

一种鲁棒的非均匀灰度图像分割算法

田 云* 周明全 段福庆 武仲科
(北京师范大学信息科学与技术学院 北京 100875)

摘 要: 针对非均匀灰度图像分割困难及分割效率低下的问题, 该文提出了一种基于活动轮廓模型的高效图像分割算法。不同于传统水平集方法中仅用单一信息定义的能量泛函, 该算法结合图像的边缘信息和区域统计信息定义了一个新的能量泛函。边缘信息的利用便于演化轮廓线快速精确地定位至物体边缘; 区域统计信息由局部统计信息和全局统计信息构成, 一方面, 局部统计信息的利用能够有效处理图像的灰度分布不均匀现象, 另一方面, 全局统计信息的利用避免了轮廓线陷入局部极小值。最后, 在轮廓线演化过程中, 通过高斯卷积核实现快速规则化, 避免了传统模型计算代价高昂的重新初始化或规则化。合成图像和真实图像的实验结果表明, 该文算法不仅能够快速有效分割灰度分布不均匀的弱边缘物体, 而且对于多灰阶复杂结构物体也能够精确分割; 同时, 该算法对噪声和初始轮廓线具有较好的鲁棒性。

关键词: 图像分割; 非均匀灰度; 活动轮廓模型; 初始轮廓线; 噪声

中图分类号: TN911.73

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2011)06-1401-06

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2010.01087

A Robust Segmentation Algorithm for Images with Intensity Inhomogeneity

Tian Yun Zhou Ming-quan Duan Fu-qing Wu Zhong-ke

(College of Information Science & Technology, Beijing Normal University, Beijing 100875, China)

Abstract: As for the inhomogenous images, it is difficult and ineffective to segment Regions Of Interest (ROI). In order to solve these problems, this paper proposes an image segmentation algorithm based on the active contour model. Different from the ones in traditional level set techniques, which only use single information, a new energy function is defined by combining object edge information and regional statistical information. Utilization of edge information is in favor of the contours evolving into the object boundaries quickly and accurately. Regional statistical information consists of both local and global statistical information inside and outside the evolving contours. On the one hand, utilization of local region information facilitates the method to deal with intensity inhomogeneity. On the other hand, using global region information can avoid the evolved contour trapping into the local minima. In addition, in the evolution process of the contour, a Gaussian filter is adopted to quickly regularize the level set function, which avoids an expensive computational re-initialization or regularization. Experimental results using synthetic and real images show that the proposed approach can not only effectively segment objects with the weak boundaries in inhomogenous images, but also accurately segment the complex structure objects with multi-gray levels. At the same time, the method is robust to noise and the initial contour.

Key words: Image segmentation; Intensity inhomogeneity; Active contour model; Initial contour; Noise

1 引言

由于受外界环境、数据采集设备及其物体自身等因素的影响, 使得非均匀灰度图像普遍存在; 同时, 图像还经常受各种噪声污染^[1, 2]。以上问题给图

像的分割带来了一定的困难。基于活动轮廓模型的方法是当前该类图像分割的研究热点, 该方法大致可分为基于边缘^[3-5]和基于区域^[6-9]的活动轮廓模型两类, 前者利用图像的梯度信息确定物体边界, 后者利用区域统计信息确定物体边界。Snake模型^[3]是一种经典的基于边缘的活动轮廓模型, 它定义一条基于曲率目标函数的参数化曲线, 将其初始化在待分割轮廓周围, 通过能量最小化, 将轮廓线吸附至物体边缘, 但该模型易陷入局部最小, 且无法解决轮廓线演化的复杂拓扑变化问题; 同时, 也难以

2010-10-11 收到, 2011-01-13 改回

国家自然科学基金重点项目(60736008), 国家自然科学基金项目(61003134, 60872127)和北京市自然科学基金重点项目(4081002)资助课题

*通信作者: 田云 tianyun@bnu.edu.cn

在3维空间中实现。Caselles等人^[4]提出了测地线活动轮廓(Geodesic Active Contour, GAC)模型,解决了传统Snake模型存在的问题,但对局部极小值较敏感;同时,在曲率约束作用下,仅依靠一个非参数化曲线,致使演化线主要朝初始轮廓线的一个方向演化,这就需要将初始轮廓线完全设置在真实物体边缘的内侧或外侧。陈波等人^[5]提出了基于耦合的活动轮廓模型,可因概率密度函数的不同建立不同的图像分割模型,但对复杂图像中多目标对象难以分割。

基于区域的活动轮廓模型^[6-9]是利用同质区域的相似性来驱使活动曲线向着目标物体边界逼近,其中代表性的是C-V模型^[6],通过图像的统计区域特征来驱动轮廓线演化,当图像中只有目标和背景两类分片光滑区域时,能够实现全局最优;但难以从复杂背景中提取目标边缘,无法处理灰度不均匀的图像。崔华等人^[7]提出了适应复杂背景的C-V模型,对复杂的背景有了更好的适应能力,但对初始轮廓线的设置要求过于苛刻,必须全部设置在待提取边缘的目标外部或内部。贺志国等人^[9]结合边缘信息和全局统计信息,提出了一种全局活动轮廓模型,但该模型难以分割弱边缘物体的非均匀灰度分布图像。为此,一些基于局部统计信息的活动轮廓模型被提出,其中具有代表性的是文献[1]提出的局部二元拟合(Local Binary Fitting, LBF)算法,该模型需要计算复杂的规则化。文献[2]采用局部高斯分布来拟合像素的灰度值,具有更大的计算复杂度;同时,仍然无法克服LBF模型对初始轮廓的缺陷。文献[10]通过全局统计信息与边缘信息耦合的方式构造能量函数,但没有利用图像的局部统计信息,难以精确定位物体边缘;文献[11]通过引入局部图像拟合能量对LBF模型进行了简化,但对初始轮廓线仍较敏感。针对以上问题,本文提出一种新的基于活动轮廓模型快速非均匀图像分割算法,通过局部和全局统计信息获得图像的区域信息,然后结合物体边缘信息构造能量函数,最后通过高斯卷积核实现水平集函数演化的规则化,进而获得物体的边缘轮廓。

2 算法背景

2.1 GAC 模型

GAC模型^[4]是传统的基于能量的活动轮廓模型的一个几何扩展。假设 Ω 是 R^2 空间中有界开集, $I: [0, a] \times [0, b] \rightarrow R^+$ 表示一给定图像, $C(p): [0, 1] \rightarrow R^2$ 表示一参数化曲线, $g: [0, +\infty) \rightarrow R^+$ 表示单调递减函数,即 $g(0) = 1, \lim_{t \rightarrow \infty} g(t) = 0$ 。则GAC模型所对应的能量函数可定义为

$$E(C(p)) = \int_0^1 g(|\nabla I(C(p))|) |C'(p)| dp \quad (1)$$

最小化式(1)能量函数的过程就是在一个黎曼空间中寻找一条最短的、保持光滑的测地线。为避免陷入局部极小值,能够通过增加一合适气球力 α 来克服这些缺陷,该模型所对应的水平集演化方程为

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = g|\nabla \phi| \left[\operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) + \alpha \right] + \nabla g \cdot \nabla \phi \quad (2)$$

2.2 C-V 模型

C-V模型^[6]是简化的Munford-Shad模型,对于给定图像域 Ω 上的图像 I ,轮廓曲线 C 将图像划分为内部区域 Ω_1 和外部区域 Ω_2 ,则C-V模型的能量泛函可定义为

$$E^{C-V}(C, C_1, C_2) = \lambda_1 \int_{\Omega_1} |I - C_1|^2 dx + \lambda_2 \int_{\Omega_2} |I - C_2|^2 dx, \quad x \in \Omega \quad (3)$$

C_1 和 C_2 分别表示区域 Ω_1 和 Ω_2 的均值,当演化轮廓线 C 恰好在两区域的边界上时能量泛函 E^{C-V} 达到最小值。在式(3)中加入轮廓线长度和内部区域面积两能量约束项,然后对其最小化,得到如下几何流:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta_\epsilon(\phi) \left[\mu \nabla \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - v - \lambda_1 (I - C_1)^2 + \lambda_2 (I - C_2)^2 \right] \quad (4)$$

其中 μ, v, λ_1 和 λ_2 为能量调节系数。 $H_\epsilon(\phi)$ 是规则化的Heaviside函数, $\delta_\epsilon(\phi)$ 是Dirac函数,分别定义如下:

$$\left. \begin{aligned} H_\epsilon(x) &= \frac{1}{2} \left[1 + \frac{2}{\pi} \arctan \left(\frac{x}{\epsilon} \right) \right] \\ \delta_\epsilon(x) &= H'_\epsilon(x) = \frac{1}{\pi} \frac{\epsilon}{\epsilon^2 + x^2} \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

2.3 LBF 模型

针对C-V模型难以处理灰度分布不均匀的问题,文献[1]提出了LBF模型,该模型嵌入了局部图像信息,通过核函数描述中心像素点和它周围像素点之间的关系,能够有效地分割强度分布不均匀图像和噪声图像。对于 $x \in \Omega$,局部能量项定义如下:

$$E_x(C, f_1, f_2) = \lambda_1 \int_{\operatorname{in}(C)} K(x-y) |I(y) - f_1(x)|^2 dy + \lambda_2 \int_{\operatorname{out}(C)} K(x-y) |I(y) - f_1(x)|^2 dy \quad (6)$$

其中 K 是高斯核函数, $f_1(x)$ 和 $f_2(x)$ 是两个空间可变量函数,是对轮廓周围的局部近似。为了获得整个目标轮廓,需将该局部能量扩展至图像域中所有像素点,同时,添加规则项(惩罚项和边界长度项),则所对应的能量函数水平集表示如式(7)。

$$\begin{aligned}
& E(C, f_1, f_2) \\
&= \lambda_1 \int \left[\int K(x-y) |I(y) - f_1(x)|^2 H(\phi(y)) dy \right] dx \\
&+ \lambda_2 \int \left[\int K(x-y) |I(y) - f_2(x)|^2 (1 - H(\phi(y))) dy \right] dx \\
&+ \mu \int_{\Omega} \frac{1}{2} (|\nabla \phi(x)| - 1)^2 dx + v \int_{\Omega} \delta(\phi(x)) |\nabla \phi(x)| dx
\end{aligned} \quad (7)$$

其中 $f_1(x)$, $f_2(x)$ 表示点 x 小邻域与轮廓线相交所成的内外小子邻域的均值。值得注意的是该式后两项规则项的引入, 使得 LBF 模型运算更复杂; 同时, 由于该模型的局部特性, 使其对初始轮廓较敏感。

3 模型提出

本文结合 GAC 模型和区域活动轮廓模型, 提出一种高效的轮廓演化方法, 其能量函数由边界能量项、全局区域能量项和局部区域能量项组成, 如式(8):

$$\begin{aligned}
& E(C, C_1, C_2, f_1, f_2) \\
&= \mu \cdot \int_0^1 g(C(p)) |C_p(p)| dp \\
&+ \lambda \left(w \cdot \left(\lambda_1 \int_{\Omega_1} |I - C_1|^2 dx + \lambda_2 \int_{\Omega_2} |I - C_2|^2 dx \right) \right. \\
&\left. + (1-w) \cdot \int_{\Omega} |I - \tilde{I}|^2 dx \right)
\end{aligned} \quad (8)$$

其中 $\tilde{I}(x)$ 由 $f_1(x)$ 和 $f_2(x)$ 对其拟合得到, 即

$$\tilde{I}(x) = f_1(x) H_{\varepsilon}(x) + f_2(x) (1 - H_{\varepsilon}(x)) \quad (9)$$

其中 $f_1(x)$ 和 $f_2(x)$ 定义如下:

$$\left. \begin{aligned}
f_1(x) &= \frac{K_{\sigma}(x) * [H_{\varepsilon}(\phi) I(x)]}{K_{\sigma}(x) * H_{\varepsilon}(\phi)} \\
f_2(x) &= \frac{K_{\sigma}(x) * [(1 - H_{\varepsilon}(\phi)) I(x)]}{K_{\sigma}(x) * (1 - H_{\varepsilon}(\phi))}
\end{aligned} \right\} \quad (10)$$

$K_{\sigma}(x)$ 表示与点 x 周围一小邻域对应的高斯窗函数。通过最小化式(8), 并结合式(2), 可得对应的几何流为

$$\begin{aligned}
\frac{\partial \phi}{\partial t} &= \mu \cdot g \cdot \delta_{\varepsilon}(\phi) \left(\operatorname{div} \left[\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right] + \alpha \right) + \nabla g \cdot \nabla \phi \\
&+ \lambda \cdot w \cdot \delta_{\varepsilon}(\phi) \left(-\lambda_1 (I - C_1)^2 + \lambda_2 (I - C_2)^2 \right) \\
&+ \lambda \cdot (1-w) \cdot \delta_{\varepsilon}(\phi) (I - \tilde{I}) (f_1 - f_2)
\end{aligned} \quad (11)$$

为保证轮廓线演化的稳定性和精确性, 模型在演化过程中需要进行不断的重新初始化, 或者加入另外的约束项或惩罚项, 这大大增加了算法的复杂度。由于水平集函数 ϕ 是一符号距离函数, 满足 $|\nabla \phi| = 1$; 同时, 为了增加捕捉范围, 可将式(11)中的 $\delta_{\varepsilon}(\phi)$ 用 $|\nabla \phi|$ 替代, 这样基于曲率的约束项 $\operatorname{div}(\nabla \phi / |\nabla \phi|) |\nabla \phi|$ 就相当于对 ϕ 进行 Laplace 变换。事实上, 函数在 Laplace 算子下的演化等同于函数在初始条件下同高斯核卷积, 因此可去除该约束项。另外, 模型区域统计信息的利用, 也使得式(11)有较大的捕捉范围和反边缘泄露能力, 这样 $\nabla g \cdot \nabla \phi$ 也可以去除。另外, 借助 C-V 模型的快速实现方案^[12], 该模型可重写为式(12):

$$\begin{aligned}
\frac{\partial \phi}{\partial t} &= \lambda \cdot |\nabla \phi| \left[w \cdot (I - (C_1 + C_2)/2) \right. \\
&\quad \times (\max(C_1, C_2) - \min(C_1, C_2)) \\
&\quad \left. + (1-w)(I - \tilde{I})(f_1 - f_2) \right] + \alpha \cdot g \cdot |\nabla \phi|
\end{aligned} \quad (12)$$

其中 λ, α 是控制参数, $0 \leq w \leq 1$ 。

综上, 本文算法实施步骤如下:

步骤 1 初始化水平集函数 ϕ ;

步骤 2 计算区域均值 C_1 和 C_2 ;

步骤 3 依据式(10)、式(9), 计算 $f_1(x)$, $f_2(x)$ 和 $\tilde{I}(x)$;

步骤 4 依据式(12), 更新水平集函数 ϕ ;

步骤 5 通过高斯滤波器规则化水平集函数 ϕ ;

步骤 6 返回步骤 2, 直至满足收敛条件。

4 实验结果及分析

为验证算法对初始轮廓线的鲁棒性和对多灰阶物体的分割能力, 本文采用包含 6 个不同灰阶的圆形物体的合成图像进行实验, 且背景灰度介于 6 个物体灰度之间, 如图 1 所示。图 1(a), 图 1(b), 图 1(c)是不同的初始轮廓线, 图 1(d)是上述不同的初始轮廓线迭代约 150 次的稳定演化结果, 可见, 不管初始轮廓线设置何处, 其最终都可精确地检测出多灰阶物体的边缘。图 2 是本文算法同 GAC 算法、C-V 算法和 LBF 算法的比较结果, 由该图可见, 在相同初始轮廓的情况下, 仅有本文算法能够精检测出 6 个物体的真实边缘。

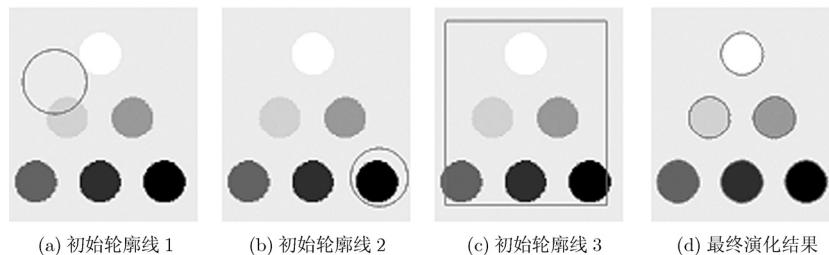


图 1 本文算法对于不同初始轮廓线的演化结果

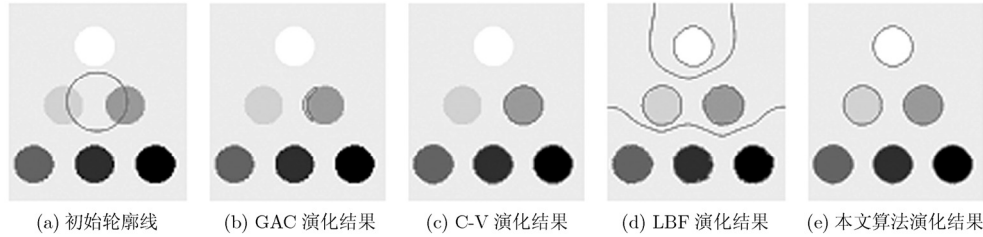


图 2 不同算法对合成图像的演化结果

图 3 是各算法对添加 35% 高斯噪声的合成图像分割结果。图 3(a) 是轮廓线初始位置，图 3(b) 是 GAC 模型迭代 1100 次的演化结果，图 3(c) 是 C-V 模型迭代 900 次的演化结果，从该图可见，尽管 C-V 算法能够检测出不同物体的边缘，但难以完全消除噪声的影响。图 3(d) 是 LBF 模型的最终演化结果。图 3(e) 是迭代 10 次的演化结果，不仅精确检测出了不同形状物体的内外边缘；而且，物体的凹陷边缘得到了精确检测；图 3(f) 是最终分割结果。由该图可以看出，本文算法能够精确分割不同形状的车辆，而且对噪声具有较强的鲁棒性。

另外，本文模型分别使用了不同模态的真实图像同 GAC 模型、C-V 模型和 LBF 模型进行了比较，如图 4 所示。

该图所使用的测试数据从左至右依次为“T”图像，“Blood vessel”图像，“Brain”和“Monkey”图像，第 1 行为各图像所对应的初始轮廓线，第 2 行~第 5 行分别为 GAC 模型，C-V 模型，LBF 模型和本文模型所对应的演化结果。由第 2 行可见：GAC 模型不能够精确地检测出物体的拐角，如“T”图像；同时对弱边缘物体和结构复杂的多灰度物体也难以处理，如第 2 行第 2 列~第 4 列所示。第 3 行是 C-V 模型对于不同物体的演化结果，由此可见，该模型难以处理灰度分布不均匀的图像，其原因是它仅考虑了图像的全局统计信息，而忽略了物体几何信息或局部统计信息。第 4 行是 LBF 模型对于不同物体的演化结果，“T”图像和“Blood vessel”图像具有精确的检测结果，而对于结构复杂、具有不同灰度的物体，LBF 模型难以处理，如“Brain”和“Monkey”图像；由于 LBF 模型是由图像局部统计信息驱动轮廓线进行演化，因此只有在设置合适的初始轮廓线，且物体灰度变化相对平缓的情况下，才能够准确检测出物体边界。第 5 行是本文算法的演化结果，由此可见，本文算法对于不同的物体都具有较好的分割精度，不仅能够检测出物体的内外边缘，而且对于弱边界和结构复杂的物体也能够准确定位其真实边缘位置，其所对应的参数如表 1 所示。

表 1 本文算法分割不同图像所对应的参数

	ε	w	α	λ	Δt
“T” 图像	3.0	0.001	40.0	3.0	0.1
“Vessel” 图像	3.0	0.1	-2.0	5.0	0.1
“Brain” 图像	3.0	0.1	-8.0	5.0	0.1
“Monkey” 图像	3.0	0.01	-2.0	3.0	0.1

从表 1 中能够看出，对于“T”图像和“Monkey”图像所对应的全局系数 w 较小，其主要作用是使用少量的全局信息引导或启动轮廓线的演化，以避免陷入局部极小值。对于“Blood vessel”图像和“Brain”图像弱边界的问题，适当增大全局统计信息加权系数 w ，从而减少对局部区域信息和边缘信息的依靠；另外，当图像像素灰度分布相对均匀，且边缘相对明显时， α 适当变大，其中系数符号表示作用于轮廓线的演化方向； λ 是区域信息(全局信息和局部信息)的加权系数，当物体边缘较模糊时，可适当增大该系数值； Δt 用来控制演化效率，当 Δt 较小时，演化效率较低，但较精确，反之，演化精度降低。

同时，本文对算法效率进行了量化评估，利用图 4 中的数据对其轮廓线演化的收敛迭代次数/步长 ($\text{num}/\Delta t$) 和消耗时间 (t_{CPU}) 进行了测试，结果如表 2 所示。

由表 2 可见，本文算法较其它 3 种算法具有更高的演化效率。由于边缘信息和区域信息的有机结合，使得迭代收敛次数比其它算法大大减少，甚至若干倍；尽管本文算法平均单次演化时间多于 C-V 模型，但由于仅需要少量的几次迭代即可收敛，所以总的耗时较少。

5 结论

本文提出了一种基于活动轮廓模型的非均匀图像分割方法，该方法结合图像边缘信息、局部统计信息和全局统计信息驱动轮廓线的演化，边缘信息的有效利用加速了轮廓线精确演化至物体真实边缘。区域统计信息的利用减少了轮廓线对物体边缘信息的依赖和噪声的影响；其中局部统计信息的利

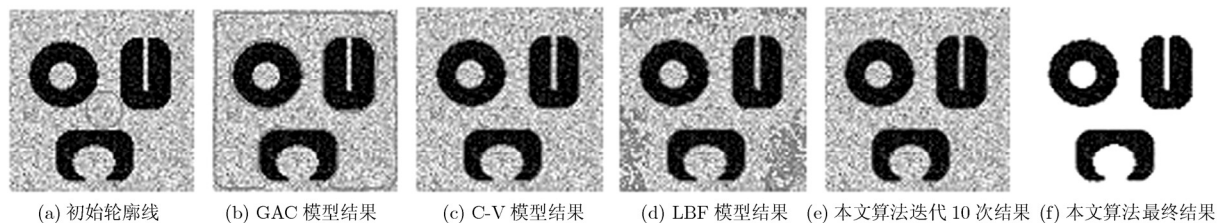


图 3 不同算法对包含不同形状物体的噪声合成图像分割结果

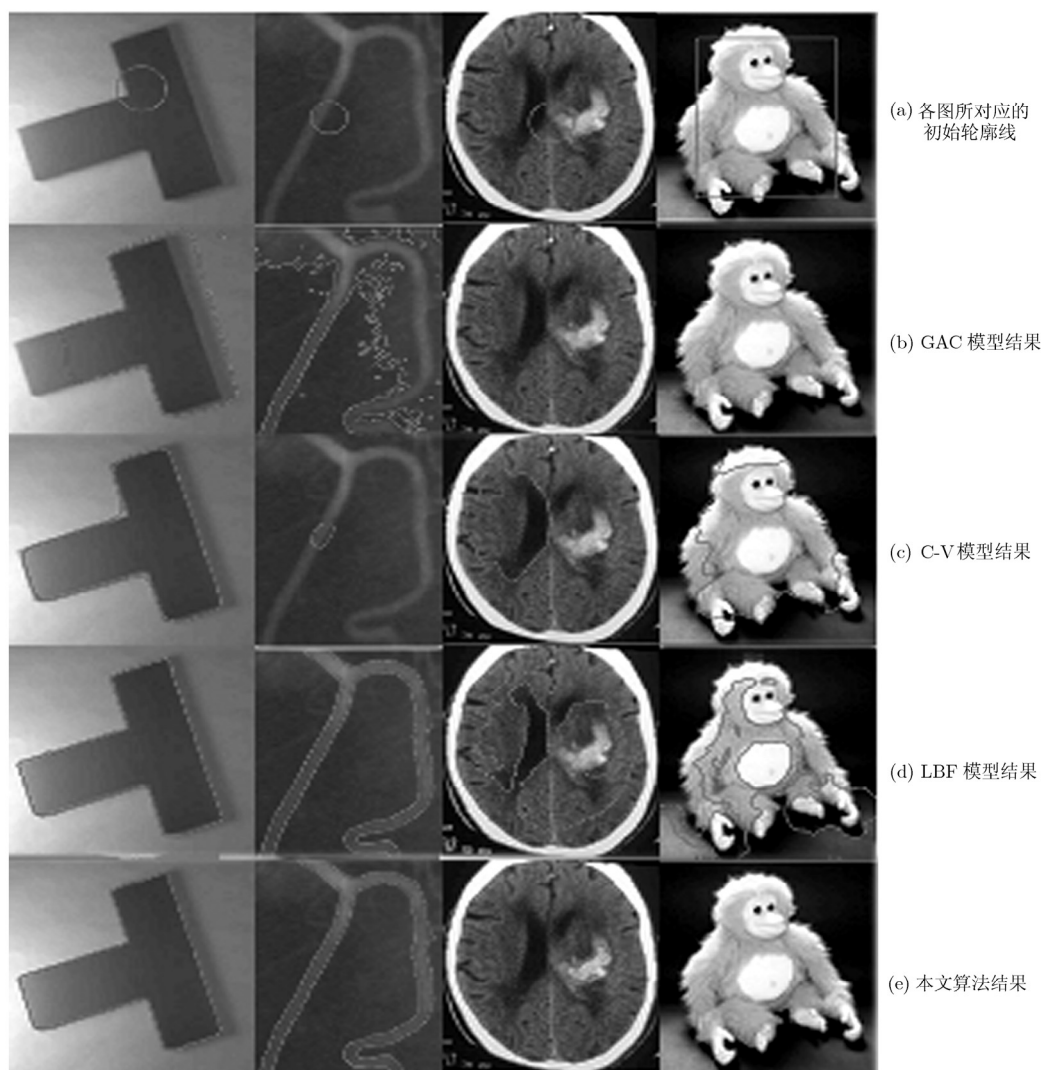


图 4 本文模型同 GAC 模型、C-V 模型、LBF 模型结果比较

表 2 算法的收敛迭代次数/时间步长和演化时间

	“T” 图像 127 × 96 像素		“Vessel” 图像 103 × 131 像素		“Brain” 图像 192 × 210 像素		“Monkey” 图像 320 × 240 像素	
	num/ Δt	$t_{CPU}(s)$	num/ Δt	$t_{CPU}(s)$	num/ Δt	$t_{CPU}(s)$	num/ Δt	$t_{CPU}(s)$
GAC 模型	4000/0.1	250.39	3000/0.05	294.63	3000/0.1	659.89	3000/0.15	906.95
C-V 模型	550/0.1	9.81	1500/0.1	39.22	1500/0.1	121.80	40/0.1	4.25
LBF 模型	150/0.5	9.53	3000/0.2	332.35	3000/0.2	490.00	300/0.2	93.53
本文算法	40/0.1	1.97	180/0.1	9.78	20/0.1	0.71	20/0.1	4.42

用使得该模型能够处理灰度分布不均匀、物体结构更复杂的图像；全局统计信息的利用避免了轮廓线陷入局部极小值，放松了对初始轮廓线设置的要求。三者信息的有机结合使得该模型不仅兼顾了物体细节，而且又可达到全局最优。最后，大量实验验证了本文算法的有效性。

参 考 文 献

- [1] Li C M, Kao C Y, Gore J C, and Ding Z H. Implicit active contours driven by local binary fitting energy[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Washington, USA, 2007: 1-7.
 - [2] Wang L, Hei L, Mishra A, and Li C M. Active contours driven by local Gaussian distribution fitting energy[J]. *Signal Processing*, 2009, 89(12): 2435-2447.
 - [3] Cohen L D. On active contour models and balloons[J]. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing: Image Understanding*, 1991, 53(2): 211-218.
 - [4] Caselles V, Kimmel R, and Sapiro G. Geodesic active contours[J]. *International Journal of Computer Vision*, 1997, 22(1): 61-79.
 - [5] 陈波, 代秋平. 基于几何活动轮廓模型的图像分割[J]. *模式识别与人工智能*, 2010, 23(2): 186-190.
Chen Bo and Dai Qiu-ping. Image segmentation based on geometric active contour model [J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2010, 23(2): 186-190.
 - [6] Chan T F and Vese L A. Active contours without edges[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, 10(2): 266-277.
 - [7] 崔华, 高立群. 适应复杂背景的 C-V 模型[J]. *东北大学学报 (自然科学版)*, 2009, 30(6): 765-768.
Cui Hua and Gao Li-qun. C-V model adaptive to complex background [J]. *Journal of Northeastern University (Natural Science)*, 2009, 30(6): 765-768.
 - [8] 刘建磊, 冯大政. 一种基于二维拉格朗日连续水平集的图像分割方法[J]. *电子与信息学报*, 2010, 32(7): 1712-1716.
Liu Jian-lei and Feng Da-zheng. An image segmentation approach based on two-dimension Lagrange continuous level set [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2010, 32(7): 1712-1716.
 - [9] 贺志国, 陆军, 匡纲要. 基于全局活动轮廓模型的 SAR 图像分割方法[J]. *自然科学进展*, 2009, 19(3): 344-360.
He Zhi-guo, Lu Jun, and Kuang Gang-yao. A SAR image segmentation approach based on global active contour model [J]. *Progress in Natural Science*, 2009, 19(3): 344-360.
 - [10] Zhang K H, Zhang L, Song H H, and Zhou W G. Active contours with selective local or global segmentation: a new formulation and level set method [J]. *Image and Vision Computing*, 2010, 28(4): 668-676.
 - [11] Zhang K H, Song H H, and Zhang L. Active contours driven by local image fitting energy [J]. *Pattern Recognition*, 2010, 43(4): 1199-1206.
 - [12] Xu H and Wang X F. Automated segmentation using a fast implementation of the Chan-Vese Models [C]. Proceedings of the 4th International Conference on Intelligent Computing, Shanghai, China, 2008: 1135-1141.
- 田 汛: 男, 1980 年生, 博士, 讲师, 研究方向为模式识别和图像处理.
- 周明全: 男, 1954 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为医学图像处理 and 计算机图形学.
- 段福庆: 男, 1973 年生, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为计算机视觉和图像处理.
- 武仲科: 男, 1970 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为图像处理和计算机图形学.