

用于图像分割的自适应距离保持水平集演化^{*}

何传江¹⁺, 李梦¹, 詹毅²

¹(重庆大学 数理学院, 重庆 400030)

²(四川大学 计算机学院, 四川 成都 610065)

Adaptive Distance Preserving Level Set Evolution for Image Segmentation

HE Chuan-Jiang¹⁺, LI Meng¹, ZHAN Yi²

¹(College of Mathematics and Physics, Chongqing University, Chongqing 400030, China)

²(College of Computer, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

+ Corresponding author: E-mail: chuangjianghe@sina.com

He CJ, Li M, Zhan Y. Adaptive distance preserving level set evolution for image segmentation. *Journal of Software*, 2008,19(12):3161–3169. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/19/3161.htm>

Abstract: The distance preserving level set method proposed by Li et al. has many advantages over the traditional variational level set methods. However, it has the disadvantage of requiring the initial curve to surround (let in or keep out) the objects to be detected. In this paper, an adaptive distance preserving level set method is proposed, in which the initial curve is no longer required to surround (let in or keep out) the objects to be detected, i.e., the initial curve can be anywhere in the image. The proposed method can detect certain object boundaries, for which the original method is not applicable. E.g. it can automatically detect interior and exterior contours of an object and edges of multi-objects, starting with only one initial curve whose position is anywhere in the image. Moreover, active contours can move into boundary concavities and perform better in the presence of weak boundaries. The proposed method has been applied to synthetic and real images of different object boundaries with promising results.

Key words: image segmentation; geometric active contour model; level set method; distance preserving level set method; partial differential equation

摘要: Li 等人提出的距离保持水平集方法有传统变分水平集方法不具备的许多优点,然而,它有初始曲线必须包围目标物体或完全置于目标物体内部或外部的缺点.提出一种自适应距离保持水平集方法,它无须初始曲线包围目标物体或完全置于目标物体内部或外部,即初始曲线可以置于图像的任何地方.它能够解决原方法所不能解决的一些图像分割问题,例如,能够从任意选取的一条初始曲线出发自动检测目标物体的内外轮廓,检测多目标物体以及深度凹陷区域的边缘,并能较好地提取目标物体的弱边界.对几幅具有不同目标边界形态的合成图像和自然图像进行了实验,结果都取得了预期的分割效果.

关键词: 图像分割;几何活动轮廓模型;水平集方法;距离保持水平集方法;偏微分方程

^{*} Supported by the Natural Science Foundation Project of CQ CSTC of China under Grant No.2007BB2123 (重庆市科委自然科学基金)

Received 2007-05-23; Accepted 2007-10-12

中图法分类号: TP391

文献标识码: A

几何活动轮廓模型是为了解决图像处理和计算机视觉领域广泛存在的图像分割问题而提出来的,目前,其研究方兴未艾^[1,2].

几何活动轮廓模型基于曲线演化理论和水平集方法^[3-5].其基本思想是:把演化曲线(活动轮廓)隐含地表示为一个更高维函数(称为水平集函数,定义为演化曲线的符号距离函数)的零水平集,水平集函数在一个偏微分方程(演化方程)的控制下进行演化,直到零水平集演化到图像的目标边界为止.这种演化有许多优点,例如,水平集函数在演化过程中始终保持为固定格点上的函数(这便于设计有效的数值计算方案),能够自动而灵活地处理零水平集拓扑结构的变化(如断裂、合并),等等.

尽管几何活动轮廓模型有许多优点,但是它也有两个主要缺点:1) 为了保证水平集演化稳定、有效地进行,水平集函数在演化过程中必须始终保持近似于符号距离函数(尤其在零水平集的附近),因此不得不周期性地重新初始化水平集函数.反复初始化不仅费时(使演化速度变慢),而且数值误差使零水平集定位不准;2) 水平集演化的数值实现需要采用一种特殊的有限差分——逆向(upwind)有限差分方法,这种差分方法复杂性高,计算量大.

Li 等人提出了无须重新初始化的水平集演化方法^[6],或称为距离保持水平集演化^[7],完全克服了传统几何活动轮廓模型的上述缺点,是传统水平集方法的重大突破.与传统方法不同,该方法在能量泛函中添加了一项内部能量泛函,主要用来纠正水平集函数与符号距离函数的偏差,因此无须在演化过程中再周期性地初始化水平集函数.此外,该方法可以采用简单的有限差分法和较大的时间步长求解相应的偏微分方程,极大地提高了水平集演化的速度.然而,这种方法仍然存在明显的缺点:1) 演化曲线只能沿着一个方向(向内或向外)演化,不能根据图像信息自主决定向内还是向外运动,必须人为地选择初始轮廓的运动方向.这就决定了初始曲线不能任意选择,必须包围目标边界或在目标边界内部或外部.因此,这种方法未能解决演化曲线的自适应运动和对初始位置敏感的问题.2) 外部能量泛函的权系数 v 是常数,不能根据图像信息自适应地调整符号和大小,因此,零水平集不能检验物体的多层轮廓以及狭窄深度凹陷区域的边界,对多个目标物体的边缘检测存在明显的局限性.3) 控制演化停止的停止速度函数收敛于 0 的速度太慢,造成弱边界处仍然可能具有较大的演化速度.4) 数值实现时采用的正则化 Dirac 函数有紧支集,这决定了演化方程的控制作用是局部的,因而限制了活动轮廓捕获目标物体边界的能力.

针对距离保持水平集方法^[6]的上述缺点,本文提出一种自适应距离保持水平集演化方法.与原方法的不同之处在于:1) 引入图像相依的权系数 $v(I)$ 代替常值权系数.一方面,权系数 $v(I)$ 能够根据图像信息自适应地改变符号,这使得零水平集能够根据图像性质自适应地决定向内还是向外运动,克服了演化曲线对初始位置的依赖,从而可以在任何位置定义初始曲线;另一方面,权系数 $v(I)$ 能够根据图像信息自适应地调整大小,这极大地提高了零水平集检验多层轮廓的能力,也提高了零水平集对深度凹陷区域里的目标以及多目标的捕获能力.2) 采用了新的停止速度函数,这极大地提高了零水平集检测弱边界的能力,同时也加快了零水平集的演化速度.3) 数值实现时,采用了支集为 $(-\infty, +\infty)$ 的正则化 Dirac 函数,这决定了演化方程的控制作用是全局的,从而获得能量泛函的全局最小,进一步提高了活动轮廓捕获目标边界的能力.

1 距离保持水平集演化

1.1 方法简介

距离保持水平集方法^[6]在传统方法的能量泛函中添加了一项内部能量泛函,主要用来纠正水平集函数与符号距离函数的偏差,从而实现了水平集函数在演化过程中不需要再次初始化的目标.具体来说,文献[6]考虑了如下的能量泛函:

$$E(\phi) = \mu P(\phi) + E_m(\phi) \quad (1)$$

其中,

$$P(\phi) = \frac{1}{2} \int_{\Omega} (|\nabla \phi| - 1)^2 dx dy \quad (2)$$

是水平集函数 ϕ 的内部能量泛函(Ω 是图像区域),它定量地表示了水平集函数偏离符号距离函数的程度,用来纠正水平集函数与符号距离函数的偏差, $\mu > 0$ 是其权系数; $E_m(\phi)$ 是某种外部能量泛函,用来驱使零水平集向着图像中的目标边界运动,其定义为

$$E_m(\phi) = \lambda L_g(\phi) + \nu A_g(\phi) = \lambda \int_{\Omega} g(\nabla I) \delta(\phi) |\nabla \phi| dx dy + \nu \int_{\Omega} g(\nabla I) H(-\phi) dx dy \quad (3)$$

其中, $\lambda > 0$ 和 ν 为常数, $\delta(x)$ 和 $H(x)$ 分别是一维 Dirac 函数和 Heaviside 函数, $g(s) = (1 + s^2)^{-1}$, $I(x,y)$ 为图像函数.

对应于能量泛函 $E(\phi)$,通过极小化这个泛函,得到控制水平集演化的偏微分方程:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \mu \left[\Delta \phi - \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \right] + \lambda \delta(\phi) \operatorname{div} \left[g(\nabla I) \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right] + \nu g(\nabla I) \delta(\phi) \quad (4)$$

为了数值求解上述方程,文献[6]采用了式(5)定义的正则化 Dirac 函数 $\delta_{\varepsilon}(x)$ 代替广义函数 $\delta(x)$,并采用简单的有限差分法,而且允许选取较大的时间步长 τ (例如, $\tau=5.0$).

$$\delta_{\varepsilon}(x) = \begin{cases} \frac{1}{2\varepsilon} \left[1 + \cos \left(\frac{\pi x}{\varepsilon} \right) \right], & |x| \leq \varepsilon \\ 0, & |x| > \varepsilon \end{cases} \quad (5)$$

在传统方法中,水平集函数 ϕ 必须初始化为符号距离函数.与此不同,文献[6]的方法不仅不需要水平集函数在演化过程中的反复初始化,而且水平集函数也不必是符号距离函数.文献[6]定义的初始化函数为

$$\phi(0, x, y) = \begin{cases} -\rho, & (x, y) \in \omega \\ 0, & (x, y) \in \partial \omega \\ \rho, & (x, y) \in \Omega \setminus \omega \end{cases} \quad (6)$$

其中, ω 是 Ω 的开子集, $\rho > 0$ 是常数.

1.2 进一步分析

在传统几何活动轮廓模型中,水平集函数在演化过程中必须始终保持近似于符号距离函数(尤其在零水平集的附近),这样才能保证水平集演化的稳定性和结果的有效性.我们知道,符号距离函数有如下性质^[8]:1) 满足 $|\nabla \phi|=1$;2) 满足 $|\nabla \phi|=1$ 的函数 ϕ 一定可以表示为一个符号距离函数与一个常数之和.因此,内部能量泛函 $P(\phi)$ 定量地表示了水平集函数偏离符号距离函数的程度,对其极小化可以有效防止水平集函数偏离符号距离函数,从而免去了水平集函数在演化过程中反复初始化.

水平集演化的实质就是利用图像特征控制演化曲线向能量泛函最小化的方向运动.外部能量泛函 $E_m(\phi)$ 最小化的结果:一方面使零水平集的加权长度 $L_g(\phi)$ 向最小化方向运动,使零水平集逐渐变得平滑,并减少尖点、角点、奇异点的产生;另一方面使加权面积 $A_g(\phi)$ 向最小化($\nu > 0$)或者最大化($\nu < 0$)方向运动,使零水平集收缩($\nu > 0$)或者扩张($\nu < 0$),从而获取目标物体的轮廓.

权系数 ν 在距离保持水平集方法中也起着至关重要的作用.一方面,它的符号决定了零水平集的演化方向,使零水平集收敛于正确的目标边界:若初始曲线包围目标物体,则需要零水平集向内收缩,这就要求权系数 $\nu > 0$;若初始曲线位于目标物体内部(或外部),则需要零水平集向外扩张(或先扩展后收缩),这就要求权系数 $\nu < 0$.另一方面,因为权系数 ν 是常数, $\nu \int_{\Omega} g(\nabla I) H(-\phi) dx dy = \int_{\Omega} \nu g(\nabla I) H(-\phi) dx dy$,这说明权系数 ν 改变了停止速度函数的幅值,从而在一定程度上决定了零水平集捕获目标物体多层轮廓的能力.后文图2的结果说明了这一点:当 $\nu=1.5$ 时,零水平集只能检验目标物体的外轮廓(后文图2(c));当 $\nu=6.5$ 时,零水平集能够检验部分内轮廓,但同时产生了外边界的泄漏(后文图2(d)).

下面,我们分析距离保持水平集方法的一些不足之处.

首先,距离保持水平集方法缺乏方向和大小的自适应性.权系数 ν 不但决定了零水平集的演化方向,也改变

了停止速度函数的幅值.然而, v 是预设常数,因而演化过程缺乏方向和大小的自适应性,这极大地限制了这种方法灵活处理复杂问题的能力:一方面, v 的符号一旦被确定,活动轮廓就只能沿着一个方向演化(单方向运动流),这就要求特定的初始化步骤,即初始化曲线必须把目标物体包围或在目标物体内部(或外部),否则就会产生错误的边界或根本提取不到任何边界.对于有些图像,目标物体的某些部分超出了图像的边界,初始曲线无论如何放置,都无法满足包围目标物体或位于目标物体内部或外部的要求,从而不能正确提取目标物体边缘;另一方面, v 的值一旦被确定,其大小在零水平集演化过程中始终不能自适应地改变,这就使得零水平集在捕获图像多层轮廓以及不发生边界泄漏方面陷入两难.在后文图 2 中,当 $|v|$ 较小时,只能提取物体的外轮廓;当 $|v|$ 较大时,虽然提取了部分内轮廓,但产生了外边界的泄漏.

其次,停止速度函数 $g(s) = (1 + s^2)^{-1}$ 收敛于 0 的速度太慢,因此容易导致在弱边界处产生边界泄漏.我们知道,在几何活动轮廓模型中,演化曲线能否停留在目标边界上,关键是要由停止速度函数控制的演化速度近似为 0^[2].否则,先到达目标边界的演化曲线继续前进穿过目标边界,从而导致边界泄漏.然而,在目标边界处的梯度值通常并不是无限大,尤其是在弱边界上,梯度值可能还较小.这就不能保证演化速度接近于 0,尤其是在弱边界处,演化速度还可能较大.

第三,正则化 Dirac 函数的选择不够好.Dirac 函数 $\delta(x)$ 的出现决定演化方程(4)仅仅是作用于局部的.在数值实现中,文献[6]采用正则化 Dirac 函数(5)代替 Dirac 函数.但是,该正则化 Dirac 函数是具有紧支集的函数(支撑集为 $[-\varepsilon, \varepsilon]$),这就使得方程(4)仅仅作用于零水平集周围的少量水平集而不是全局,容易使演化曲线陷入局部最小,从而无法检测物体的内外轮廓、深度凹陷区域以及多目标物体的边界.

2 自适应距离保持水平集演化及数值实现

2.1 自适应距离保持水平集演化

在距离保持水平集方法中,权系数 v 是一个常数,这使得模型缺乏方向和大小的自适应性.为了解决这一问题,我们考虑引入可变权系数,它需要满足两个条件:1) 能够根据图像信息自动改变正、负符号,使零水平集能够自适应地选择其运动方向,从而克服对初始位置的依赖性;2) 能够根据图像信息自动改变大小,从而使零水平集有足够的捕获多层轮廓而又不致边缘泄露.

基于以上考虑,本文如下定义可变权系数:

$$v(I) = c \cdot \text{sgn}(\Delta G_\sigma \times I) |\nabla G_\sigma \times I| \quad (7)$$

其中, $I(x,y)$ 为图像函数, $\text{sgn}(\cdot)$ 是符号函数, G_σ 是标准差为 σ 的高斯滤波器, $\nabla G_\sigma \times I$ 是图像经过高斯滤波后的梯度, $\Delta G_\sigma \times I$ 为 Laplace 算子作用于高斯滤波后的图像的结果, $c > 0$ 是常数.

下面,我们对可变权系数 $v(I)$ 作一些分析.

1) 在图像内的边界处,二阶导数有一个非常重要的性质,即目标边界两侧二阶导数值符号相反.根据这个性质,对于活动轮廓在目标物体外的部分,有 $\Delta G_\sigma \times I > 0$, $\text{sgn}(\Delta G_\sigma \times I) > 0$, $v(I) > 0$,从而引导零水平集向内朝着目标物体演化,同时,对于活动轮廓在目标物体内的部分,有 $\Delta G_\sigma \times I < 0$, $\text{sgn}(\Delta G_\sigma \times I) < 0$, $v(I) < 0$,引导零水平集向外朝着目标物体演化.这就是说,零水平集能够根据当前位置自适应地决定向内还是向外运动,从而完全摆脱了演化曲线对初始位置的依赖,可以在任何位置定义初始曲线.

2) 权系数 $v(I)$ 的大小是由图像梯度决定的,因此,它能够依据图像信息自适应地调整大小.当零水平集运动到目标边缘附近时,梯度的模较大,导致 $v(I)$ 的绝对值也较大,这极大地提高了零水平集检验多层轮廓的能力,以及对深度凹陷区域与多目标物体边缘的捕获能力.

3) 在某种特定环境下,我们可能对目标物体的轮廓或细节需求不一样,式(7)中引入系数 c 就是用来控制不同环境对目标边缘的不同需求,如果需要提取多层轮廓或者较弱的边缘,可适当提高 c 的取值,一般在 1.8~5 之间(后文图 6(b)),但对噪声的敏感性相应增加;如果仅需要单层轮廓或者图像中一些主要目标的轮廓,则取较小的 c 值,一般在 1.0~1.8 之间(后文图 6(c)),但对噪声的敏感性相应减弱.

基于上面的分析,本文定义的能量泛函如下:

$$\begin{aligned}
 E(\phi) &= \mu p(\phi) + \lambda L_g(\phi) + \nu(I)A_g(\phi) \\
 &= \frac{1}{2} \mu \int_{\Omega} (|\nabla \phi| - 1)^2 dx dy + \lambda \int_{\Omega} g(\nabla I) \delta(\phi) |\nabla \phi| dx dy + \int_{\Omega} \nu(I) g(\nabla I) H(-\phi) dx dy
 \end{aligned} \tag{8}$$

最小化能量泛函 $E(\phi)$, 应用 Euler-Lagrange 方程, 并引入人工变量 t , 运用最速下降法, 即可得到本文方法的偏微分方程:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \mu \left[\Delta \phi - \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \right] + \lambda \delta(\phi) \operatorname{div} \left(g(\nabla I) \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) + \nu(I) g(\nabla I) \delta(\phi) \tag{9}$$

其水平集形式为

$$\phi_t = \mu [\Delta \phi - k] + \lambda \delta(\phi) \left(g(\nabla I) k + \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \cdot \nabla g \right) + \nu(I) g(\nabla I) \delta(\phi) \tag{10}$$

其中, $k = \operatorname{div}(\nabla \phi / |\nabla \phi|)$ 为演化曲线的曲率.

2.2 数值实现

与文献[6]不同, 本文采用指数函数 $g(s) = \exp(-s)$ 作为停止速度函数, 即在式(9)中, $g(\nabla I) = \exp(-|\nabla G \times I|/m)$, 其中, 常数 $m \in [2, 5]$. 本文选取 $m=4$.

对于停止速度函数 $g(s) = \exp(-s)$, 显然有 $g(s) \geq 0$, $g(0) = 1$ 和 $\lim_{s \rightarrow \infty} g(s) = 0$. 此外, 随着 s 的增大, 该函数收敛于 0 的速度大大快于函数 $g(s) = (1 + s^2)^{-1}$, 这就使得零水平集运动到目标边缘时, 演化速度迅速减少到 0, 从而避免或减少了边界泄漏. 后面的实验显示, 利用新的停止速度函数, 能够提取诸如血管之类的弱边界. 而且在活动轮廓运动的过程中, 该函数能够使零水平集保持较好的光滑性, 从而加快了演化速度.

在数值实现时, 文献[6]采用了式(5)定义的正则化 Dirac 函数. 该函数的支撑集为 $[-\varepsilon, \varepsilon]$, 这决定了演化方程的控制作用是局部的. 本文采用了如下的正则化 Dirac 函数来代替 Dirac 函数 $\delta(x)$:

$$\delta_{\varepsilon}(x) = \frac{1}{\pi} \cdot \frac{\varepsilon}{\varepsilon^2 + x^2}, \quad \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \delta_{\varepsilon}(x) = \delta(x) \tag{11}$$

因为函数 $\delta_{\varepsilon}(x)$ 的支撑集为 $(-\infty, +\infty)$, 所以方程(9)作用于整个水平集函数, 从而获得能量泛函的全局最小, 这进一步提高了零水平集检测多层轮廓的能力, 以及对深度凹陷区域与多目标物体边界的捕获能力. 本文实验选取 $\varepsilon=1.5$.

初始水平集函数定义与文献[6]定义一致(见式(6)), 且 $\rho=4$. 对图像边界作镜面反射处理.

采用中心差分方案, 方程(10)的离散形式为

$$\phi_{i,j}^{k+1} = \phi_{i,j}^k + \Delta t \cdot L(\phi_{i,j}^k) \tag{12}$$

其中, $L(\phi_{i,j}^k)$ 为方程(10)右边的差分离散形式. 本文算法是根据式(12)实现的.

3 分割实验

用实验验证本文方法: 1) 解决了活动轮廓的自适应运动和对初始位置敏感的问题; 2) 能够同时检验物体的内外轮廓、狭窄深度凹陷区域的边界以及多目标物体的边界; 3) 避免了在弱边界处易于发生的边界泄漏问题.

实验对象为 2 幅人造图像和 4 幅自然图像, 这些图像具有形态各异的目标边界.

实验参数的取值: 1) 本文方法: $\sigma=2.0, \mu=0.04, \lambda=8.2$, 时间步长 $\tau=5.0$; 2) 文献[6]方法: $\sigma=1.2, \mu=0.04, \lambda=5.0$, 时间步长 $\tau=5.0$ (源于文献[6]).

实验 1. 初始位置的任意性和演化方向的自适应性

图 1 给出了初始曲线在不同位置时两种方法的分割结果(图像为 128×128 含有随机噪声人造图像). 结果显示: 1) 采用本文方法, 初始曲线无论置于何处, 均能从不同方向自适应地收敛于目标物体边界, 正确提取出目标物体; 2) 采用文献[6]的方法, 只有当初始曲线完全包围目标物体时(图 1(a3)), 或完全在目标物体外时(图 1(b4)),

才能得到正确的分割结果.除此之外,无论 $v < 0$ 或 $v > 0$,该方法均不能正确提取出目标物体(图 1(c3~c4,d3~d4)).顺便指出,为了正确提取目标边界,本文方法需要 30~120 次迭代,文献[6]方法需要迭代 300~1 000 次,可见本文方法快 5 倍以上.

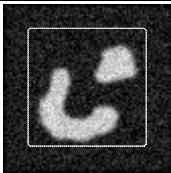
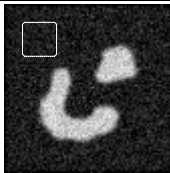
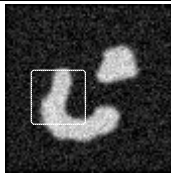
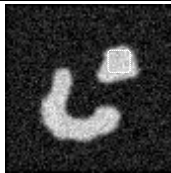
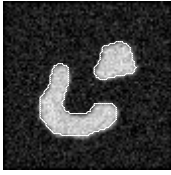



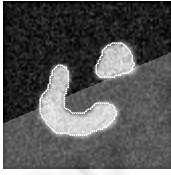

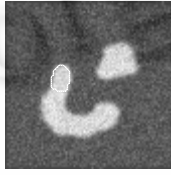

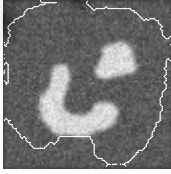
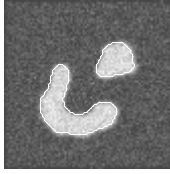


Initial contour		 (a1)	 (b1)	 (c1)	 (d1)
The proposed ($c = 2.0$)		 (a2) 120 iterations (a2) 迭代 120 次	 (b2) 50 iterations (b2) 迭代 50 次	 (c2) 30 iterations (c2) 迭代 30 次	 (d2) 30 iterations (d2) 迭代 30 次
The method in Ref.[6]	$v = 1.5$	 (a3) 300 iterations (a3) 迭代 300 次	 (b3) 20 iterations (b3) 迭代 20 次	 (c3) 500 iterations (c3) 迭代 500 次	 (d3) 2000 iterations (d3) 迭代 2000 次
	$v = -1.5$	 (a4) 70 iterations (a4) 迭代 70 次	 (b4) 1000 iterations (b4) 迭代 1000 次	 (c4) 2000 iterations (c4) 迭代 2000 次	 (d4) 2000 iterations (d4) 迭代 2000 次

Fig.1 Segmentation results of two methods with different initial contours

图 1 两种方法对应于不同初始曲线的分割结果

实验 2. 对目标物体内、外轮廓的检测

图 2 给出了大脑核磁共振图像(134×161)的实验结果,该图像含有轮廓复杂的大脑.实验表明:本文方法不仅能检验出复杂物体的内、外轮廓,还具有较强的处理凹陷区域的能力(图(2b)).同时,尽管初始轮廓完全包围目标物体,但是不论 v 取什么正值,文献[6]方法均不能同时检验出物体的多层轮廓(图(2b)).顺便指出,初始曲线无论置于何处,本文方法均能检验出大脑的内、外轮廓(图(2b)).

实验 3. 检验多目标物体的边界

图 3 给出了 128×128 Rice 图像的实验结果,图像由多个目标物体(米粒)构成.实验表明:采用本文方法,从一条任意位置的初始轮廓出发都能够正确分离所有米粒(图(3b)),并且收敛速度很快(30 次迭代即可);采用文献[6]方法,无论初始轮廓置于何处以及 v 取任何正值或负值,均不能提取米粒的边界(图(3c)~(3d)).

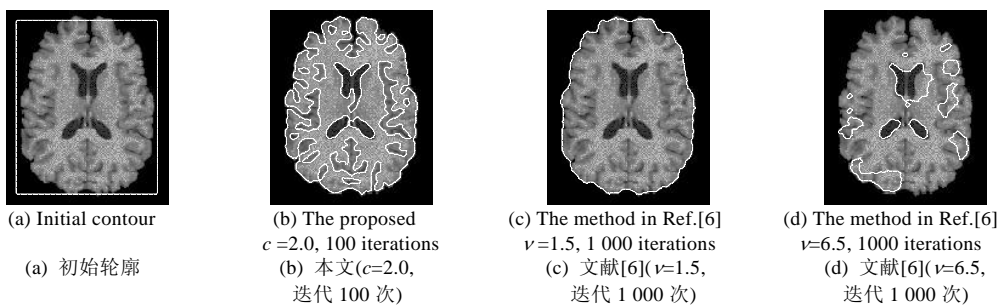


Fig.2 Segmentation results of MRI brain images
图 2 大脑核磁共振图像的分割结果

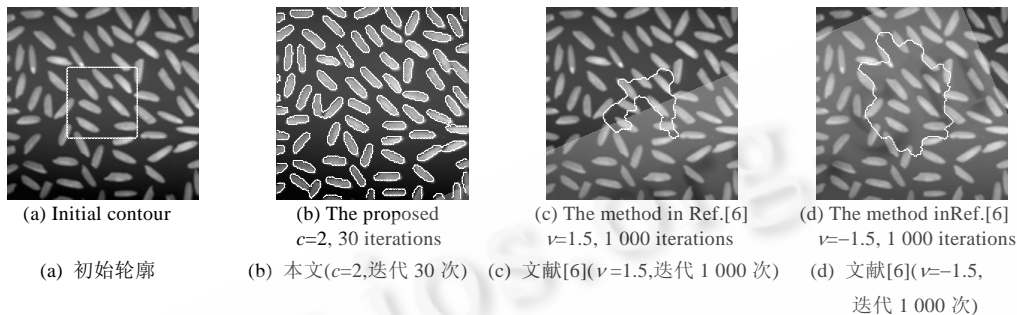


Fig.3 Segmentation results of Rice image
图 3 Rice 图像的分割结果

实验 4. 对深度凹陷区域边界的检测

图 4 给出了另一幅 128×128 含有随机噪声的人造图像的分割结果.该图像的目标物体由两个独立的形态复杂的部分组成,两个物体都包含有深度凹陷的区域,边界十分复杂,相邻边界的距离也很小.采用本文方法,零水平集都能够准确捕获狭窄深度凹陷区域的边缘信息,尽管两目标物体边界非常接近,但是始于一初始曲线的活动轮廓仍能通过断裂获取各自的边缘,而不会产生边缘信息的互扰(图(4b)).而采用距离保持水平集方法,活动轮廓不能进入狭窄深度凹陷区域.150 次演化后就陷入了局部最小,继续演化至 2 000 次,仍然不能进入凹陷区域(图(4c)).

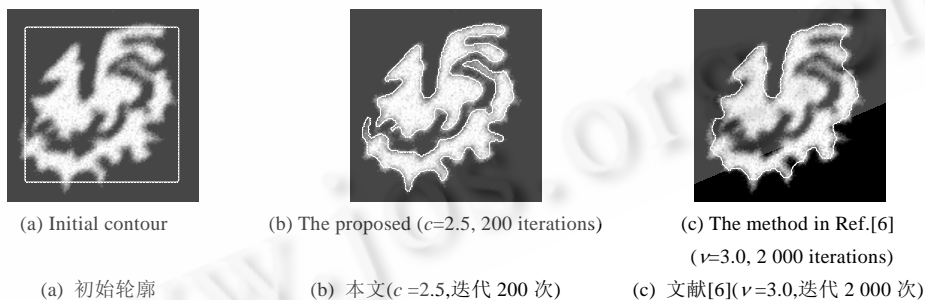


Fig.4 Segmentation results of an artificial image
图 4 人造图像 curve 的分割结果

实验 5. 对弱边界的检测

图 5 是 88×88 血管图像的实验结果.实验显示:本文方法正确提取了弱边界,没有产生边界泄漏(图(5b)),同时,采用文献[6]方法,产生了比较严重的边界泄漏现象(图(5c)).

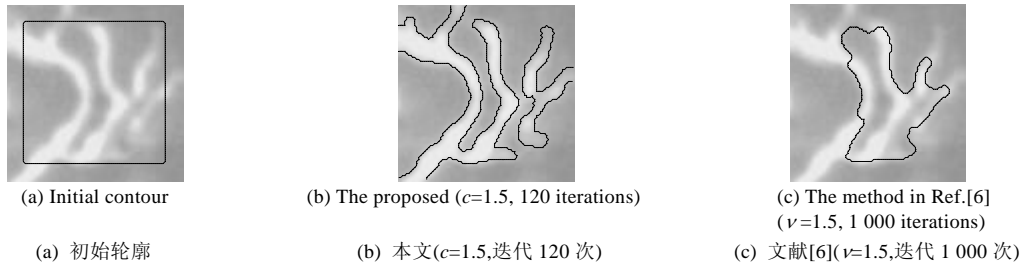


Fig.5 Segmentation results of vessel image

图 5 血管图像的分割结果

最后,我们指出,在某种特定环境下,人们对目标物体的轮廓或细节需求可能是不一样的.采用本文方法,只需把权系数 $v(I)$ 的系数 c 进行适当调节,就可以达到预期的目的.图 6 是 83×65 细胞图像的实验结果,当 $c=2.8$ 时,细胞的内外轮廓均被检测到;当 $c=1.0$ 时,得到的仅仅是细胞的外轮廓.

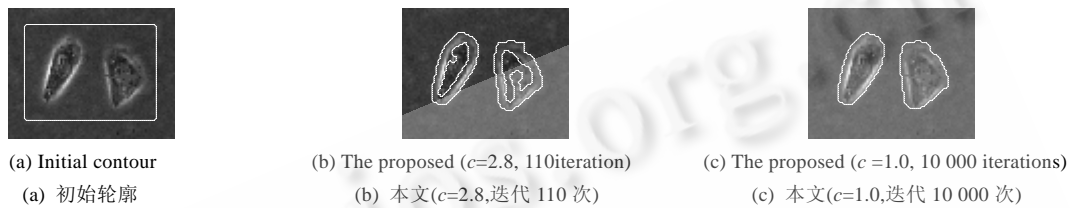


Fig.6 Segmentation results of cells image

图 6 细胞图像的分割结果

4 结 论

距离保持水平集方法^[6]是传统水平集方法的重大突破,它无须周期性初始化水平集函数,且在对演化方程进行数值计算时,可以采用简单的差分格式并允许较大的时间步长.但是,这种方法仍然存在几个缺点:1) 未能解决活动轮廓的自适应运动和对初始位置敏感的问题;2) 不能同时检验物体的内、外轮廓以及狭窄深度凹陷区域的边界,对检测多目标物体边界存在明显的局限性;3) 控制演化停止的边缘指示函数收敛于 0 的速度太慢,造成弱边界处容易发生边界泄漏;4) 数值实现时所采用的紧支集的正则化 Dirac 函数,限制了活动轮廓捕获目标物体边界的能力.

本文提出的自适应距离保持水平集演化方法很好地克服了原方法的上述缺点.实验表明,这种自适应方法有效地解决了活动轮廓对初始位置敏感以及不能自适应运动等问题,能够在任意位置定义初始曲线,活动轮廓也能自适应多方向运动,从而很好地检测出目标物体的多层轮廓、狭窄深度凹陷轮廓、多目标物体的轮廓以及弱边缘轮廓.此外,这种方法演化速度快(远远快于已有的活动轮廓模型),数值计算稳定(实验中对图像都进行了 30 000 次迭代,其轮廓与文中提取的轮廓一致),对目标边界复杂的图像(如医学图像)也非常有效.

References:

- [1] Lee SH, Seo JK. Level set-based bimodal segmentation with stationary global minimum. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2006,15(9):2843–2852.
- [2] He CJ, Tang LM. Anisotropic diffusion of halting speed fields in geometric active model. *Journal of Software*, 2007,18(2): 600–607 (in Chinese with English abstract). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/18/600.htm>
- [3] Caselles V, Catte F, Coll T, Dibos F. A geometric model for active contours in image processing. *Numerische Mathematik*, 1993, 66:1–31.
- [4] Malladi R, Setian 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.

- [5] Osher R, Sethian JA. Fronts propagating with curvature-dependent speed: Algorithms based on Hamilton-Jacobi formulations. *Journal of Computational Physics*, 1988,79:12-49.
- [6] Li C, Xu C, Gui C, Fox MD. Level set evolution without re-initialization;a new variational formulation. In: Proc. of the IEEE Computer Society Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. 2005. 430-436. http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=1467299
- [7] Li C, Xu C, Konwar KM, Fox MD. Fast distance preserving level set evolution for medical image segmentation. In: Proc. of the 9th Int'l Conf. on Control, Automation, Robotics and Vision. 2006. http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=4150341
- [8] Osher S, Fedkiw R. *Level Set Methods And Dynamic Implicit Surfaces*. New York: Springer-Verlag, 2002.

附中文参考文献:

- [2] 何传江,唐利明.几何活动轮廓模型中停止速度场的异性扩散.软件学报,2007,18(2):600-607. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/18/600.htm>



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



詹毅(1971—),男,博士生,主要研究领域为偏微分方程图像处理,图像超分辨率重建.



李梦(1973—),女,博士生,主要研究领域为偏微分方程图像处理.

www.jos.org.cn