云中,所以安全性效率仍然是需要考虑的问题.

参考文献:

- [1] 黎加厚. 走向教育技术“云”服务[J]. 远程教育杂志, 2008(3):79.
- [2] John Rittinghouse, James Ransome. Cloud computing: implementation, management, and security[M]. USA, Florida: CRC Press, 2009.
- [3] Clark C, Fraser K, Hand S, et al. Live migration of virtual machines[C]// Proc. of NSDI'05. Berkeley, CA, USA, 2005: 273-286.
- [4] Sedayao J. Implementing and operating an internet scale distributed application using service oriented architecture principles and cloud computing infrastructure[C]// ii-WAS2008. Austria, 2008:417-421.
- [5] Paul Pocatilu, Felician Alecu, Marius Vettrici. Using cloud computing for E-learning systems[C]//Proceedings of the 8th WSEAS international conference on Recent Advances on Data Networks, Communications, Computers. UK: Cambridge, 2009.
- [6] Nurmi D, Wolski R, Grzegorzczak C, et al. Eucalyptus: a technical report on an elastic utility computing architecture linking your programs to useful systems[R]. California, UCSB Computer Science. 2008.
- [7] Siebenlist F. Challenges and opportunities for virtualized security in the clouds[C]// SACMAT '09: Proceedings of the 14th ACM symposium on access control models and technologies. USA, ACM, New York, 2009:1-2.
- [8] 房向明, 杨寿保, 郭磊涛, 等. 网格计算系统的安全体系结构模型研究[J]. 计算机科学, 2004, 31(7):63-65.

作者简介:

施珺 女, (1963-), 硕士, 副教授. 研究方向为数字化教育和云计算等.

(上接第23页)

参考文献:

- [1] Fox C. Segmentation of edge preserving gradient vector flow: an approach toward automatically initializing and splitting of snakes[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. America, 2005.
- [2] Chan T F, Vese L A. Active contours without edges[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(2):266-277.
- [3] Hou X, Zhang L. Saliency detection: a spectral residual approach[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Germany, 2007.
- [4] Chan T F, Sandberg B Y, Vese L A. Active contours without edges for vector-valued images[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2000(11):130-141.
- [5] 陆梯亮, 龚声蓉. 一种基于水平集的运动视频图像分割算法[J]. 微电子学与计算机, 2007, 24(7):105-107.
- [6] Itti L, Koch C. A saliency-based search mechanism for overt and covert shifts of visual attention[J]. Vision Research, 2000(40):1489-1502.
- [7] Harel J, Koch C, Perona P. Graph-based visual saliency[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2007(19):545-552.

作者简介:

高尚兵 男, (1981-), 博士研究生, 讲师, CCF 会员(E2000 16425). 研究方向为计算机视觉、模式识别.

严云洋 男, (1967-), 博士, 教授. 研究方向为图像处理和模式识别.

宗慧 (1980-), 硕士, 讲师. 研究方向为图像处理.