

几何活动轮廓模型中停止速度场的异性扩散*

何传江⁺, 唐利明

(重庆大学 数理学院, 重庆 400030)

Anisotropic Diffusion of Halting Speed Fields in Geometric Active Contour Model

HE Chuan-Jiang⁺, TANG Li-Ming

(College of Mathematics and Physics, Chongqing University, Chongqing 400030, China)

+ Corresponding author: Phn: +86-23-65105913, E-mail: chuanjianghe@sina.com, http://www.cqu.edu.cn

He CJ, Tang LM. Anisotropic diffusion of halting speed fields in geometric active contour model. Journal of Software, 2007,18(3):600-607. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/18/600.htm>

Abstract: Geometrical active contours (GAC) are used extensively in computer vision and image analysis, particularly to locate object boundaries. However, GAC-based segmentations have the drawbacks of long evolving time and boundary leaking. Because halting speed fields (HSF) in GAC models are typically not smooth enough in homogenous region, they are not able to make the active contour quickly move towards the desired object boundaries. On the other hand, the HSF don't really vanish along the object boundaries, thus the curve propagating can not stop on the object boundaries and continuously move into the object boundaries (boundary leaking). In this paper, an anisotropic diffusion model is therefore presented and then applied to the HSF in GAC model. This GAC-based segmentation with the diffused HSF can overcome the two drawbacks above. Experimental results on a synthetic image and two real world images show the improvements in terms of reducing both the segmentation time and boundary leaking, in comparison of GAC model with the original HSF.

Key words: image segmentation; boundary leaking; active contour model; halting speed field; anisotropic diffusion

摘要: 几何活动轮廓(GAC)模型广泛应用于计算机视觉和图像分析领域,特别是用于定位目标边界。然而,基于GAC模型的图像分割有演化时间长和边界泄漏两个缺点。一方面,停止速度场在同质区域一般不够平滑,这导致活动轮廓不能快速演化到希望的目标边界;另一方面,停止速度场在目标边界上不为0,导致活动轮廓不能停止于目标边界,活动轮廓继续演化进入目标边界内(边界泄漏)。针对这两个问题,提出了一种对停止速度场进行各向异性扩散的方法。它基于提出的各向异性扩散模型,然后把各向异性扩散后的停止速度场应用于GAC模型进行图像分割。实验结果表明:对1幅合成图像和2幅自然图像,该方法不仅减少了分割时间,在一定程度上也减少了边界泄漏问题。

关键词: 图像分割;边界泄漏;活动轮廓模型;停止速度场;各向异性扩散

中图法分类号: TP391 文献标识码: A

近年来,活动轮廓模型(active contour model)广泛应用于图像分割,得到了较好的实验效果。这种模型主要分为两类——参数活动轮廓模型^[1,2]和几何活动轮廓模型^[3,4]。

* Received 2006-01-06; Accepted 2006-05-22

参数活动轮廓模型的基本思想是:在图像的边界附近定义一条带有能量的闭合曲线,在曲线本身的内力和图像数据所构造的外力作用下,向着能量最小化的方向演化,最后收敛于图像的边界,此时,曲线具有最小的能量.但是,该模型有 3 个缺点:一是对初始曲线的位置比较敏感;二是由于能量泛函的非凸性,曲线在演化过程中容易陷入局部极小值点,使分割失败;三是曲线的拓扑结构在演化过程中不会发生改变.因此在原始模型中,图像中的每个目标物体都必须预先定义一条包围它的初始曲线,这样才能得到正确的分割结果^[5].这是一件麻烦而费时的的工作.

几何活动轮廓模型是基于曲线演化和水平集理论的方法,它将二维演化曲线隐含地表达为三维连续函数 $z=\phi(x,y,t)$ 的零水平集 $\{(x,y)|\phi(x,y,t)=0\}$,其中,水平集函数 $\phi(x,y,t)$ 定义为演化曲线的符号距离函数.基于水平集的曲线演化不是试图去跟踪演化后的曲线位置,而是遵循一定的规律,不断更新水平集函数,从而达到演化隐含其中的闭合曲线(零水平集)的目的.这种演化的优点是,水平集函数在演化过程中始终保持为简单函数,也能灵活地处理曲线拓扑结构的变化.然而,该方法容易出现边界泄漏(boundary leaking),而且演化时间较长.因此,如何减少边界泄漏以及加快演化速度已成为该领域的两个热点研究课题^[6-10].在减少边界泄漏方面,Sumengen 等人^[7]提出了基于边界流(Edgeflow)的测地活动轮廓模型,Tsai 等人^[9]提出了基于图像全局信息的 M-S 模型,Chan 等人^[10]提出了 C-V 模型;在减少分割时间方面,张红梅等人^[8]提出了基于几何活动轮廓模型的多尺度策略和多初始快速推进算法.

导致边界泄漏和演化时间长的原因很多,本文探讨其中的两个原因.我们知道,利用几何活动轮廓模型进行图像分割,演化速度的选取是十分关键的.一般情况下,演化速度由两部分构成:一是基于曲线本身几何性质(曲率、法向量等)的速度;二是耦合了图像信息的停止速度.在演化过程中,演化曲线以演化速度向内收缩或向外扩张,到达目标边界时,由停止速度控制的演化速度等于 0(理想状态),于是曲线停留在目标边界上.但是在实际应用中,演化速度在边界上通常不会等于 0,这样就使得先到达图像边界的曲线继续前进,进入到目标的内部,导致边界泄漏.对于自然图像,其梯度场在目标边界上一般是不均匀的,这导致停止速度场在目标边界上也是不均匀的.尤其在弱边界上,梯度值较小,导致停止速度较大,于是在弱边界处也会出现泄漏.此外,实验表明,由梯度控制的停止速度场在图像的同质区域内平滑程度通常不高,这导致演化曲线不能均匀、快速地穿过同质区域到达目标边界,从而增加了演化时间.

针对上述两个原因,本文提出一种对停止速度场进行各向异性扩散的方法,在一定程度上解决了演化时间长和边界泄漏的问题.对停止速度场进行各向异性扩散是要实现两个目标——平滑停止速度场的同质区域,同时锐化目标边界,这样可使停止速度在图像同质区域内变得更均匀,在边界上更接近于 0.于是,在利用几何活动轮廓模型进行图像分割时,利用各向异性扩散后的停止速度场可以期望实现:1) 演化曲线更快地穿过图像的同质区域到达目标边界,从而减少演化时间;2) 停止速度在边界上更接近于 0,演化曲线能够更好地停留在目标边界上,从而在一定程度上解决边界泄漏问题,检测出弱边界.

为了实现停止速度场同质区域的平滑和目标边界的锐化,本文提出了一个各向异性扩散模型.该扩散模型的两极端情形就是熟知的退化扩散模型和反热传导模型.

1 几何活动轮廓和停止速度场

设 $z=\phi(x,y,t)$ 是水平集函数,几何活动轮廓模型定义为^[3,4]

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = g(|\nabla G_{\sigma} \times I|) (v + \varepsilon k) |\nabla \phi| \quad (1)$$

其中, k 是水平集的曲率; $\varepsilon > 0$ 是权重系数, v 是常量速度; $g(|\nabla G_{\sigma} \times I|)$ 是耦合了图像信息的停止速度(G_{σ} 是标准差为 σ 的 Gauss 滤波器, $\nabla G_{\sigma} \times I(x,y)$ 是图像 $I(x,y)$ 经过 Gauss 滤波后的梯度),函数 g 通常选取为 $g(s)=(1+s)^{-m}$, $m=1,2$ (本文取 $m=1$).

在几何活动轮廓模型中,停止速度场 g 是定义在图像梯度场上的单减非负函数,其作用是当演化曲线到达目标边界时,使演化速度为 0,这样,曲线就停留在目标边界上.但是,根据停止速度场 g 的表达式,停止速度在目标边界处不会等于 0,而且在弱边界上停止速度还可能很大(接近于 1),这样,演化曲线先期到达目标边界(特别是

弱边界)的部分就容易进入目标的内部,产生边界泄漏.所以,只有目标和背景的对比度比较大的图像,并且在初始曲线定义合适的情况下(保证演化曲线几乎同时到达目标的边界),几何活动轮廓才能真正反映目标的边界.

针对边界泄漏问题,很多学者对原始几何活动模型(1)进行了某些改进.Yezzi^[11]提出了下面的测地活动轮廓模型(geodesic active contours):

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = g(|\nabla G_{\sigma} \times I|)(v + \varepsilon k)|\nabla \phi| + \nabla g \cdot \nabla \phi \quad (2)$$

该模型在原始模型的基础上增加了一项 $\nabla g \cdot \nabla \phi$.这一项实际上是向量 ∇g 在水平集法线方向上的投影,吸引曲线向目标边界演化.当曲线越过目标边界时, ∇g 改变方向, $\nabla g \cdot \nabla \phi$ 改变符号,从而曲线又被拉回到目标的边界.这个模型在一定程度上减少了边界泄漏,但是对于复杂边界和弱边界还有可能出现边界泄漏^[12].

在图像分割实验部分(见第3节),我们将引用模型(2).

2 对停止速度场的各向异性扩散

在本节中,我们首先提出一个各向异性扩散模型,对该模型的扩散效果(平滑与锐化)进行理论分析.然后应用该模型对测地活动轮廓模型的停止速度场进行各向异性扩散,实验研究权重系数的建议取值,以期实现两个目标:平滑同质区域,使停止速度场在同质区域中变得更均匀;锐化目标边界,使停止速度场在边界上更接近于0.

2.1 各向异性扩散模型

结合退化扩散方程和反热传导方程,我们提出下面的各向异性扩散模型:

$$\begin{cases} \frac{\partial u}{\partial t} = \alpha h(|\nabla u|) \operatorname{div} \left(\frac{\nabla u}{|\nabla u|} \right) |\nabla u| - \beta (1 - h(|\nabla u|)) \Delta u, & t \in [0, T] \\ u(x, y, 0) = u_0(x, y) \end{cases} \quad (3)$$

在方程的右端,第1项是平滑项,第2项是锐化项; $u_0(x, y)$ 为初始图像, $u(x, y, t)$ 为 t 时刻的扩散图像; $\alpha, \beta > 0$ 是权重系数; $h(s)$ 是单减的非负函数,满足:存在 $s_1, s_2 > 0$,使得

$$h(s) = \begin{cases} 1, & s < s_1 \\ 0, & s > s_2 \end{cases} \quad (4)$$

对于位于图像同质区域的点 (x, y) ,其邻域内的灰度变化比较平缓($|\nabla u(x, y)| < s_1$).由函数 $h(s)$ 的定义可知,此时 $h(|\nabla u|) = 1$,模型(3)转化为如下退化扩散模型:

$$\begin{cases} \frac{\partial u}{\partial t} = \alpha \operatorname{div} \left(\frac{\nabla u}{|\nabla u|} \right) |\nabla u|, & t \in [0, T] \\ u(x, y, 0) = u_0(x, y) \end{cases} \quad (5)$$

我们知道, u 的水平集(演化曲线) $C = \{(x, y) | u(x, y, t) = 0\}$ 的曲率为

$$k = \frac{u_{xx}u_y^2 - 2u_xu_yu_{xy} + u_{yy}u_x^2}{|\nabla u|^3} = \operatorname{div} \left(\frac{\nabla u}{|\nabla u|} \right)$$

模型(5)的方程变为 $u_t = \alpha k |\nabla u|$,从而 u 的水平集满足演化方程 $C_t = \alpha k \vec{N}$,其中 $\vec{N} = -\nabla u / |\nabla u|$ 是水平集的单位法向量.因此,模型(5)实际上是对 u 的水平集进行曲率演化(curvature evolution).因为曲率演化有平滑演化曲线的作用,所以,模型(5)是对初始图像 $u_0(x, y)$ 的同质区域进行平滑.此外,在局部坐标系下,下面的等式^[13]成立:

$$\operatorname{div} \left(\frac{\nabla u}{|\nabla u|} \right) |\nabla u| = \frac{\partial^2 u}{\partial \xi^2} \quad (6)$$

其中, $\xi = 1/|\nabla u|(-u_y, u_x)$.因此,模型(5)可以转化为如下定向扩散模型:

$$\begin{cases} \frac{\partial u}{\partial t} = \alpha \frac{\partial^2 u}{\partial \xi^2}, & t \in [0, T] \\ u(x, y, 0) = u_0(x, y) \end{cases}$$

它只在 ξ 方向上对初始图像 $u_0(x,y)$ 进行扩散.显然, ξ 正交于梯度 ∇u 的方向,从而平行于切线方向,因此它在梯度 ∇u 方向上不进行任何扩散.以上分析表明,模型(5)既能平滑同质区域,又能保持目标边界定位.

在目标边界上的点 (x,y) ,其邻域内的灰度变化通常较剧烈($|\nabla u(x,y)|>s_2$),由函数 $h(s)$ 的定义可知,此时 $h(|\nabla u|)=0$,模型(3)转化为反热传导模型:

$$\begin{cases} u_t = -\beta \Delta u, & t \in [0, T] \\ u(x, y, 0) = u_0(x, y) \end{cases} \quad (7)$$

对于目标边界的灰度明显大于或小于其邻域像素点灰度的图像(如停止速度场,详见下节),反热传导模型(7)对目标边界有较好的锐化效果.事实上,反热传导方程 $u_t = -\beta \Delta u$ 可以离散化为差分格式求解,其形式为

$$u_s^{t+1} = u_s^t - \frac{\beta}{|n_s|} \sum_{p \in n_s} \nabla u_{s,p}^t \quad (8)$$

其中, u_s^{t+1} 表示在 $t+1$ 次迭代时像素点 s 的灰度值; n_s 表示像素点 s 的邻域, $|n_s|$ 代表邻域像素点的个数; 梯度 $\nabla u_{s,p}^t = u_p^t - u_s^t, p \in n_s$. 根据式(8),我们有

$$\begin{aligned} u_s^{t+1} &= u_s^t - \frac{\beta}{|n_s|} \sum_{p \in n_s} \nabla u_{s,p}^t = u_s^t - \frac{\beta}{|n_s|} \sum_{p \in n_s} (u_p^t - u_s^t) = u_s^t - \frac{\beta}{|n_s|} \sum_{p \in n_s} u_p^t + \beta u_s^t, \\ u_s^{t+1} - u_s^t &= \beta \left(u_s^t - \frac{1}{|n_s|} \sum_{p \in n_s} u_p^t \right) \end{aligned} \quad (9)$$

若在图像中像素点 s 处的初始灰度值 $u_s^0 > \frac{1}{|n_s|} \sum_{p \in n_s} u_p^0$ (邻域像素点的灰度平均值),则根据式(9),有

$$u_s^1 > u_s^0, \quad u_s^2 - u_s^1 = \beta \left(u_s^1 - \frac{1}{|n_s|} \sum_{p \in n_s} u_p^1 \right) > \beta \left(u_s^0 - \frac{1}{|n_s|} \sum_{p \in n_s} u_p^0 \right) > 0 \quad (10)$$

归纳地, $u_s^{t+1} > u_s^t$. 类似地,若像素点 s 处的灰度值小于其邻域像素点的灰度平均值,则 $u_s^{t+1} < u_s^t$. 这些结论表明,对于初始图像灰度值大于(小于)其邻域像素点灰度均值的像素点,随着扩散的进行,其像素灰度值会越来越变大(小).因此,对于目标边界的灰度明显大于或小于其邻域像素点灰度的图像,反热传导模型对目标边界有较好的锐化效果.

根据上述理论分析,对于停止速度场那样的图像,本节提出的各向异性扩散模型可以实现本文开始部分中提出的两个目标——平滑图像的同质区域及锐化目标边界.我们做了大量实验,结果都验证了上述分析的正确性,这里仅报告其中的一个实验结果.图 1(a)是原始图像(Cup 图像的停止速度场的可视化图像),可以看出,目标(杯子)边界的灰度值明显小于其邻域像素点的平均灰度值;图 1(b)是利用反热传导模型(7)扩散的结果,显然,目标边界得到较好锐化;图 1(c)是利用退化扩散模型(5)扩散的结果,显然,图像被平滑,但目标边界也变得模糊;图 1(d)是利用各向异性扩散模型(3)扩散的结果(权重系数 $\alpha=0.7, \beta=0.01$),显然,图像的同质区域得到平滑,目标边界变得更加清晰.

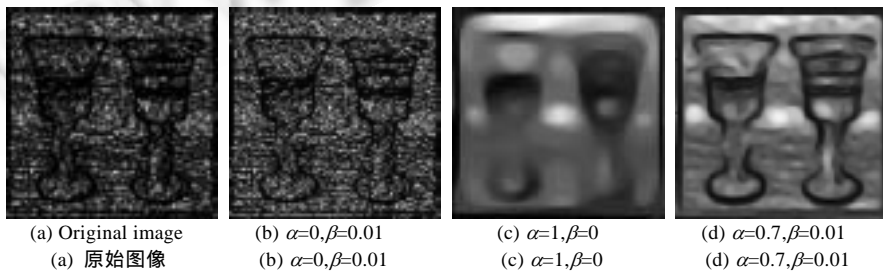


Fig.1 Comparison of experimental results

图 1 实验结果对比

2.2 对停止速度场的各向异性扩散

本节中,停止速度场被看成是一幅图像.下面,我们利用各向异性扩散模型(3)对测地活动轮廓模型(2)中的停止速度场进行各向异性扩散.设 I 是待分割的图像,在模型(3)中选择初始停止速度场为 $u_0(x,y)=g(|\nabla G_\sigma \times I|)$,即原始测地活动轮廓模型(2)中的停止速度场,这里, $g(s)=1/(1+s)$.为简单计,我们直接用 $g(s)$ 近似模型(3)中的 $h(s)$.

在各向异性扩散模型(3)中,权重系数 α 和 β 的作用是调整平滑和锐化的比例,其不同取值控制了该模型平滑或锐化的力度.下面,我们实验研究权重系数的建议取值.

根据式(9),传导系数 β 的值决定了反热传导模型(7)的扩散(锐化)速度, β 的值越大, u'_t 增加(或减少)的速度越快.图 2 给出了对 Cup 图像的停止速度场利用反热传导模型扩散后的可视化图像($\beta=0.01$),图 2(b)~图 2(d)分别对应于不同演化时间的扩散结果.不难看出,开始时(时间参数 $t \leq 15$)目标边界被锐化,但是随着时间的推移,灰度变化不大的地方也会被锐化,目标边界渐渐消失.当 $t=35$ 时,目标边界基本消失(对其他图像也有类似情况).因此,为了不使目标边界较快消失,传导系数 β 应该取较小的值.通过大量的实验,我们建议 $\beta=0.01$ (左右),对应的时间参数 $t=10$ (左右).

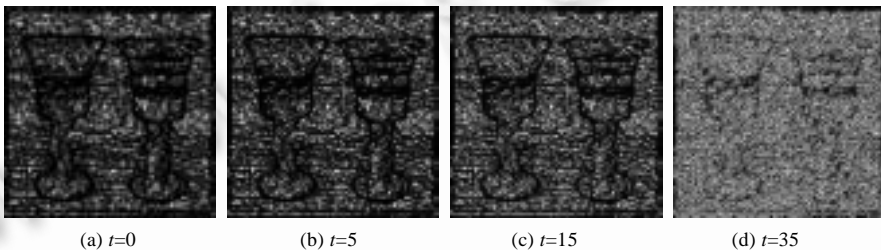


Fig.2 Visualized images of the HSFs, which are diffused by inverse heat conduction model ($\beta=0.01$)

图 2 停止速度场反热传导扩散后的可视化图像($\beta=0.01$)

另一方面,退化扩散模型(5)应用于停止速度场的实验表明,当系数 $\alpha=1$ 时,时间参数 t 大于 5 后的平滑效果基本看不出差别(趋于稳定).限于篇幅,这里仅仅给出对 Cup 图像的实验结果:图 3 给出了利用模型(5)对 Cup 图像的停止速度场进行扩散后的可视化图像($\alpha=1$),图 3(b)~图 3(d)分别对应于不同演化时间的扩散结果.显然,时间参数 t 小于 5 时,图像平滑较快;当时间参数 t 大于 5 后,平滑效果基本看不出差别,趋于稳定.

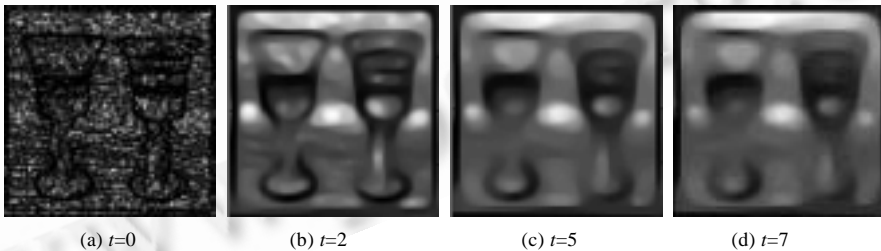


Fig.3 Visualized images of the HSFs, which are diffused by degenerate diffusion model ($\alpha=1$)

图 3 停止速度场退化扩散后的可视化图像($\alpha=1$)

显然,模型(3)的平滑或锐化效果是由模型(5)的平滑效果和模型(7)的锐化效果共同决定的.因此,为了实现各向异性扩散的两个目标——平滑停止速度场的同质区域以及锐化目标边界,必须选择合适的权重系数 α 和 β .前面已建议 $\beta=0.01$ (左右),因此设定 $\beta=0.01$ 来确定 α 的取值范围,对不同图像的实验表明, $0.1 \leq \alpha \leq 1$ 较为适宜(对应的时间参数 $t=10$ (左右)).我们以 Rice 图像为实验对象来验证这一点.图 4(a)是 Rice 原始图像,图 4(b)是初始停止速度场的可视化图像,图 4(c)~图 4(d)是初始停止速度场各向异性扩散后的可视化图像(分别对应于 $\alpha=1$ 和 $\alpha=0.1$).从图 4(c)可以看出, $\alpha=1$ 时,停止速度场的同质区域得到很好的平滑,但部分边界也被平滑掉.图 4(d)表明, $\alpha=0.1$ 时,停止速度场的目标边界得到很好的锐化,但同质区域的平滑效果不如图 4(c).因此,对于 Rice 图像,

权重系数 α 应取介于 0.1~1 之间的值.

上述实验也表明: α 小,同质区域的平滑效果差; α 大,同质区域的平滑效果好.因此,对于边界较复杂的图像,可以降低平滑力度(突出边界锐化),这时, α 取小值(如 Rice 图像,取 $\alpha=0.1$ 就可得到较好的效果,如图 4(d)所示);对于边界较简单的图像,可以增强平滑力度(突出同质区域的平滑), α 取较大值,如 Cup 图像,取 $\alpha=0.7$ 得到较好的效果(从图 4(g)可以看出,停止速度场的同质区域得到较好平滑,边界虽然也被稍微平滑,但仍然保持了较高的清晰度).

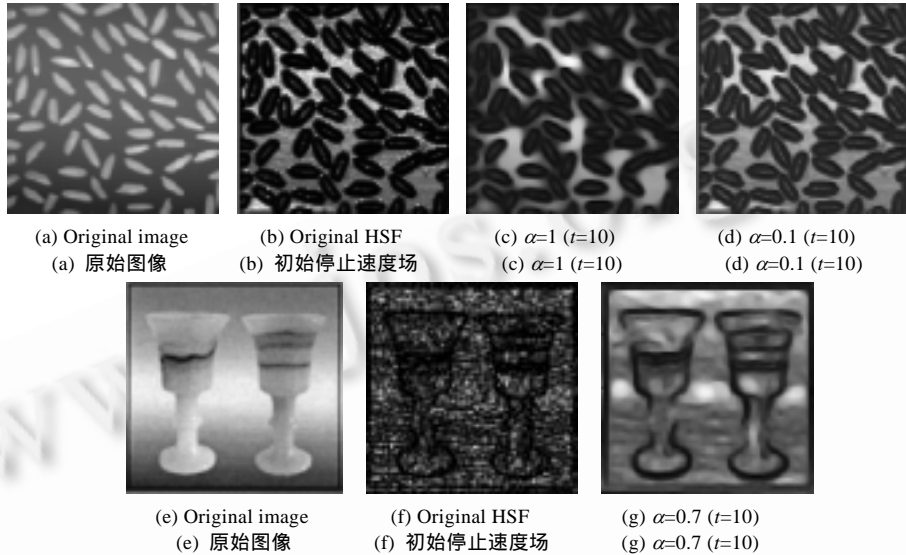


Fig.4 Visualized images of the HSFs, which are diffused by anisotropic diffusion model

图 4 停止速度场各向异性扩散后的可视化图像

3 分割实验

本节选择 3 幅图像——1 幅含有随机噪声的人造图像和 2 幅自然图像为实验对象,分别用两种方法对其中的目标进行分割,并比较分割效果和分割时间.两种方法都是基于测地活动轮廓模型(2),唯一的区别在于是否对停止速度场进行各向异性扩散.

实验平台是操作系统为 Windows XP 的 PC(赛扬 1.5G CPU/192M 内存),程序用 MATLAB 编写.实验中,模型(2)中的参数选择为 $v=1.2, \epsilon=1$,模型(3)中的权重系数 $\beta=0.01$ (建议值);数值计算时,空间步长 $\Delta x=\Delta y=1$;为了满足 CFL 条件(差分格式收敛的必要条件),我们定义时间步长 $\Delta t=1/F_{max}$,其中, F_{max} 为每步迭代时的最大演化速度.在演化过程中,对水平集函数的计算,我们采用三阶基本无振荡差分格式(EON3),重新初始化水平集函数的计算采用二阶基本无振荡差分格式(EON2).在迭代时,水平集每更新 10 次重新初始化水平集函数 1 次.

实验 1. 人造图像的分割.

图 5(a)是本文合成的尺寸为 128×128 含有随机噪声的人造图像(不含圆圈),其边界较平滑,根据第 2.2 节的结论,权重系数 α 可以取大些,以突出同质区域的平滑(实验中取 $\alpha=0.9$).图 5(b)是初始停止速度场的可视化图像,图 5(c)是停止速度场各向异性扩散后的可视化图像(时间参数 $t=10$),图 5(d)是采用初始停止速度场(未经各向异性扩散)的分割结果,演化时间为 634.9s.图 5(e)是采用各向异性扩散后的停止速度场的分割结果,演化时间为 128.9s.不难看出,图 5(e)和图 5(d)几乎没有任何差别,但本文方法的演化时间减少了 80%.这表明,对于图 5(a)所示的图像,本文的方法在不降低分割质量的前提下,使分割时间大为减少.

实验 2. 自然图像的分割.

图 6(a)是尺寸为 128×128 含有阴影的自然图像(Ball 图像,不含圆圈),其边界较平滑,根据第 2.2 节的结论,

权重系数 α 可以取大些,以突出同质区域的平滑(实验中取 $\alpha=0.8$).图 6(b)是初始停止速度场的可视化图像,图 6(c)是停止速度场各向异性扩散后的可视化图像(时间参数 $t=10$),图 6(d)是采用初始停止速度场(未经各向异性扩散)的分割结果,演化时间为 108.8s.图 6(e)是采用各向异性扩散后的停止速度场的分割结果,演化时间为 51.3s.不难看出,图 6(e)和图 6(d)几乎没有任何差别,但本文方法的演化时间减少了 50%.这个实验和实验 1 表明,对于边界平滑的图像(如 Ball 图像和前面的人造图像),本文的方法在不降低分割质量的前提下,分割时间至少减少 50%.

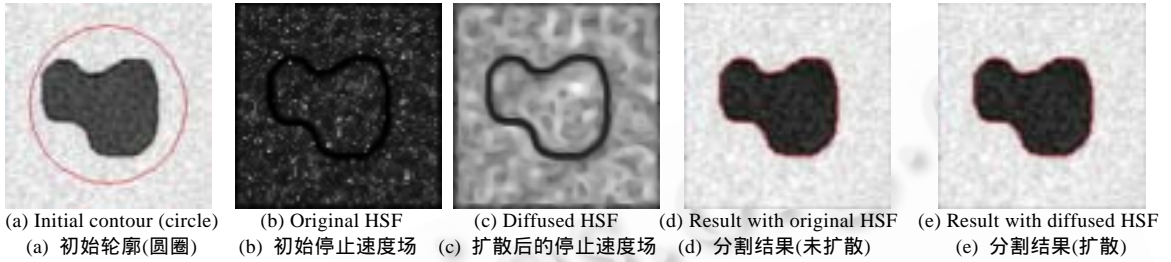


Fig.5 The segmentation results of synthetic image
 图 5 人造图像的分割结果

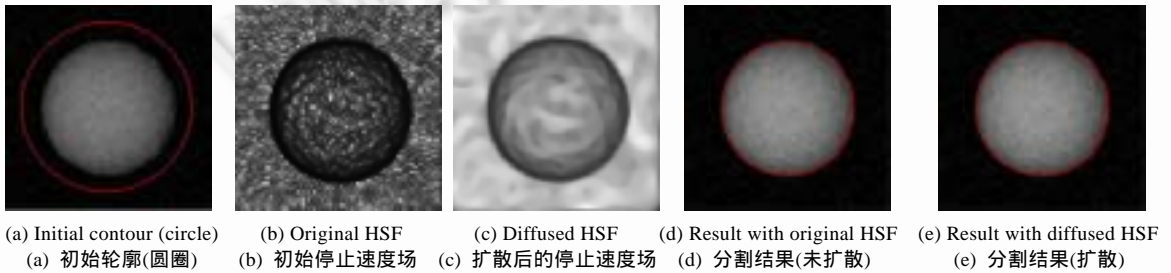


Fig.6 The segmentation results of ball image
 图 6 Ball 图像的分割结果

图 7(a)是尺寸为 128×128 单细胞图像(不含圆圈),边界较复杂且含有弱边界(目标左上角),根据第 2.2 节的结论,权重系数 α 应该取小些,以突出边界的锐化(实验中取 $\alpha=0.3$).图 7(b)是初始停止速度场的可视化图像,图 7(c)是停止速度场各向异性扩散后的可视化图像($t=10$),图 7(d)是采用初始停止速度场(未经各向异性扩散)的分割结果,演化时间为 621.4s.从图 7(d)可以看出,在细胞的左上角出现了边界泄漏现象,且分割曲线比较粗糙(边界附近的演化速度不均匀造成).图 7(e)是采用各向异性扩散后的停止速度场的分割结果,演化时间为 175.1s.不难看出,不仅细胞左上角的弱边界被检测出来(避免了边界泄漏),且分割曲线较平滑,而且演化时间减少了 70%.这表明,对于边界较复杂且含有弱边界的图像,本文的方法既能检测出弱边界,也能使分割时间大为减少.

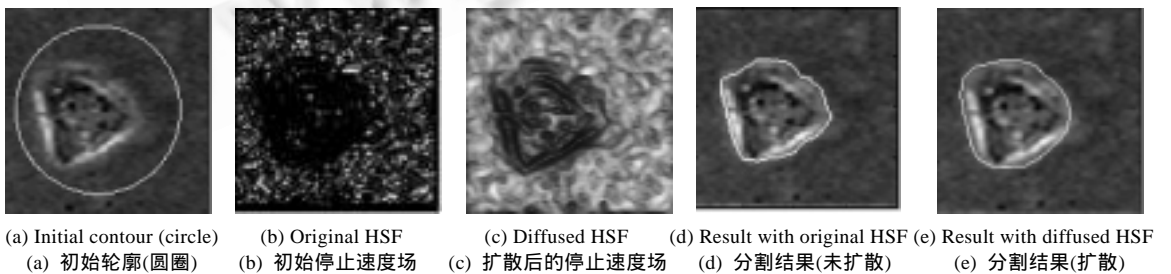


Fig.7 The segmentation results of unicellular image
 图 7 单细胞图像的分割结果

4 结 论

针对基于 GAC 模型的图像分割方法存在演化时间长和边界泄漏的问题,本文提出一种在 GAC 模型中对停止速度场进行各向异性扩散的方法.它基于文中提出的各向异性扩散模型.该方法能够较好地实现期望的目标:平滑停止速度场的同质区域,从而演化曲线均匀迅速地穿过图像的同质区域到达目标边界,减少了分割时间;同时锐化了目标边界,使得停止速度在边界上更接近于 0,演化曲线能够更好地停留在目标边界上,从而在一定程度上解决了边界泄漏问题,检测出弱边界.实验结果表明,这种方法相对于传统的测地活动轮廓模型,可以减少分割时间 50% 以上,同时也能部分地解决边界泄漏问题,检测出弱边界.

应该指出,为简单起见,我们直接用 $g(s)=1/(1+s)$ 近似式(4)中定义的 $h(s)$.显然,这种近似过于粗糙,自然会影响实验效果.如何选择更好的函数来近似函数 $h(s)$,以实现更好的分割效果呢?我们将继续研究这个问题.

References:

- [1] Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: Active contour models. *International Journal of Computer Vision*, 1988,1(4):321-331.
- [2] Li PH, Zhang TW. Review on active contour model (snake model). *Journal of Software*, 2000,11(6):751-757 (in Chinese with English abstract).
- [3] Malladi R, Sethian JA, Vemuri BC. Shape modeling with front propagation: A level set approach. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine intelligence*, 1995,17(2):158-175.
- [4] Caselles V, Kimmel R, Sapiro G. Geodesic active contours. *International Journal of Computer Vision*, 1997,22(1):61-79.
- [5] Li CM, Liu J, Fox MD. Segmentation of external force field for automatic initialization and splitting of snakes. *Pattern Recognition*, 2005,38:1947-1960.
- [6] Deng JW, Tsui HT. A fast level set method for segmentation of low contrast noisy biomedical images. *Pattern Recognition Letters*, 2002,23(1):162-169.
- [7] Sumengen B, Mnajunath BS, Kenney C. Image segmentation using curve evolution. In: *Proc. of the Conf. on Record of the 35th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, Vol 2. 2001. 1141-1145. <http://ieeexplore.ieee.org/iel5/7744/21273/00987670.pdf?isnumber=&arnumber=987670>
- [8] Zhang HM, Bian ZZ, Guo YM, Ye M. An efficient approach to extraction of region of interest. *Journal of Software*, 2005,16(1):77-88 (in Chinese with English abstract). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/16/77.htm>
- [9] Tsai A, Yezzi A, Willsky AS. Curve evolution implementation of the mumford-shah functional for image segmentation, denoising, interpolation, and magnification. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2001,10(8):1169-1186.
- [10] Chan TF, Vese LA. Active contours without edges. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2001,10(2):266-277.
- [11] Yezzi A, Kichenassamy S, Kumar A, Olver P, Tannenbaum A. A geometric snake model for segmentation of medical imagery. *IEEE Trans. on Medical Imaging*, 1997,16(2):199-209.
- [12] Siddiqui K, Lauriere YB, Tannenbaum A, Zucker SW. Area and length minimizing flows for shape segmentation. *IEEE Trans. on Image Processing*, 1998,7(3):433-443.
- [13] Alvarez L, Lions PL, Morel JM. Image selective smoothing and edge detection by nonlinear diffusion. *SIAM Journal on Numerical Analysis*, 1992,29(3):845-866.

附中文参考文献:

- [2] 李培华,张田文.主动轮廓线模型(蛇模型)综述. *软件学报*,2000,11(6):751-757.
- [8] 张红梅,卞正中,郭佑民,叶敏.感兴趣区域高效提取算法. *软件学报*,2005,16(1):77-88. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/16/77.htm>



何传江(1964 -),男,贵州遵义人,博士,教授,主要研究领域为偏微分方程,分形理论,计算机图像处理.



唐利明(1979 -),男,硕士,主要研究领域为偏微分方程图像处理.