

中图法分类号: TP391.41 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)11-2002-07

论文索引信息: 周奇年, 王廷波, 李文书. 区域信息和水平集方法的图像分割 [J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(11): 2002-2008

区域信息和水平集方法的图像分割

周奇年, 王廷波, 李文书

(浙江理工大学信息电子学院, 杭州 310018)

摘要: 随着图像处理技术不断发展, 图像分割技术也在不断的走向成熟, 但是目前比较成熟的分割方法都存在一定的局限性, 传统的分割方法一般都难以实现全局分割, 而且对目标边缘比较模糊的物体难以实现有效的精确的分割; 基于区域信息和水平集方法的图像分割算法弥补了这些缺陷, 该算法是在传统的动态轮廓 GAC 模型和 C_V 模型的基础上进行改善; 通过实验分析, 首先, 该算法极大提高了图像分割的精确性, 使得轮廓线能够在要分割目标的边缘附近停止演化, 即使目标的边缘是模糊不清的图像, 该算法也能实现精确地分割; 其次, 该算法还克服了传统动态轮廓分割算法陷入局部分割的缺点, 有效地实现了图像的全局分割。

关键词: GAC 模型; C_V 模型; 水平集; 图像分割

Image segmentation based on region and level set method

Zhou Qinian, Wang Tingbo, Li Wenshu

(Department of Information and Electronic, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: With the development of image processing technology, the image segmentation technology is also in maturity, however, more segmentation method has some limitations at present, it is very difficult to realize global segmentation with the traditional method, and difficult to realize the efficient and accurate segmentation for the objects with the weak or blurred edge. A novel region-based active contour model is proposed in this paper. It is based on the geodesic active contour GAC and C_V model. Through the experimental analysis, first, the algorithm greatly improves the accuracy of segmentation, the evolution of contour can stop near the edge of object, even if the edge of target is weak or blurred. This algorithm overcomes disadvantages of traditional active contour segmentation algorithm in local segmentation, effectively realized the global segmentation.

Keywords: geodesic active contour model; C_V model; level set; image segmentation

0 引言

图像分割是图像处理中的一个基本问题, 图像分割技术已经应用到生活的各个方面, 比如现在的医学图像处理中 CT 图像, 在航空航天方面也有很广泛的应用, 卫星遥感图像等方面的应用越来越广泛。所以图像分割技术^[1-2]的重要性也越来越大,

图像分割技术^[3]在日益激烈的学术竞争中得到了突飞猛进的发展, 目前的图像分割方法有很多种, 基本的原理有灰度阈值法^[4], 区域生长法^[5], 根据图像的差异(背景复杂程度, 光照强度等), 适用的分割方法也就不同, 没有唯一标准的分割方法, 到后来发展到基于水平集的动态轮廓模型, 基本原理都是利用图像的边缘灰度梯度模值, 最小化一个能量泛函, 来实现图像的分割, 目前这方面的算法基本上都

收稿日期: 2010-07-09; 修回日期: 2010-12-05

基金项目: 国家自然科学基金项目(60702069)。

第一作者简介: 周奇年(1958—), 男, 教授, 硕士生导师。主要研究方向为人工智能及模式识别。E-mail: zhouqn@zstu.

已经发展得相当成熟,其中有经典的经典 snake 模型,GAC 模型,C_V 模型等,还有在 snake 模型的基础上又提出了 3 种经典的模型,分别为气球模型,GVF snake 模型,贪婪 snake 模型,但是这些模型存在的缺陷是在最小化能量泛函的过程中很容易陷入局部极小值^[6],所提出的算法是基于水平集的动态轮廓模型分割方法,该算法不是基于边缘灰度梯度模值,而是基于图像区域信息^[7]的一种算法,首先提出一个驱使曲线演化的力,即函数 Dri ,该函数将在算法的提出这一部分展开论述,通过这个函数来驱使曲线演化,最终在目标的边缘停止演化,达到比较理想的分割效果。

1 水平集方法及基本模型

在提出算法之前,在这里先了解一下提出算法的背景知识和基本原理,其中主要是有关水平集及曲线演化的相关理论和两种经典模型。

1.1 水平集方法

一条封闭的平面曲线可以采用隐式的表达方式,即将它定义为一个 2 维函数 $u(x,y)$ 的水平集

$$C = \{(x,y), u(x,y) = c\}$$
 (1)

在对 PDE 做数值计算时,首先要选用一个适当的嵌入函数 $u(x,y)$ 。并且为它设初值(零水平集),一般嵌入函数采用的是距离函数^[8],距离函数的优点是具有以下性质:

$$|\nabla u| \equiv 1$$
 (2)

演化曲线为 $C(x,y,t) = (x(t), y(t))$,则水平曲线演化的方程为

$$\frac{\partial C}{\partial t} = V(C)N$$
 (3)

式中, $V(C)$ 是曲线 C 上各点的演化速度, N 是封闭曲线的单位法向量,方向指向曲线内部。最常用的曲线演化是曲率演化,即

$$\frac{\partial C}{\partial t} = \alpha \kappa N$$
 (4)

式中 κ 是曲线各点的曲率,曲率演化的使得曲线趋向于平滑。

1.2 GAC 模型

GAC 模型是基于图像梯度模值的一种算法,其基本思想是最小化以下“能量”泛函来确定动态轮廓:

$$E(C) = \int_0^{L(C)} g(|\nabla I[C(s)]|) ds$$
 (5)

式中 $L(C)$ 是闭合曲线的长度, g 是一个单调递减的非负函数,为边缘函数^[9],它常用的一种形式为:

$$g(r) = \frac{1}{1 + \left(\frac{r}{K}\right)^p}$$
 (6)

K 是选定的一个常数,用来控制 g 的下降速度,图 1 给出了在 $p = 1$ 的条件下 K 分别为 10 和 20 时的曲线。

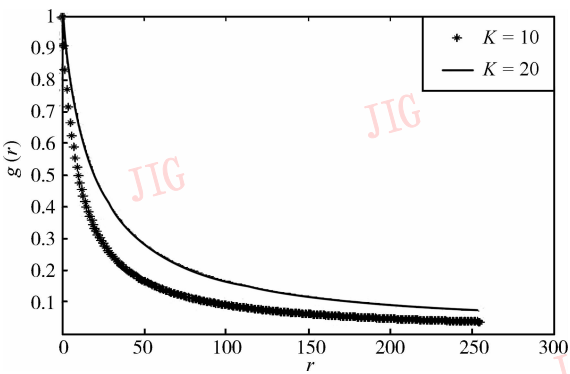


图 1 参数 K 对边缘函数的影响

Fig. 1 The edge function with different K values

图 1 横坐标 r ,纵坐标 g 单位都是 1。可以得到 GAC 模型的梯度下降流^[10]为

$$\frac{\partial C}{\partial t} = g(|\nabla I|)kN + (\nabla g \cdot N)N$$
 (7)

可以看出,在图像的平坦区域 $|\nabla I| \approx 0$,这样可以推出 $g = 1, \nabla g = 0$,则式(7)中的第 2 项失去作用,曲线按照第 1 项来演化,即曲率演化,曲率 k 为正时曲线向内部收缩,为负时曲线向外扩张。

而在目标的边缘附近 $\nabla I \gg 0, g = 0$,这时,曲线的演化主要受第 2 项的支配, ∇g 的方向总是指向 g 增大的方向,即总是向边界靠近。

但是 GAC 模型存在一个严重的局限性,当图像中的对象有较深的凹陷时,GAC 模型的能量泛函可能陷入局部极小值。

因为在凹陷处曲率 $k < 0$,致使曲线在凹陷处向外扩展,这样就不能使曲线贴近边缘,导致不能达到理想的分割效果。为了解决局部极小值问题^[11],可以为曲线的演化增加一个“收缩”力,使它的方向恒定的指向曲线内部。于是 GAC 模型就被改造为

$$\frac{\partial C}{\partial t} = g(c+k)N + (\nabla g \cdot N)N$$
 (8)

对应的嵌入函数梯度下降流的 PDE 为

$$\frac{\partial u}{\partial t} = g \mid \nabla u \mid \left(\operatorname{div} \left(\frac{\nabla u}{\mid \nabla u \mid} \right) + \alpha \right) + \nabla g \cdot \nabla u \tag{9}$$

1.3 C_V 模型

没有明显边缘的图像,GAC 模型难以实现有效地分割,针对这个问题,Chan 和 Vese 提出如下能量泛函:

$$E(c_1, c_2, C) = \mu \int_0^{L(C)} ds + \lambda_1 \iint_{\Omega_1} (I - c_1)^2 dx dy + \lambda_2 \iint_{\Omega_2} (I - c_2)^2 dx dy \tag{10}$$

通过曲线 C 将图像划分为内区和外区两个部分 Ω_1 和 Ω_2 , $\lambda_1 \iint_{\Omega_1} (I - c_1)^2 dx dy$ 为能量 F_1 , $\lambda_2 \iint_{\Omega_2} (I - c_2)^2 dx dy$ 为能量 F_2 , 只有当曲线到达轮廓线附近的时候 F_1 和 F_2 才能为零,能量达到极小值。

引入 Heaviside 函数,将它修改为关于嵌入函数 u 的能量泛函,即

$$E(c_1, c_2, C) = \mu \iint_{\Omega} \delta(u) \mid \nabla u \mid dx dy + \lambda_1 \iint_{\Omega} (I - c_1)^2 H(u) dx dy + \lambda_2 \iint_{\Omega} (I - c_2)^2 (1 - H(u)) dx dy \tag{11}$$

式中,

$$\begin{cases} c_1 = \frac{\iint_{\Omega} I \cdot H(u) dx dy}{\iint_{\Omega} H(u) dx dy} \\ c_2 = \frac{\iint_{\Omega} I \cdot (1 - H(u)) dx dy}{\iint_{\Omega} (1 - H(u)) dx dy} \end{cases} \tag{12}$$

这样得到 C_V 模型的梯度下降流为

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \delta(u) \left[\mu \Delta \left(\frac{\nabla u}{\mid \nabla u \mid} \right) - \lambda_1 (I - c_1)^2 + \lambda_2 (I - c_2)^2 \right]$$

式中 $\mu > 0, \lambda_1 > 0, \lambda_2 > 0$, 图 2、图 3 分别是 $H(u)$ (Heaviside 函数) 和 $\delta(u)$ 函数 (Dirac 函数) 曲线

$$\begin{cases} H_{\varepsilon}(u) = \frac{1}{2} \left(1 + \frac{2}{\pi} \arctan \left(\frac{u}{\varepsilon} \right) \right) \\ \delta_{\varepsilon}(u) = \frac{1}{\pi} \cdot \frac{\varepsilon}{(\varepsilon^2 + u^2)} \end{cases} \tag{13}$$

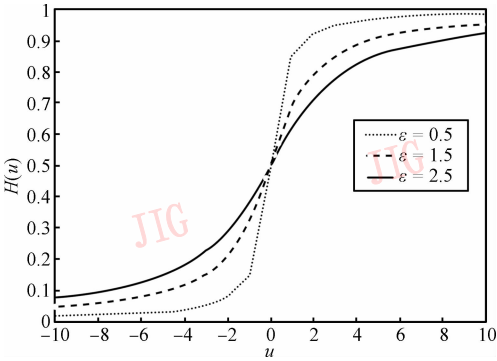


图 2 参数 ε 对 Heaviside 函数的影响
Fig. 2 The Heaviside function with different ε values

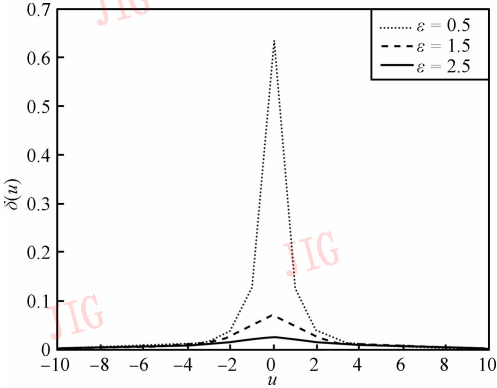


图 3 参数 ε 对 Dirac 函数的影响
Fig. 3 The Dirac function with different ε values

2 算法的提出

2.1 驱动函数

针对以上几种传统的水平集图像分割算法存在的不足之处,提出一种可以弥补其不足之处的算法。

首先,提出一个基于图像区域统计信息的驱动函数,它将决定曲线的演化过程。

$$Dri(I(x, y)) = \operatorname{sgn}(c_1 - c_2) \cdot \frac{I(x, y) - \sqrt{c_1 c_2}}{\max \left(\left| I(x, y) - \sqrt{c_1 c_2} \right| \right)} \tag{14}$$

式中,sgn 函数用来控制曲线的演化趋向,它能够自动识别图像中的目标物体,当背景为暗区域,目标为亮区域的时候, $c_2 - c_1 < 0$,反之, $c_2 - c_1 > 0$ 。

在 GAC 模型中,采用的是单调递减非负函数 g

作为驱动函数,根据 GAC 模型可知, g 函数是基于图像边缘梯度信息的,而在此所提出的驱动函数 Dri 是基于区域统计信息的,虽然两者的具体实现形式不同,但是它们都是驱动曲线演化的主要力量,所以根据式(9),只需要将驱动函数替换掉。在此,梯度下降流改为

$$\frac{\partial u}{\partial t} = Dri \mid \nabla u \mid \left(\operatorname{div} \left(\frac{\nabla u}{\mid \nabla u \mid} \right) + \alpha \right) + \nabla Dri \cdot \nabla u \tag{15}$$

对上式进一步分析,因为这个算法是基于图像区域灰度统计信息的,而 $\nabla Dir \cdot \nabla u$ 这一项是基于图像边缘梯度信息的,所以可以把这一项省略,而对于 $\operatorname{div} \left(\frac{\nabla u}{\mid \nabla u \mid} \right)$ 这一项,因为这里的嵌入函数用的是距离函数,距离函数有一个优点,根据式(2)可知 $\mid \nabla u \mid \equiv 1$, 所以这里的 $\operatorname{div} \left(\frac{\nabla u}{\mid \nabla u \mid} \right)$ 就等价与 $\operatorname{div} \cdot \nabla u$, 它的作用是对初始化轮廓线进行修正,在这里可以在每次迭代之后对嵌入函数 u 用一个高斯核对其进行卷积,这和这一项的拉普拉斯算子效果是等价的,这一项也可以去掉,这样,梯度下降流就可以改写为

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \alpha Dri \mid \nabla u \mid \tag{16}$$

2.2 曲线演化行为分析

在此提出的初始化曲线如图 4 和图 5 所示。
下面对该算法进行行为分析,先假设要分割的图像目标和背景区域的灰度都是均匀的,且目标区域为亮区域,背景区域为暗区域。
第 1 种情况,如图 6 所示。

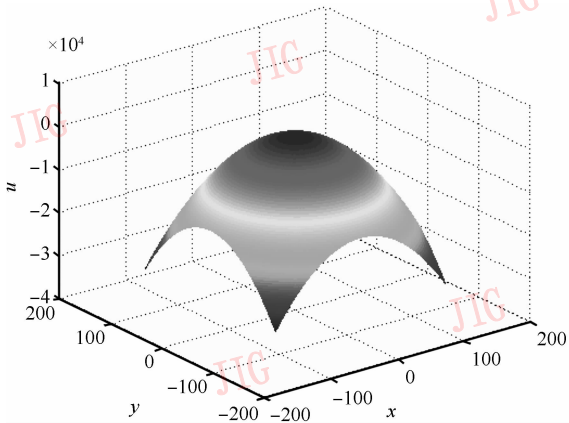


图 4 初始化嵌入函数 u 的 3 维立体图
Fig. 4 3D figure of the initial function

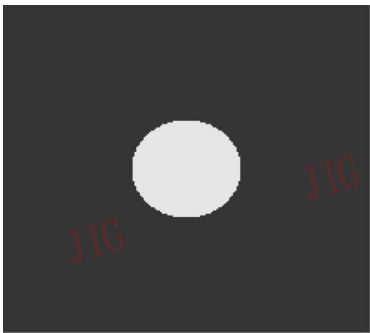


图 5 初始化嵌入函数 u 的 2 维平面图
Fig. 5 2D figure of the initial function

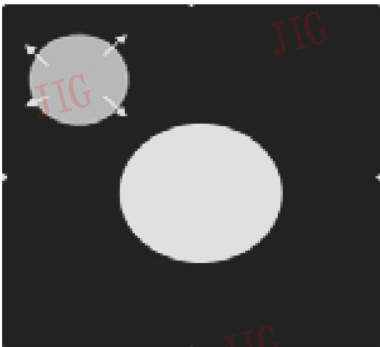


图 6 初始轮廓线在目标区域外部且与目标不相交
Fig. 6 The initial contour curve is out of the object and not mixed with the object

从图 6 可以看出此时 $c_1 < c_2$, 在初始轮廓线内部 $I(x,y) - \sqrt{c_1 c_2} = 0$, 在目标轮廓线外部和初始轮廓线外部 $I(x,y) - \sqrt{c_1 c_2} < 0$, 符号函数 sgn 为负, 则驱动函数符号为正, 因为初始化嵌入函数如图 4 所示, 当整体数值增加时, 高亮度的像素增多, 引起曲线向外扩张。这种情况也从理论上证明了提出的方法能够实现全局分割。

第 2 种情况,如图 7 所示。

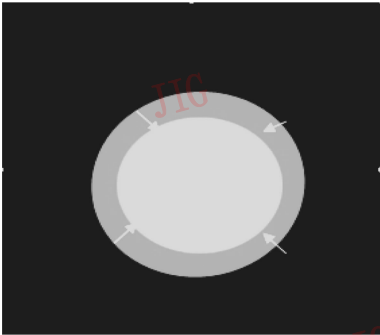


图 7 初始轮廓线包围了目标
Fig. 7 The initial contour curvesurrounds the object

从图 7 可以看出此时 $c_1 > c_2$, 在目标轮廓线外部 $I(x,y) - \sqrt{c_1c_2} < 0$, 此时的 sgn 函数符号为正, 此时的驱动函数为负, 对于嵌入函数来说, 整体数值减少, 亮区域减少, 也就意味着嵌入函数的轮廓线向内收缩。

第 3 种情况, 如图 8 所示。

从图 8 可以看出此时 $c_1 > c_2$, 在初始轮廓线外部, 目标区域内 $I(x,y) - \sqrt{c_1c_2} > 0$, 此时的 sgn 函数的符号为正, 则驱动函数符号为正, 如第 1 种情况所示, 曲线向外扩张。

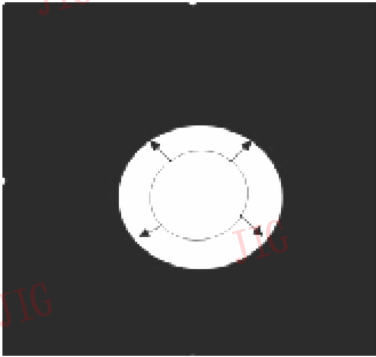


图 8 初始化轮廓线完全在目标物体的内部
Fig. 8 The initial contour curve is inside of the object completely

第 4 种情况, 如图 9 所示。

从图 9 可以看出, 此时, 在嵌入函数的轮廓线上, 处于背景区域和目标区域的 $I(x,y) - \sqrt{c_1c_2}$ 符号相反, 在背景区符号为负, 轮廓线向内收缩, 在目标区符号为正, 轮廓线向外扩张。

2.3 算法的实现步骤

1) 初始化水平集的嵌入函数

$$u(x,y) = \begin{cases} 1 & (x,y) \in \Omega_0 \\ -1 & (x,y) \notin \Omega_0 \end{cases}$$

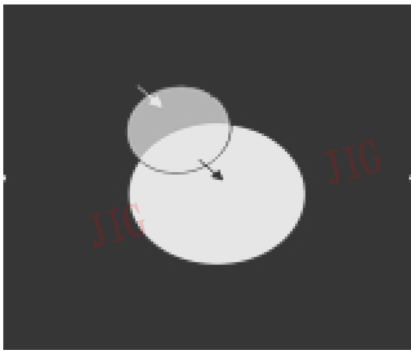


图 9 初始化轮廓线和目标一部分相交
Fig. 9 The initial contour curve is mixed with a part of the object

- 2) 根据式 (12) 计算 c_1, c_2 ;
 - 3) 利用式 (16) 和驱动函数 Dri 使曲线演化;
 - 4) 重新修正水平集的嵌入函数
- $$u(x,y) = \begin{cases} 1 & \{ (x,y) \mid u(x,y) > 0 \} \\ -1 & \{ (x,y) \mid u(x,y) \leq 0 \} \end{cases}$$
- 5) 用一个适当的高斯核对嵌入函数进行滤波;
 - 6) 检查演化是否收敛到了理想的阈值, 若已经收敛成功, 则停止演化, 反之, 则返回步骤 2) 继续演化。

3 实验结果

实验环境: PC 机, CPU 2. 60GHz 内存 1G, 运行环境 MATLAB7. 0 , 实验所用图像为尺寸为 256×256 的图像。

3.1 该算法相对于 C_V 模型全局分割的优越性

如图 10—13 分别是 4 种情况下的演化。

表 1 通过真实的实验数据验证了算法的效率。

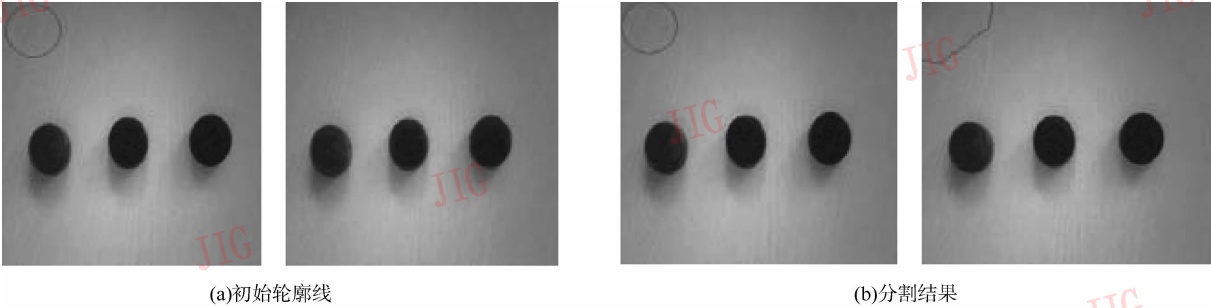


图 10 初始轮廓线的位置为第 1 种情况时该模型和 C_V 模型之间的分割效果的比较
Fig. 10 Comparisons of the global segmentation property between the proposed method and the C_V model in the first case

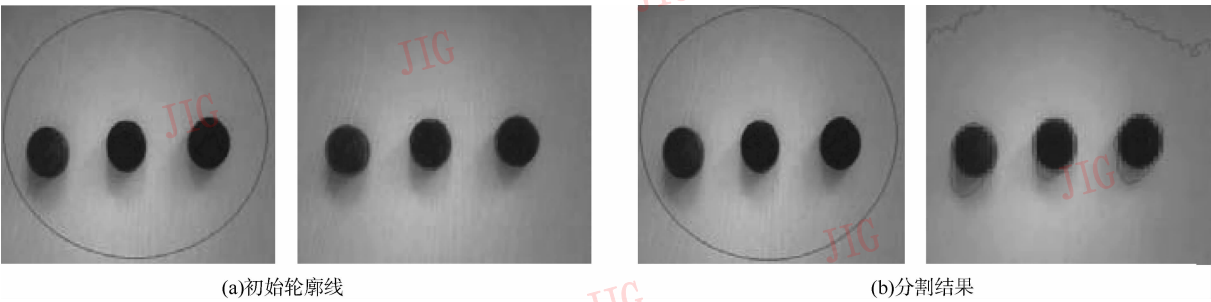


图 11 初始轮廓线的位置为第 2 种情况时该模型和 C_V 模型之间的分割效果的比较

Fig. 11 Comparisons of the global segmentation property between the proposed method and the C_V model in the second case

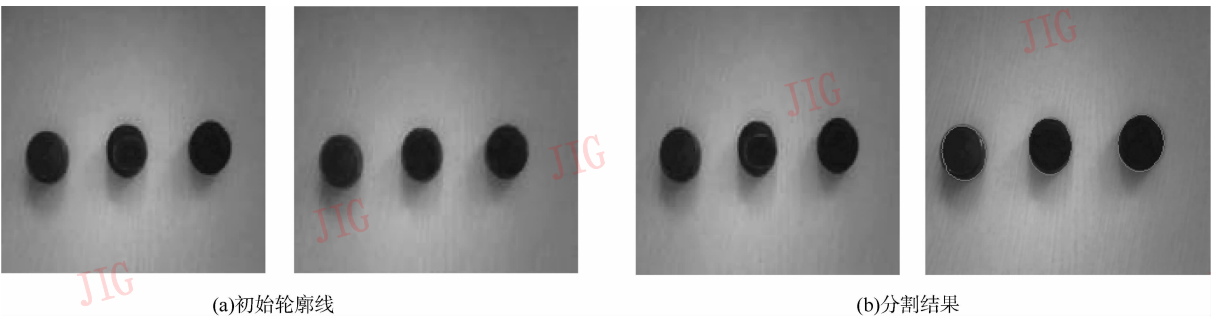


图 12 初始轮廓线的位置为第 3 种情况时该模型和 C_V 模型之间的分割效果的比较

Fig. 12 Comparisons of the global segmentation property between proposed method and the C_V model in the third case

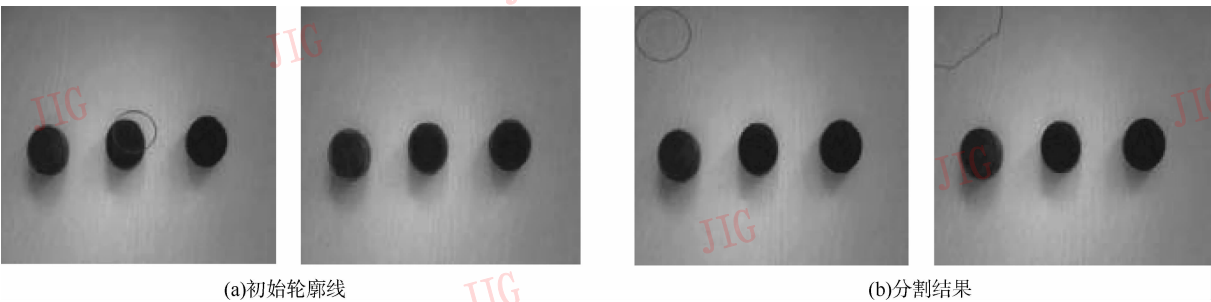


图 13 初始轮廓线的位置为第 4 种情况时该模型和 C_V 模型之间的分割效果的比较

Fig. 13 Comparisons of the global segmentation property between the proposed method and the C_V model in the forth case

表 1 4 种情况下收敛速度的对比

Tab.1 Comparisons of the rate of the convergence of contours by the proposed method in the four cases		
	提出模型收敛速度/s	C_V 模型收敛速度/s
第 1 种情况	2.451 171	收敛失败
第 2 种情况	2.436 353	收敛失败
第 3 种情况	2.481 066	117.772 171
第 4 种情况	2.470 815	117.813 629

3.2 对模糊边缘识别的精确性

通过图 14 可以看出算法对具有模糊边缘的图

像同样有效。

4 结 论

提出的算法在传统方法的基础上进行了改进,实现传统方法所不能实现的分割效果,对图像实现有效地全局分割,弥补了传统分割方法的不足;该算法也对能模糊边缘的目标进行精确的识别;而且提高运算效率,减少了计算量,这些都是本文提出的分割方法的突出优势。

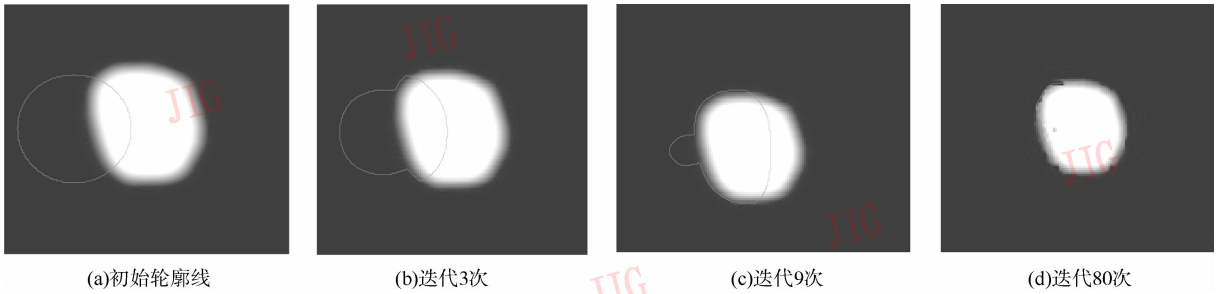


图 14 利用提出的算法,曲线在模糊边缘图像中的演化

Fig. 14 The evolution of the curve on the image with blurred edge by the proposed algorithm

参考文献 (References)

[1] Wang Dakai, Hou Yuqing, Peng Jinye. Image Processing Based on Partial Differential Equations [M]. Beijing: Science Press, 2008:49-105. [王大凯,侯榆青,彭进业. 图像处理的偏微分方程方法 [M]. 北京:科学出版社,2008: 49-105.]

[2] Tang Liqun, Guo Qingchang, Li Yonghua. Analysis of the Methods of Pattern Recognition About Digital Image [M]. Heilongjiang: Harbin Engineering University Press, 2008:71-127. [唐立群,郭庆昌,李永华. 数字图像模式识别方法分析 [M]. 黑龙江:哈尔滨工程大学出版社,2008:71-127.]

[3] Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: active contour models [J]. Computer Vision, 1987, 1 (4): 321.

[4] Cohen L D. On active contour models and balloons [J]. Computer Vision, Graphics, and Image Processing: Image Understanding, 1991, 53 (2): 211.

[5] Xu Chenyang, Jerry L Prince. Generalized gradient vector flow external forces for active contours [J]. Signal Processing, 1998, 71 (2): 131-139.

[6] Ruan Qiuqi. Digital Image Processing [M]. Beijing: Electronic Industry Press, 2007: 282-390. [阮秋琦. 数字图像处理学 [M]. 北京:电子工业出版社,2007:282-390.]

[7] Malladi R, Sethian J A, Vemuri B C. Shape modeling with front propagation: A level set approach [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995, 17 (2): 158-175.

[8] Adalsteinsson D, Sethian J A. A fast level set method for propagating interfaces [J]. Journal of Computational Physics, 1995, 118 (2): 233-275.

[9] Adams R, Bischof L. Seeded region growing [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1994, 16 (6): 641-647.

[10] Sethian J A. Curvature and the evolution of fronts [J]. Communication of Mathematical Physics, 1985, 101 (4): 487-502.

[11] Chan T, Vese L. Active contours without edges [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10 (2): 266-277.