

一种新的活动轮廓模型——S-L 模型

陈允杰 张建伟 朱玉辉

(南京信息工程大学数学系, 南京 210044)

摘要 活动轮廓模型用于图像分割一般分为两种:基于参数的模型和基于几何特征的模型。Snake 模型可以快速地分割目标,但不能处理拓扑结构复杂的情况且对初值位置过于敏感。水平集模型具有拓扑可变性,但其时间效率较低,在分析这两种模型优缺点的基础上,提出了一种新的活动轮廓模型,该模型兼具有上述两种方法的优点:快速性、拓扑可变性。在模型中用 Snake 模型的能量方程控制曲线的演化并提出一种基于水平集思想的符号表法来改变演化过程中曲线的拓扑结构。为了降低噪音的影响,用区域信息构造新的外力,在外力的作用下可以使初始曲线有更大的选择空间。对左心室 MR 图像的分割实验结果表明,该模型得到的分割结果与 Level Set 模型相似,但所用时间远比 Level Set 模型少。

关键词 Snake 模型 Level Set 模型 区域信息 符号表

中图分类号: TP391.41 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2005)08-1012-06

A New Active Contours Model: S-L Model

CHEN Yun-jie, ZHANG Jian-wei, Zhu Yu-hui

(Department of Mathematics, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044)

Abstract In recent years, the fields of active-contour based image segmentation have seen the emergence of two competing approaches. The first is based on parameter models and the other is based on geography models. Snake model can segment objects quickly, but can not deal with topological changes and sensitive to initialization. Level Set model can deal with topological changes but it's time efficiency is low. After comparing these two approaches, this paper presents a new active contour model: S-L model, which combines the virtues of Snake model and Level Set model. The new model uses the energy equation of Snake model to evolve the curve and uses a symbol table, which is based on the soul of Level Set model, to change the topology of the curve. To reduce the effect of the noise, the new model constructs a new outer force on the basis of the region information. With the new outer force, the initial curve can be made in a large space. With the region information, the new model can find the edges powerfully, even if in case of complex topology, avoid local minima from Snake model. The experiments to segment cardiac magnetic resonance images show that comparing with Level Set model the new model can get the similar results which has much higher speed.

Keywords Snake model, Level Set model, region information, symbol table

1 引言

基于曲线演化的形变模型近年来已被广泛地应用于图像分割^[1]。目前常见的曲线演化可分为两种:基于参数的模型和基于几何特征的模型。Snake 模

型^[2]是一种经典的基于参数的模型,它在图像的兴趣区域附近定义一条带能量的样条曲线,在曲线自身内力和图像信息产生的外力共同作用下不断运动,最后收敛到目标边界。水平集模型^[3]则是一种基于几何特征的模型,其主要思想是将移动的界面作为零水平集嵌入高一维的水平集函数中,这样,由闭超曲面

基金项目: 香港特区政府研究资助局研究项目(CUHK/4180/01E, CUHK/1/00C)

收稿日期: 2004-06-15; **改回日期**: 2005-03-15

第一作者简介: 陈允杰(1980 ~),男,南京信息工程大学数学系硕士研究生。主要研究方向为图像处理与分析、模式识别、数值分析与算法。E-mail: generalcyj@sohu.com

的演化方程可以得到水平集函数的演化方程,而嵌入的闭超曲面总是其零水平集,最终只要确定零水平集即可确定移动界面演化的结果。这种方法自提出以来,已在界面演化、流体力学、图像处理、计算机视觉等领域得到广泛应用。

相比之下,水平集模型效率很低,因为在曲线演化过程中至少要更新曲线周围的带状区域,计算量远比 Snake 模型大,但是在拓扑可变性方面却比 Snake 模型更胜一筹。针对这些不足,有不少文献提出了改进办法^[4-7]。但改进的同时,却带来了计算量增加等问题。

为此将 Snake 模型和水平集(Level-Set)模型结合起来,提出了一种新的活动轮廓模型,该模型既保持了水平集模型处理拓扑改变的能力,又具有 Snake 模型的高效性。由于该模型是在 Snake 模型和水平集模型的基础上建立起来的,故简称该模型为 S-L 模型。

2 S-L 模型

2.1 Snake 模型

Snake 模型^[2]定义 Snake 为一样条曲线: $V(s) = (x(s), y(s))$, $s \in [0, 1]$, 具有能量 E_{Snake} , 由内部能量 E_{int} 和外部能量 E_{ext} 组成:

$$E_{\text{Snake}} = \int (E_{\text{int}} + E_{\text{ext}}) ds \quad (1)$$

E_{int} 保持样条曲线的弹性和光滑性; E_{ext} 由图像信息确定, 约束曲线的演化, 使其在目标边界处停止。

$$E_{\text{int}} = \alpha \|V'(s)\|^2 + \beta \|V''(s)\|^2 \quad (2)$$

$$E_{\text{ext}} = -|\nabla I(V)|^2 \text{ 或} \\ = -|\nabla[G_{\sigma}(V) * I(V)]|^2 \quad (3)$$

在上面等式中, $V(s) = (x(s), y(s))$ 为曲线上的 Snake 控制点矢量, α 为曲线弹性系数, β 为曲线刚性系数, I 为图像灰度值, $G_{\sigma}(x, y)$ 是 2 维的高斯函数, σ 是标准差, ∇ 为梯度算子。Snake 模型的基本思想是使 Snake 曲线受能量控制朝能量减少的方向运动, 达到目标边界时, 能量 E_{Snake} 最小。

由上面能量的定义可以看出, 由于内部能量保持曲线的弹性和光滑性, 在曲线需要拓扑改变或往凹陷部分演化时往往起反作用。为此引入水平集方法, 借助其拓扑可变能力来解决这些问题。

2.2 S-L 模型

水平集模型在演化过程中将移动的界面陷入高一维水平集函数中, 通过对有正负的距离函数的演化

而得到零水平集的演化。基于该思想, 给出一种新的符号表法, 通过符号表法来改变曲线的拓扑结构。

将符号表法引入参数模型, 以得到 S-L 模型。定义 S-L 为一样条曲线: $V(s) = (x(s), y(s))$, $s \in [0, 1]$, 具有能量 $E_{\text{S-L}}$, 主要由内部能量 E_{int} 和外部能量 E_{ext} 组成:

$$E_{\text{S-L}} = \int (E_{\text{int}} + E_{\text{ext}}) ds \quad (4)$$

E_{int} 使曲线向目标边界靠拢, 并保持该样条曲线在演化中的形状,

$$E_{\text{int}} = \alpha(K(V) + v)N(V) \quad (5)$$

E_{ext} 由图像信息确定, 约束曲线的演化, 使其在目标边界处停止。

$$E_{\text{ext}} = -\beta|F(V)|^2 \quad (6)$$

在上面等式中, α, β 为内外能量的权系数, v 为一常数。 $K(V)$ 表示曲线在点 V 处的曲率, $N(V)$ 为曲线在点 V 处的法方向:

$$K(V) = \nabla \cdot \frac{\nabla V}{|\nabla V|} = \frac{V_{xx}V_y^2 - 2V_xV_yV_{xy} + V_{yy}V_x^2}{(V_x^2 + V_y^2)^{3/2}} \quad (7)$$

$$N(V) = -\frac{\nabla V}{|\nabla V|} = -\frac{V_x + V_y}{(V_x^2 + V_y^2)^{1/2}} \quad (8)$$

$F(V)$ 由图像信息决定, 传统的图像能量往往仅使用图像边界信息, 容易使曲线陷入局部最优, 在待分割目标具有很强噪音或具有弱边界时往往得不到真实解, 因此利用图像区域信息构造 E_{ext} 。

S-L 模型通过能量控制使曲线朝能量减少的方向运动, 达到目标边界时, 能量 $E_{\text{S-L}}$ 最小。

对比 Snake 模型和 S-L 模型可知, S-L 模型在构造内部能量和外部能量时使用了水平集模型速度函数的构造思想, 使曲线在演化过程中更易于进入深度凹陷区域, 可分割出完整的目标边界; 而用 Snake 模型演化的思想演化曲线可加速模型的收敛速度。

2.3 离散化

在图像区域加三角形网格, 并在适当位置作一条初始的曲线, 取曲线与网格的交点作为 S-L 的初始离散点, 它们的坐标为 $\{V_i = (x_i, y_i), i = 1, 2, \dots, n\}$ 。曲线在自身曲线的内力, 图像信息产生的外力的共同作用下不断向目标边界靠拢。

内力为

$$D_i = \alpha(K(V) + v)N(V) \quad (9)$$

计算初始曲线 $V(0)$ 所围区域 Ω_0 的统计特征, Ω_0 的统计特征可以近似地看作待分割目标的统计特征。在以后的演化过程中该统计特征近似地看作

不变量,即 Ω_0 不再改变。记为 $\{S_{0,j} | 1 \leq j \leq m\}$, 其中, m 表示区域统计特征的个数, $S_{0,1}$ 是该区域内像素的灰度均值, $S_{0,2}$ 是该区域内像素的灰度方差, 所需纪录的特征的个数可以根据图像的特性来决定。这里仅采用 $S_{0,1}$ 和 $S_{0,2}$ 两个特征。取得 Ω_0 的特征后, 考察 $V(t)$, ($t=0, 1, 2, \dots, M$) 上所有点的区域特征, 即考虑以 $V(t)$ 上的点 V_i 为中心, $k \times k$ 区域的特征, 一般取 $k=3$ 。计算统计特征 $\{S_{i,j} | 1 \leq j \leq m\}$, 得到该区域和 Ω_0 的统计特征的相似度

$$X_i = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m |S_{i,k} - S_{0,k}| \quad (10)$$

其中, m 表示统计特征个数, $S_{i,k}$ 为 V_i 所在区域的统计特征, $S_{0,k}$ 为 Ω_0 的统计特征。在得到了两者的相似度后, 就可以定义外力为

$$W_i = -\beta |F(V_i)|^2 \quad (11)$$

$$F(V_i) = 1 - e^{-\zeta |X_i|}$$

其中, ζ 为正数, $0 < \zeta < 1$ 。

S-L 演化方程为

$$v_i^{(t+\Delta t)} = v_i^{(t)} + h_i (D_i^{(t)} + W_i^{(t)}) \quad (i=1, 2, \dots, n) \quad (12)$$

其中, h_i 为进化的步长, t 为迭代次数。当迭代到一定步数或每个离散点的演化距离小于给定阈值时演化停止。

参数模型的参数确定没有确切的定义, 往往需要一定的先验知识, 当目标边界灰度的区域分布很不均匀时, 很难确定满足整条曲线演化的参数, 且容易越界。为此, 改变力的定义。

改变外力的定义, 使其在目标内部时具有较大的值增加收敛速度, 而在边界处接近零。当外力小于给定的阈值时限定内力为零, 曲线仅在外力的作用下演化, 并通过外力的正负值判断曲线的演化方向。定义外力为

$$W_i = \begin{cases} e^{-\zeta |X_i|} & X_i \leq T \\ -(1 - e^{-\zeta |X_i|}) & X_i > T \end{cases} \quad (13)$$

当 $X_i \leq T$ 时 (T 为阈值) 说明 V_i 所在的区域可以近似地看作为目标内部区域, 此时, 定义 $W_i > 0$, 即曲线继续沿外法线方向运动; 相反, 如果 $X_i > T$ 说明 V_i 所在的区域可以近似地看作为背景区域, 此时, 曲线沿内法线方向运动。

定义内力为

$$D_i = \begin{cases} \alpha(K(V) + v)N(V) & Y > T_F \\ 0 & Y \leq T_F \end{cases} \quad (14)$$

Y 为外力值中 $e^{-\zeta |X_i|}$ 的大小, T_F 为阈值。

模型中外力的作用为使 Snake 曲线点邻域的灰度统计特征与曲线所围成的内部区域的灰度统计特征趋于一致, 并按条件确定 Snake 曲线的演化方向。由于考虑匹配的是整个图像点, 因此能得到更好的分割结果。

用上面的方法进行曲线演化时, 需要判断曲线的内外法线方向, 当曲线具有复杂拓扑结构时用普通的方法很难判断, 而且在演化过程中很容易出现“燕尾”现象, 影响曲线的演化。如何防止曲线交叉且具有拓扑可变性一直是个难点。本文基于水平集的思想给出一种新的符号表法, 以解决该问题。

2.4 符号表法

以曲线膨胀为例, 分割 2 维图像, 相似地可以得到收缩的情况。

首先构造 2 维符号表 $B(p)$, 每个元素对应一个网格点。用来区分点在曲线 $V(t)$ 的内外, 并以正号标记为 $V(t)$ 的内部, 负号标记为外部, 即

$$B(V_{\text{inside}}(t)) = 1 \quad (15)$$

$$B(V_{\text{outside}}(t)) = -1$$

由于曲线膨胀, 所以只需要考虑法线上符号表中值为 -1 的点, 在每次演化结束后再更新符号表。用符号表引导曲线的演化。下面具体介绍 t 时刻符号表的构造过程:

- (1) 初始化符号表, 所有元素对应的符号值为 -1 。
- (2) 取得 $V(t)$ 与网格的交点。
- (3) 在 $V(t)$ 所包含的区域内取一个种子点 P_{seed} 。
- (4) 建立栈 H , 存入点 P_{seed} , 修改 P_{seed} 的符号表值为 $+1$ 。
- (5) 反复执行如下操作, 直至栈 H 为空。

取出 H 的顶元素 H_{top} , 分别考察 H_{top} 的 4 个邻点 l_p , $p=1, 2, 3, 4$, 为防止重复计算, 仅考虑符号表值为 -1 的邻点, H_{top} 与 l_p 所连的网格线段上没有 $V(t)$ 上的点时, 把 l_p 放入 H , 并将该点的符号表值修改为 $+1$ 。

算法结束时, 可以确定曲线内部点的符号值为 $+1$, 外部为 -1 。在下一构造符号表时 P_{seed} 不变。用该算法可以解决曲线演化过程的拓扑可变性问题。

2.5 拓扑改变

由于规定曲线仅在符号表的负方向运动, 此时曲线就不可能出现交叉现象, 但是曲线会部分重合

或相距很近(距离小于一个网格间距)。如图 1 所示,演化过程中曲线仅在符号表的负方向运动,可以看出由于没有考虑重合或部分相距很近的情况,便得不到真实的边界。这是由于曲线的两部分距离很近时,其法线内外方向对应的符号表值都为 +1,该部分曲线停止运动。

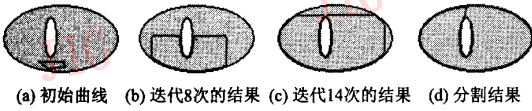


图 1 曲线重合的情况
Fig. 1 The curve overlaps

由符号表的构造过程可以看出,在曲线内部符号表值为 +1,即 +1 代表目标物体, -1 为待分割部分,曲线中两段相距很近时,其内外法线方向的符号表值为 +1,此时曲线停止演化。可以利用其内外法线方向为 +1 的特点来解决拓扑改变的问题。

图 2 为曲线有两部分相距很近的情况,其中正方形点表示演化曲线内部的点,所对应的符号表值为 +1,圆点表示演化曲线和网格的交点。

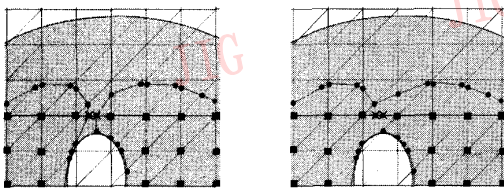


图 2 曲线拓扑改变
Fig. 2 Topological changes of the curve

观察曲线和网格的交点,可以发现图中标记为叉的点的内外法线方向都为 +1,曲线在这些点处不会继续演化,而其他交点的相邻网格点的符号表值都不同号,因此在曲线演化过程中考虑交点的相邻网格点所对应的符号表值就可以解决拓扑问题。具体解决方法如下:

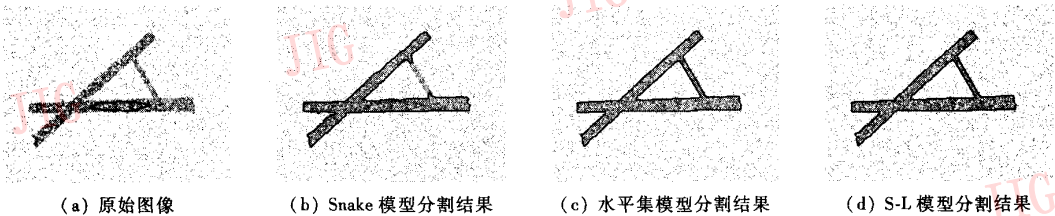


图 3 合成图象分割
Fig. 3 Segmentation of the man-made image

由于曲线以离散形式表示,可以以一定的方向存储在数组 S_1 里。曲线迭代一步后考察每个点的相邻网格点,如果该点的相邻网格点都是 +1,说明需要拓扑改变,该类型的点只会成对出现,如图 2 所示,在图 2(a)中有两个该类型的点,此时删除这两个点,取出 S_1 中删除掉的两点之间的所有点,按原有顺序存入另一数组 S_2 中,形成一条独立的曲线,原来数组去掉的部分用后面的点向前补充,形成一条新的曲线,如图 2(b)所示。可以通过新形成的曲线长度来判断新曲线所围的区域是目标还是噪音。用这种方法可以消除区域噪音。

从图 2(b)可以看出,当网格间距很大时计算量会减小,但是当目标具有细长部分时误差较大,间距很小时误差很小,但是计算量加大。因此在使用 S-L 模型进行曲线演化时往往先将间距定义为一个较大的值,演化停止时曲线比较接近目标边界,此时间距值取半,继续进行演化。一般情况下,先取间距为 4 个像素宽,演化停止时再取为 2 个像素宽进行演化。

可以看出,在演化过程中使用了符号表,纪录已搜索分析点的内外特征,可以避免曲线自交。自适应性检查相邻边界的方向和符号,进行 Snake 曲线重组。

3 实验结果与分析

在 P4 1.8G 微机上用 Matlab 实现。

图 3 是合成图像,大小为 128×110 ,并加了噪音,具有复杂的拓扑结构,图 3(b)为传统 Snake 模型分割结果,在目标右侧细长部分分割失败,模型参数为弹性系数 $\alpha = 1.2$,刚性系数 $\beta = 1.6$;图 3(c)为水平集模型分割结果,分割过程耗时 3.2451s。图 3(d)为 S-L 模型分割结果,模型参数为内力约束系数 $\alpha = 1$,外力约束系数 $\beta = 1$,阈值 $T = 80, T_f = 0.5$ 。整个过程耗时 1.2430s。可以看出 S-L 模型可以得到与水平集模型类似的分割结果,但所用时间有明显减少。

图 4 是心脏左心室的 MR 图像,大小为 120×112 ,在左心室内具有很强区域噪音。图 4(b)为 Snake 模型分割结果,模型参数为弹性系数 $\alpha = 1$,刚性系数 $\beta = 1.1$,由于受到噪音的影响,该模型没有得到真实边界,整个分割过程用时 1.0630s;图 4(c)为传统的水平集模型分割结果,和 Snake 模型模型一样,由于仅使用了边界信息,算法具有局部性,分割效果不太理想,分割时间为 2.1365s。图 4(d)为 S-L 模型分割结果,模型参数为内力约束系数 $\alpha = 0.8$,外力约束系数 $\beta = 1$,阈值 $T = 100$, $T_f = 0.5$ 。由于该模型使用了全局信息,克服了噪音的影响,最终获得了较好的分割结果,所用时间为 1.1211s。

图 5 是心脏左心室的 MR 图像,大小为 115×100 ,在左心室内具有很强的噪音。为了证明本文方

法的稳定性,故意使得初始曲线部分位于待分割目标外部。图 5(b)为基于边界信息的外力分割结果,模型参数为内力约束系数 $\alpha = 1$,可以看出,按照图 5(a)所示的初始曲线,曲线在基于边界信息的情况下,受到噪音的影响,发生了边界渗透现象,分割失败;图 5(c)为基于区域信息的分割结果,模型参数为内力约束系数 $\alpha = 0.8$,外力约束系数 $\beta = 1$,阈值 $T = 110$, $T_f = 0.5$ 。曲线中渗出边界的部分受到外力拉伸,向真实边界靠拢,较好地分割出心肌内壁。整个过程耗时 1.1430s,分割效率较高。

可以看出 S-L 模型在保持 Snake 模型的高效性和水平集模型的拓扑可变性的同时,能有效地抑制噪音的影响和边界泄漏现象,得到了较好的分割效果。

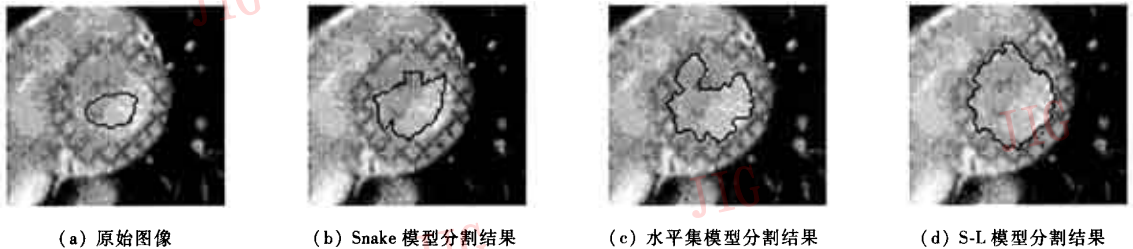


图 4 MRI 图像分割结果
Fig. 4 Segmentation of MR image

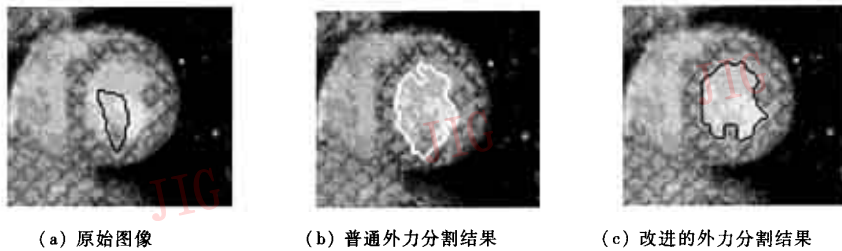


图 5 MRI 图像分割结果
Fig. 5 Segmentation of MR image

4 结 论

引用符号表法实现曲线在演化过程中的拓扑改变,建立了一种新的 S-L 模型,该模型基于 Snake 模型和水平集模型,结合了两者的优点,既保持了 Snake 模型高速分割的特点,又较好地继承了水平集模型的拓扑改变能力,在建立模型时使用了区域信息,由于考虑匹配的是整个图像点,因此能很好地克服噪音的影响,并使初始曲线的选取有更大的自

由度。S-L 模型能更健壮适应复杂拓扑边界。该模型可以用于 3 维图像的分割。

参考文献 (References)

- 1 McInernay T, Terzopoulos D. Deformable models in medical image analysis: A survey [J]. *Medical Image Analysis*, 1996, 1(2): 91 ~ 108.
- 2 Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: Active contour models [A]. In: *Proceedings of the First International Conference on Computer Vision [C]*, London, 1987: 259 ~ 269.
- 3 Osher S, Sethian J A. Fronts propagating with curvature dependent

- speed; Algorithms based on the Hamilton-Jacobi formulation [J]. Journal of Computational Physics, 1988, 79(1):12 ~ 49.
- 4 Xu G, segawa E, Tsuji S. Robust active contours with insensitive parmenters [J]. Pattern Recognition, 1994, 27(7): 879 ~ 884.
- 5 McInerney T J. Topologically adaptable defoemable models for medical image analysis [D]. Tornoto, Canada: Department of Computer Science University of Tornoto, 1997.
- 6 Cohen L D, Cohen I. Finite element methods for active contour models and for 2-D and 3-D images [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1993, 15 (11): 1131 ~ 1147.
- 7 Chen Yun-jie, Zhang Jian-wei. Genetic algorithms in Snake model [J]. Computer Applications, 2004, (5): 80 ~ 81. [陈允杰, 张健伟. 遗传算法在 Snake 模型中的应用 [J]. 计算机应用, 2004, (5): 80 ~ 81.]