

# 一种改进型多尺度 DDCM 主动轮廓模型 边界检测算法

史耀明 鲍旭东 王遵亮

(东南大学生物科学与医学工程系影像科学与技术实验室, 南京 210096)

**摘要** 尽管主动轮廓模型(Active contour model), 或称 Snakes, 近年来已经在计算机视觉和图象处理领域得到了广泛的应用, 尤其在边界检测方面也表现出良好的性能, 但是由于传统的 Snakes 图象边界检测对初始轮廓线的位置十分敏感, 因而限制了它的更广泛应用. 为了克服这一问题, 提出了一种改进型多尺度 DDCM 主动轮廓模型的边界检测算法, 该算法是首先通过分阶段改变轮廓曲线的内力, 使轮廓曲线的曲率能自适应地进行多尺度调整, 进而改变了轮廓线的柔性和刚性, 使之能够更好地与目标边界匹配. 实验结果证明, 该算法在计算速度和边界检测精度上, 均优于传统的主动轮廓边界检测算法, 因而具有一定的实用价值.

**关键词** 计算机感知(520·2050) 计算机视觉 边界检测 主动轮廓模型 DDCM 模型

**中图分类号**: TP391.41 Q-334 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2003)03-0256-05

## A Novel Multi-scale Fast Algorithm for Edge Detection Based on DDCM Active Contour Model

SHI Yao-ming, BAO Xu-dong, WANG Zhun-liang

(Department of Biology and Medical Engineering, Southeast University, Nanjing 210096)

**Abstract** In the last decade, Active Contour Model (Snakes) has been successfully applied in the areas of computer vision and image processing. In particular, it reveal much potentials for edge detection and tracking. However, traditional Active Contour Models are very sensitive to the position of initial contour, which limits its further application in edge detection area. To overcome this problem, an accurate and fast multi-scale DDCM active contour model is proposed in this paper, where the curvature of the contour is modulated according to different step during edge detection. We employ this approach to detect the edge of interested objects in CT images. Compared with traditional active contour model, the proposed algorithm has a better performance of edge detection with the aspects of accuracy and speed, which is showed by our experiments.

**Keywords** Computer vision, Edge detection, Active contour model, DDCM

## 0 引言

主动轮廓模型(Active Contour model), 又叫蛇形算法(Snake method), 是由 Kass 等人在 1987 年首次提出, 可用于提取连续的目标边界<sup>[1]</sup>, 并在图象分析等领域有广泛的应用.

自从主动轮廓模型提出以来, 已经有很多的改进算法出现, 例如贪婪算法<sup>[2]</sup>、传统多尺度高斯模

型、气球模型<sup>[3]</sup>、梯度矢量场模型<sup>[4]</sup>(Gradient vector flow, 以下简称 GVF)、离散动态轮廓模型<sup>[5]</sup>(Discrete Dynamic Contour Model, 以下简称 DDCM 模型)等等. 其中贪婪算法速度虽快, 但由于它只是求得局部极值, 因此不能保证全局收敛; 多尺度高斯模型用标准差从大到小地对高斯模板与图象进行卷积, 以获得不同捕获力的外力图, 其虽对轮廓初始要求降低, 但是计算量加大; 气球模型在原有外力的基础上, 另外加上一个外力, 即可以向内或者向

外,这样虽不要求初始轮廓靠近感兴趣的边界,但是外力的大小不好确定;GVF 模型虽有较大的捕获范围,但是它会忽略掉较弱的边界;DDCM 模型是一种几何变形模型,其运算速度快.总体而言,上述几种改进方法对初始的轮廓位置都很敏感,从而限制了主动轮廓模型更广泛的应用.为使主动轮廓模型更实用,本文提出了一种多尺度的 DDCM 主动轮廓模型.

### 1 DDCM 模型

DDCM 模型是由 Lobregt 和 Viergever 提出的,它的基本思想源自 Miller 等在文献[6]中提出的几何变形模型(Geometrically Deformed Model),且这两种模型都是由许多用边连接的离散节点构成的,而连接边的长度则决定了它们的分辨率.除此之外,在优化过程的具体实现步骤上两者却截然不同

DDCM 模型在给定初始轮廓的情况下,有质量的点就在内力和外力的共同作用下产生加速度,并以一定的速度向着人们期望的边界移动.在这里,内力的作用是减小曲线的局部曲率,以维持曲线的平滑;而外力就是引导曲线向着图象特征所形成的谷或脊移动,DDCM 模型曲线的变形过程是通过一定的迭代步骤完成的,即首先计算出每个离散点上的内外合力,再由合力产生加速度;然后点在加速度的作用下,移动到新的位置;最后在新的位置,以新的速度开始新一轮的迭代.这样通过一定的循环后,当速度加速度变为 0 时,曲线就停止移动,即达到平衡状态.此时如果以能量的形式来表述的话,即得到了能量函数的局部最小值.

令  $p_i, V_i, a_i$  分别表示节点  $i$  的位置、速度、加速度矢量.变形运动方程表示如下:

$$p_i(t + \Delta t) = p_i(t) + V_i(t)\Delta t \quad (1)$$

$$V_i(t + \Delta t) = V_i(t) + a_i(t)\Delta t \quad (2)$$

$$a_i(t + \Delta t) = \frac{1}{m_i} F_i(t + \Delta t) \quad (3)$$

其中,  $F_i(t)$  为节点  $i$  所受的合力.  $F_i(t)$  为

$$F_i = w_{ext} F_{ext,i} + w_{int} F_{int,i} + F_{damp,i} \quad (4)$$

其中,  $F_{ext,i}$  为节点所受外力的法线方向的分量.对于外力的定义,它可以是图象本身的高斯梯度力,也可以是追加了外力的高斯梯度力,或者是 GVF 力;  $w_{ext}$  为外力的系数.

$F_{damp,i}$  为阻力.有时,从启动轮廓点的运动到使

它完全静止下来,需要较长的时间;有时,可变形轮廓会在两个都代表了局部能量最小值的状态之间振荡.解决这两个问题的方法是对节点施加阻力  $F_{damp,i}$ ,该力与节点的速度  $V_i$  成正比:

$$F_{damp,i} = w_{damp} V_i \quad (5)$$

$w_{damp}$  为阻力的系数.

$F_{int,i}$  为轮廓上节点  $i$  的内力,它与节点  $i$  的局部曲率有关.如果直接把局部曲率定义为内力,那么在有些情况下却不太恰当,如图 1(a)所示.如果把局部曲率定义为内力,则在这个由等六边形构成的闭合轮廓上,各节点的内力大小处处相等.在没有外力作用的情况下,可变形轮廓将向着它的中心点缩小,直到变为一个点,而各轮廓点的局部曲率在变形过程中则并没有发生改变(图 1(a)).在使用新的内力表达式后,在上述情况下,每一个轮廓点的内力都为零,从而避免了收缩现象(图 1(b)).

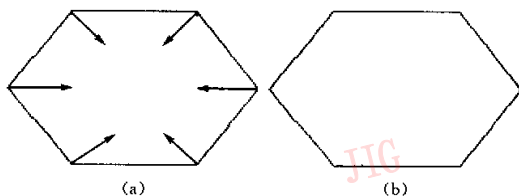


图 1 在不同表达式下的内力

为了解决上述问题,文献[5]中定义节点  $i$  内力  $F_{int,i}$  的方向和曲率矢量相同,这意味着  $F_{int,i}$  与曲率  $c_i$  只有大小上的区别;其次,为了使每个轮廓点有相同的曲率的轮廓部分,必须使内力  $F_{int,i}$  为零,这样,局部曲率的减小就可以在不变曲率的轮廓点下进行.若令离散滤波器为

$$k_i = \left\{ \dots, 0, 0, -\frac{1}{2}, 1, -\frac{1}{2}, 0, 0, \dots \right\} \quad (6)$$

上式中,1 对应位置  $i$ ,  $-\frac{1}{2}$  对应位置  $i-1$  和  $i+1$ . 其内力的大小为

$$|F_{int,i}| = (c_i, r_i) \otimes k_i \quad (7)$$

式中,  $\otimes$  表示圆周卷积,  $r_i$  为法线单位矢量,则新的内力为

$$F_{int,i} = |F_{int,i}| r_i \quad (8)$$

从图 1(b)可以看出,新定义的内力在没有外力的存在下,可产生人们所期望的变形结果.

$m_i$  为节点  $i$  的质量,假定可变形轮廓点的质量都相同,则  $\frac{1}{m_i}$  可以简化为一常数因子.在  $t=0$  时,

$V_i=0, a_i=0$ , 节点  $i$  由作用在它上面的合力来驱动开始变形过程, 直到  $V_i$  和  $a_i$  又重新等于零为止, 即模型收敛达到稳定状态。

## 2 DDCM 模型的改进

在实验过程中, 外力使用传统的高斯势能力, 因传统高斯势能力边界捕获范围小, 故 DDCM 模型对初始轮廓有很强的依赖性; 而使用了 GVF 力, 由于可获得较大捕获范围, 因此比使用高斯势能力有更好的轮廓逼近结果, 但是对于离目标边界比较远的初始轮廓线, 它仍然不能收敛到目标边界。

对于离目标边界比较远的初始轮廓线, 如果其大部分的点是在目标边界附近, 那么就可以利用大部分位置正确的轮廓点来将少部分位置偏离目标边界很大的轮廓点拉回来, 这样, 即使初始轮廓有一部分轮廓点离目标边界较远, 也可以被拉到目标边界, 从而降低了边界检测对初始轮廓的依赖。由于 DDCM 模型的内力和轮廓点的局部曲率有关, 且在计算内力时, 要将更多轮廓点的曲率信息加到当前点的内力中, 因此, 对上述 DDCM 模型进行如下改进。

在求内力时, 可用离散滤波器和已经计算好的各轮廓点曲率进行圆周卷积, 以便使得在曲率不变的轮廓部分, 内力  $F_{int}$  为零。此时离散滤波器  $k_i^{(3)} = \left\{ \dots, 0, 0, -\frac{1}{2}, 1, -\frac{1}{2}, 0, 0, \dots \right\}$  只用到了当前点所在轮廓线上相邻两点的曲率。若要增加轮廓点的数目, 则需重新设计离散滤波器。比如增加为 5 个点:

$$k_i^{(5)} = \left\{ \dots, 0, 0, -\frac{1}{6}, -\frac{1}{3}, 1, -\frac{1}{3}, -\frac{1}{6}, 0, 0, \dots \right\} \quad (9)$$

离散滤波器的一般通式可以用下式表示

$$k_i^{(N)} = \left\{ \dots, 0, 0, -\frac{1}{2 \times j}, \dots, -\frac{1}{2 \times j}, -\frac{1}{j}, 1, -\frac{1}{j}, -\frac{1}{2 \times j}, \dots, -\frac{1}{2 \times j}, 0, 0, \dots \right\}$$

$$N = 2 \times j - 1, j = 2, 3, 4, \dots \quad (10)$$

其中,  $-\frac{1}{j}$  在 1 的两边各有一个,  $-\frac{1}{2 \times j}$  在 1 两边各有  $j-2$  个。

由于用了比较多的轮廓点来求当前点的内力, 因此使得当前点会朝着多数点所处的正确位置移动。但是同时由于轮廓线的曲率受到多点的影响, 使得轮廓线的曲率变化比较稳定, 因而轮廓线就显得比较

“硬”, 即轮廓线不容易弯曲, 这将使得轮廓线无法逼近变化比较剧烈的目标边界。在实验中, 为了解决这个问题, 需采用多尺度方法对 DDCM 模型加以改进, 即初始时, 首先使用“硬”的轮廓线, 将离目标边界比较远的轮廓线拉到目标边界附近; 然后, 减少求内力所用轮廓点的数目, 使得轮廓线变“软”, 即使得轮廓线容易弯曲, 这样就可以比较好地逼近目标边界。

在轮廓逼近过程中, 每进行一次变形, 需对轮廓线上的点进行一次重采样。为了顺利地进行采样, 这里定义一个最小距离  $l_{min}$  和最大距离  $l_{max}$ 。重采样过程可以分解为如下两个子过程: (1) 对整个可变形轮廓进行一次扫描, 一旦发现有轮廓点之间的距离小于最小距离  $l_{min}$  时, 就删掉这两个轮廓点, 并在其中中心处加入一新的轮廓点, 直至所有相邻轮廓点之间的距离均大于  $l_{min}$  为止; (2) 第 1 个子过程完成后, 再对整个可变形轮廓进行一次扫描, 这一次扫描的目的在于发现相邻距离大于最大距离  $l_{max}$  的情况, 此时应在这两个相邻的轮廓点中心处再加上一新的轮廓点, 直到所有相邻轮廓点之间的距离均小于  $l_{max}$  为止。当  $l_{max}$  取值比较大的时候, 采样后的轮廓点少, 这时, 虽计算量会减少, 即可提高计算速度, 但是由于采样点的间距大, 因此会把比较尖锐的边界“漏掉”。如果重采样时,  $l_{max}$  取值小, 那么就可以比较好地逼近目标边界。

在实际应用中, 可首先采用比较多的轮廓点来计算轮廓线的内力, 采样时, 则用  $l_{max}$  比较大的 DDCM 模型进行逼近, 因为这样轮廓线会很快地向目标边界移动。当轮廓线靠近目标边界时, 可再减少计算内力的轮廓点数目, 并相应地减小  $l_{max}$ , 使轮廓线能够准确地逼近到目标边界。

## 3 实验结果和讨论

为了检验本文算法的效果, 对一幅图上任意给出的两个离目标边界较远的初始轮廓, 分别用原始蛇形算法、GVF 算法、贪婪算法、本文算法进行逼近处理对比实验。本文使用 GVF 图象力, 并用多尺度 DDCM 模型来逼近目标边界, 实验步骤如下:

在  $w_{int}$ 、 $w_{ext}$ 、 $w_{damp}$  都保持不变的情况下, 首先用原始的 DDCM 模型, 即使用 3 点离散滤波器和较小的重采样点距来逼近目标边界; 然后使用多个轮廓点求内力, 并用大的重采样点距来逼近目标边界; 接着使用较多的轮廓点(多点曲率)求内力和采用较小的重采样点

距来逼近目标边界；最后是开始使用较大重采样点距，再用较多的轮廓点求内力，并根据变形结果的变化来

确定重采样的点距和求内力的轮廓点的数目。表 1 是所采用的参数及结果，图 2 是轮廓逼近结果。

表 1 实验所采用的参数及实验结果

		最小距离 (像素)	最大距离 (像素)	曲率取点 (个)	循环次数 (次)	时间(ms)	
初始 轮廓 1	原始 DDCM 模型算法	0.471	1.414	3	250	1431	
	大采样点距 DDCM 模型算法	1.5	4.5	5	160	40	
	多点求内力 DDCM 模型算法	0.471	1.414	7	200	490	
	多尺度 模型算法	多尺度 1	1.5	4.5	5	80	290
		多尺度 2	0.471	1.414	3	100	
初始 轮廓 2	原始 DDCM 模型算法	0.471	1.414	3	250	1034	
	大采样点距 DDCM 模型算法	1.5	4.5	5	200	30	
	多点求内力 DDCM 模型算法	0.471	1.414	7	200	641	
	多尺度 模型算法	多尺度 1	1.5	4.5	7	120	710
		多尺度 2	0.471	1.414	5	200	
		多尺度 3	0.471	1.414	3	100	

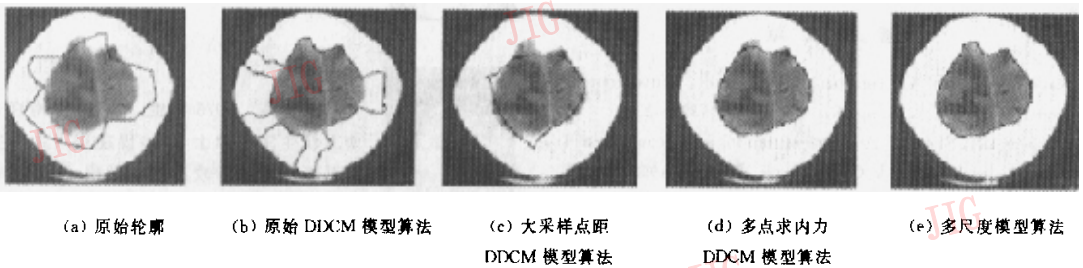


图 2 轮廓 1 用不同方法进行边界检测的结果比较

从表 1 可见，对轮廓 1，用原始 DDCM 算法，迭代循环 250 次，耗时 1431ms，但是没有收敛到所期望的边界；而用多尺度 DDCM 模型，第 1 步迭代了 80 次，第 2 阶段迭代循环了 100 次，共耗时 290ms，结果很好地收敛到了感兴趣的边界(见图 2)。由图 3 也可看到，用原始的 DDCM 算法循环 250 次，耗时 1034ms，也没有收敛到目标边界；而用多尺度 DDCM 模型分 3 个阶段，分别迭代循环 120, 200, 100 次，共耗时 710ms，则很好地收敛到目标边界。在上述两个轮廓线的逼近中，多尺度 DDCM 模型明

显耗时都比较少，这是因为在初始阶段，采用了较大的重采样点距的缘故，故大大地减少了时间。

在用多点求内力的实验图中，图 2 轮廓 1 的轮廓线比较好地逼近了目标边界，但是在边界变化较剧烈的地方，轮廓线没有逼近到目标边界，这是因为轮廓线较“硬”的缘故；而图 3 轮廓 2 的轮廓线没能较好地逼近到目标边界，但是运用多尺度 DDCM 模型中，则都能逼近到目标边界，这是因为多尺度 DDCM 模型初始阶段采用了大的重采样点距，它不仅加速了计算速度，而且也使得轮廓线更加的“硬”，

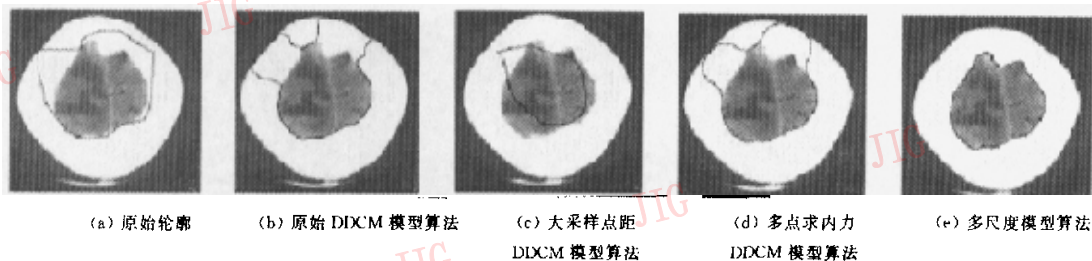


图 3 轮廓 2 用不同方法进行边界检测的结果比较

从而收敛到了正确的目标边界。

由于合理的调整参数可以使得离目标边界较远的初始轮廓逼近到目标边界,因此可以降低对初始轮廓的依赖,如果初始轮廓离目标边界较远,那么应该适当地增大计算内力的数目,当逼近目标轮廓时,则应当减少计算内力的轮廓点数目。

## 4 结 论

改进型多尺度DDCM主动轮廓模型,与传统的DDCM模型不同,它是通过不断改变求内力的离散滤波器来调整曲线硬度,从而达到了曲线从“硬”到“软”的效果,它不仅适用于初始轮廓离目标边界较远的情形,而且很好地解决了对初始轮廓的依赖问题,因而有着一定的实用价值。

### 参 考 文 献

- 1 Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: active contour models[J]. *Int'l. J. Comp. Vis.*, 1987, 1(4):321~331.
- 2 Williams D J, Shah M. A fast algorithm for active contours and curvature estimation[J]. *CVGIP:Imag. Under.*, 1992, 55(1): 14~26.
- 3 Cohen L D. On active contour models and balloons[J]. *CVGIP: Imag. Under.*, 1991, 53(2):211~218.
- 4 Miller J V, Reen D E, Lorensen W E *et al.* Geometrically deformed models: A method to extract closed geometric models from volume data[J]. *Comput. Graphics.*, 1991, 25(4):217~226.

- 5 Lobregt S, Viergever M A. A discrete dynamic contour model [J]. *IEEE Trans. on Med. Imag.*, 1995, 14(1):12~24.
- 6 Xu C, Prince J L. Snakes, shapes, and gradient vector flow[J]. *IEEE Trans. Imag. Proc.*, 1998, 7(3):359~369.



**史 燏 明** 1979 年出生,现在南京东南大学生医系影像实验室攻读硕士学位,研究方向是医学图象的边缘提取。



**鲍 旭 东** 1963 年生,1986 年获东南大学工学硕士学位,现任东南大学生物科学与医学工程系副教授,从事医学图象分析及应用、计算机软硬件设计的研究和教学工作。



**王 遵 亮** 1975 年生,2002 年获南京东南大学生医系硕士学位,现在东南大学生医系影像实验室攻读博士学位,主要从事脑图谱数据库研究。