

# 基于活动轮廓的运动目标的动态分割

夏利民 谷士文

(长沙铁道学院电子系, 长沙 410075)

沈新权

(Department of Electrical Engineering, The University of Surrey, Guildford UK)

**摘要** 提出了一种基于活动轮廓的运动目标动态分割方法。利用B样条曲线表示活动轮廓,导出了B样条曲线控制点的运动模型,从而使得活动轮廓能自动地跟踪运动目标的边缘,实现运动目标的动态分割。同时我们还提出了控制点数目的自动确定方法。实验结果验证了该方法的有效性。

**关键词** 活动轮廓 B样条函数 边缘跟踪 动态分割 AIC准则

## 0 引言

图象分割是计算机视觉中的一个重要研究领域,也是一个长期以来没有解决好的问题,目前,活动轮廓模型<sup>[1-4]</sup>已被证明是一种有效的区域分割、边缘跟踪方法<sup>[5-8]</sup>,这种方法由于同时考虑了几何约束条件和与图象数据、轮廓形状有关的能量最小等约束条件,所以能得到令人满意的分割效果,它已成功地用于物体识别、计算机视觉、计算机图形和生物医学图象分割等领域<sup>[9]</sup>。

然而这种方法存在一些不足之处:①分割的结果与活动轮廓的初始位置有关;②活动轮廓很难收敛到曲率高的边缘。一种可行的办法是采用B样条曲线表示的活动轮廓,该方法的优点在于,活动轮廓的光滑性由样条函数的控制点来控制,控制点数目少,则抽取的边缘光滑,而控制点多有利于活动轮廓收敛到曲率高和曲率变化大的边缘。

但是这种方法的分割效果与控制点个数有关,通常是根据对象的实际形状或采用试探法<sup>[9,10]</sup>来确定控制点的数目,为了克服这种主观性的影响,本文提出了一种基于AIC准则<sup>[11]</sup>的控制点数目估计方法。另外目前用活动轮廓分割运动物体的图象,最简单的方法是每隔一段时间收集数据,然后用活动轮廓进行一次分割,而不考虑以前的分割结果,但该方法计算量大,且对一些复杂的图象很难得到满意的结果<sup>[12]</sup>。为此,我们通过B样条曲线控制点的运动

方程,来确定活动轮廓的位置,从而实现对运动目标的动态分割。实验结果表明该方法稳定性好,分割结果准确、可靠,且计算量少,适合于实时分割。

## 1 活动轮廓

活动轮廓是一参数化曲线  $r(s) = (x(s), y(s))$ , 我们用三次B样条曲线表示它:

$$r(s) = \sum_i^m p_i B_i(s) \quad (1)$$

这里  $B_i(s)$  是样条基函数,  $0 \leq s \leq 1, 1 \leq i \leq m$ ;  $p_i = (p_{ix}, p_{iy})^T$  是控制点。

式(1)表明活动轮廓是由控制点决定,因此要用活动轮廓来逼近物体的边缘,实际上就是要确定  $m$  个控制点  $p_i$  使得下列能量最小:

$$E = \sum_i^n (r'_i - \sum_j^m p_j B_j(s_i))^2 \quad (2)$$

式中  $r'_i$  表示物体的边缘点(由图象低层次处理得到)。

用矢量  $R' = (r'_1, r'_2, \dots, r'_n)^T$  表示所有边缘点,矢量  $P = (p_1, p_2, \dots, p_m)^T$  表示所有控制点,并定义矩阵  $B$ :

$$B = \begin{bmatrix} B_1(s_1) & \Lambda & B_m(s_1) \\ M & M & M \\ B_1(s_n) & \Lambda & B_m(s_n) \end{bmatrix}$$

利用最小二乘法求解上述能量最小问题,可得到:

$$P = (B^T B)^{-1} B^T R \quad (3)$$

由(3)式确定的  $m$  个控制点所对应的活动轮廓是物体边缘的最好近似。

### 2 控制点数目估计

控制点个数决定活动轮廓的光滑性和对物体边缘的逼近程度,我们通常根据分割对象的形状或者采用试探法来确定控制点的个数,为了使选择的数目更客观、更合理,在本文我们利用 AIC 定阶法来确定控制点的个数。

#### 2.1 AIC 定阶法

1974 年 Akaike 基于信息理论提出了一种选择最佳模型的 AIC 准则,考虑下列模型:

$$z(k) = h_1(k)\theta_1 + h_2(k)\theta_2 + \dots + h_N(k)\theta_N + v(k) \quad (4)$$

其中,  $z(k)$  为输出量,  $h_i(k)$  ( $1 \leq i \leq N$ ) 为  $N$  个输入变量,  $\theta_i$  是模型的  $N$  个参数,  $v(k)$  是噪声。

为了确定上述模型的阶次  $N$ , Akaike 引进如下准则<sup>[11]</sup>:

$$AIC(\hat{N}) = -2 \log L(\hat{\theta}_{ML}) + 2\hat{N} \quad (5)$$

$\theta_{ML}$  为参数  $\theta = [\theta_1, \dots, \theta_N]^T$  的极大似然估计值(当噪声是均值为 0 的不相关随机噪声,极大似然估计与最小二乘估计等价),  $L(\theta_{ML})$  表示在  $\theta_{ML}$  条件下的似然函数,  $N$  是模型阶次或独立参数个数的估计。Akaike<sup>[11]</sup>证明了使  $AIC(N)$  最小的  $N$  是模型相对合理的阶次。

#### 2.2 控制点个数

比较(1)式和(4)式,我们看到两式十分相似,如果把控制点看作(4)式中的模型参数,控制点的个数看成模型阶次,则我们可以将 AIC 定阶法用于确定控制点的个数。设噪声服从正态分布,则检测的边缘点  $R'$  也服从正态分布,根据似然函数的定义,  $L(P_{ML})$  取为:

$$L(P_{ML}) = (2\pi\sigma_v^2)^{-\frac{n}{2}} \exp \left\{ \left( -\frac{1}{2\sigma_v^2} \right) (R' - BP_{ML})^T \times (R' - BP_{ML}) \right\} \quad (6)$$

对应的对数似然函数为:

$$\log L(P_{ML}) = -\frac{n}{2} \log 2\pi - \frac{n}{2} \log \sigma_v^2 - \frac{1}{2\sigma_v^2} (R' - BP_{ML})^T (R' - BP_{ML}) \quad (7)$$

式中:  $n$  表示边缘点(由 soble 算子检测出来)的个数,而:

$$P_{ML} = (B^T B)^{-1} B^T R' \quad (8)$$

$$\sigma_v^2 = \frac{1}{n} (R' - BP_{ML})^T (R' - BP_{ML}) \quad (9)$$

将(7)、(8)、(9)式代入(5)式且去掉常数项,则 AIC 准则为:

$$AIC(m) = n \log \hat{\sigma}_v^2 + 2m \quad (10)$$

于是,寻找最佳控制点个数,就是寻找一个  $m$ ,使得 AIC 最小。该方法的物理意义很明显:当  $m$  较少时,活动轮廓与实际边缘存在较大差异时,极大似然函数很小, AIC 较大,随着  $m$  增加,对数极大似然函数增加,且增长速度大于  $m$  增长速度, AIC 减小;当  $m$  达到某一值后,活动轮廓与实际边缘接近时,对数极大似然函数基本不变,这时  $m$  增长速度超过对数极大似然函数增长速度,因此 AIC 将增加,故 AIC 存在最小值,该值对应的活动轮廓与实际边缘最接近,且控制点的个数最节省。

### 3 基于活动轮廓的图象分割

当物体运动时,其边缘也随着运动,为了对图象进行动态分割,需要用活动轮廓跟踪物体边缘,与常规的方法不同<sup>[3,5,6,8]</sup>,我们不是直接确定活动轮廓上各点的运动,而是确定控制点的运动,使得样条曲线表示的活动轮廓能跟踪物体的边缘。这种方法计算量小,便于实时跟踪和动态分割。

设控制点  $p_i$  ( $1 \leq i \leq m$ ) 的运动由一全局变换和一局部运动表示,即:

$$p_i(t) = T[p_i(t-1)] + d_i(t) \quad 1 \leq i \leq m \quad (11)$$

式中的  $T$  是全局变换,对于所有控制点都相同,它反映活动轮廓的整体运动(如转动、平移等),在这里  $T$  取仿射变换:

$$T[p_i] = Ap_i + b \quad (12)$$

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix} \quad b = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \end{bmatrix}$$

设  $\alpha = (A, b) = (a_{11}, a_{12}, a_{21}, a_{22}, b_1, b_2)$ 。

$d_i(t)$  是第  $i$  个控制点的局部变化(反应活动轮廓形状的变化),它不能用全局变换  $T$  描述,对于二维图象,  $d_i(t)$  是二维矢量,记  $D = (d_1, d_2, \dots, d_m)$ 。

为了确定  $T$  和  $d_i(t)$ ,我们定义下列能量函数:

$$E(D, \alpha) = E_{ext}(R' - R) + E_{int}(D, \alpha) \quad (13)$$

其中:

$$E_{\text{ext}}(R' - R) = \sum_{i=1}^n (r'_i - r(s_i))^2$$

$$= \sum_{i=1}^n (r'_i - \sum_{j=1}^m B_j(s_i) p_j)^2 \quad (14)$$

$E_{\text{ext}}$ 表示外部能量,类似于弹性势能,其作用相当于在活动轮廓上的点与对应的物体边缘点之间连接一根弹簧,迫使活动轮廓向着物体边缘靠近。

$$E_{\text{int}} = \omega_1 \sum_{i=1}^m d_i^2(t) + \omega_2 \sum_j^N |\alpha_j(t) - \alpha_j(t-1)|^2 \quad (15)$$

(15)式中  $E_{\text{int}}$ 表示内部势能,其作用是保持活动轮廓运动的平稳性; $\omega_1$  ( $0 < \omega_1 < 1$ )控制局部变化(变

$$\frac{\partial E}{\partial \alpha_i} = -2 \sum_{k=1}^n \left\{ \left( r'_k - \sum_{j=1}^m B_j p_j(t-1) \right) \cdot \sum_{j=1}^m \frac{\partial p_j}{\partial \alpha_i} \right\} + 2\omega_2 (\alpha_i(t-1) - \alpha_i(t-2))$$

$$\frac{\partial p_j}{\partial \alpha_1} = \frac{\partial p_j}{\partial \alpha_{11}} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} p_j(t-1) \quad \frac{\partial p_j}{\partial \alpha_2} = \frac{\partial p_j}{\partial \alpha_{12}} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} p_j(t-1)$$

$$\frac{\partial p_j}{\partial \alpha_3} = \frac{\partial p_j}{\partial \alpha_{21}} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} p_j(t-1) \quad \frac{\partial p_j}{\partial \alpha_4} = \frac{\partial p_j}{\partial \alpha_{22}} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} p_j(t-1)$$

$$\frac{\partial p_j}{\partial \alpha_5} = \frac{\partial p_j}{\partial \alpha_1} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} \quad \frac{\partial p_j}{\partial \alpha_6} = \frac{\partial p_j}{\partial \alpha_2} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

其中控制点  $p_j = (p_{jx}, p_{jy})$ ,常数  $\eta, \mu$  取值范围为(0, 1),符号‘ $\cdot$ ’表示矢量点积。由式(16)–(19)可以决定  $\alpha$  和  $D$ ,即确定控制点的运动,从而使活动轮廓跟踪目标的边缘,达到动态分割的目的。

### 4 实验与结果

为了说明本文提出的方法的有效性和正确性,我们对二组序列图象进行了动态分割。在实验中,我们首先采用 soble 算子检测出图象的边缘点,然后

形)的幅度,对于刚性物体, $\omega_1$  值取大点,而变形物体  $\omega_1$  取小点; $\omega_2$  ( $0 < \omega_2 < 1$ )控制全局运动参数的变化,如果物体的运动变化快,则  $\omega_2$  取小,否则取大。

确定控制点的运动实际上就是求能量函数  $E$  最小对应的参数  $\alpha$  和  $D$ 。采用梯度下降法求  $\alpha$  和  $D$ :

$$\alpha_i(t) = \alpha_i(t-1) - \mu \frac{\partial E}{\partial \alpha_i} \quad 1 \leq i \leq 6 \quad (16)$$

$$d_i(t) = d_i(t-1) - \eta \frac{\partial E}{\partial d_i} \quad 1 \leq i \leq m \quad (17)$$

$$\frac{\partial E}{\partial d_i} = 2\omega_1 d_i(t-1) - 2 \sum_{k=1}^n (r'_k - \sum_{j=1}^m B_j p_j(t-1)) B_i \quad (18)$$

$$\frac{\partial E}{\partial p_j} = \sum_{k=1}^n (r'_k - \sum_{j=1}^m B_j p_j(t-1)) B_j \quad (19)$$

用本文的方法进行动态分割。在实验中,我们取  $\eta = \mu = 0.6, A(0) = I$ (单位矩阵), $b(0) = d(0) = 0$ ,从一幅图的分割到下一幅图的分割只需要 5—6 次迭代,就能得到好的结果,说明该方法适合于实时分割。实验 1 是对一运动小车的序列图象进行分割,由于小车是刚体,故取  $\omega_1 = 0.5, \omega_2 = 0.1$ ,最佳控制点数为 16,结果如图 1 所示。第二个分割对象是一变形器官超声波序列图象,由于其主要是变形,所以取  $\omega_1 = 0.1, \omega_2 = 0.5$ ,最佳控制点数为 18,图 2 是分割的结果。从实验结果可看出该方法是有效的。

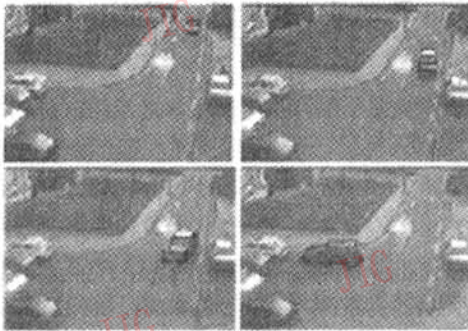


图 1 运动小车的序列图象的动态分割

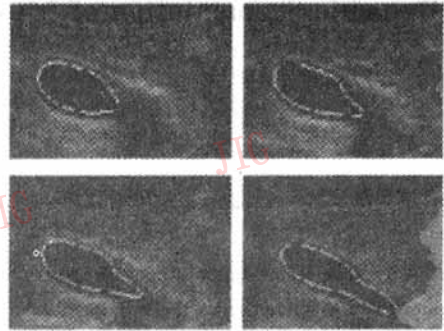


图 2 器官超声波序列图象动态分割

## 5 结论

本文提出了一种基于活动轮廓的运动目标的动态分割方法。该方法是基于活动轮廓图象分割的一种改进,我们采用 B 样条曲线表示的活动轮廓,样条曲线的控制点数目由 AIC 准则自动确定,为了实现运动目标的动态分割,我们导出了样条曲线控制点的运动方程,使得活动轮廓能自动地跟踪运动目标的边缘。这种方法计算量小,适合实时分割;稳定性好,分割结果准确、可靠。尽管本文所讨论的是二维图象,但很容易将它推广到 3D 情况。实验结果表明该方法是有效的和正确的。

### 参考文献

- 1 Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: Active contour models. *Int J of Computer Vision*, 1988, 321~331.
- 2 Cohen L D. On active contour models and balloons. *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, 53(2): 211~218.
- 3 Terzopoulos D, Szeliski R. Tracking with Kalman Snakes, *Active Vision*. Blake A, Yuille A eds, MIT press, 1992.
- 4 Cohen L, Cohon I. Finite-element methods for active contour models and balloons for 2-D and 3-D Image. *IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1993, 15: 1131~1147.
- 5 Ivins J, Porrill J. Active region models for segmenting colours

- and textures. *Image and Vision Computing*, 1995, 13(5): 431~438.
- 6 Leymarie F, Levine M D. Tracking deformable objects in the plane using an active contour model. *IEEE Trans PAMI*, 1993, 15(6): 617~634.
- 7 Barbara L, Andrew G. Adaptive segmentation of ult-rasound images. In: *British Machine Vision Conference' 97*.
- 8 Katrin S, Torsten I. Visual tracking of solid objects based on an active contour model. In: *British Machine Vision Conference' 97*.
- 9 Bartels R H, Beatty J C, Barsky B A. *An Introduction to Spline for Use in Comuter Graphics and Geometric Modelling*. Morgan Kaufman, 1987.
- 10 Shen X, Spann M. 3D shape modelling through a constrained estimated of a bicubic B-spline surface. In: *British Machine Vision Conference' 98*.
- 11 Akaike. H. A new look at the stochastic model identification. *IEEE Trans on Automatic Control*, AC-19(6): 716~723.
- 12 Duc B, Schroeter P, Bigun J. Motion estimation and segmentation by fuzzy clustering. In: *Proc IEEE Int Conf Image Processing*, 1995, 11: 472~475.

谷士文 1963年毕业于北方交通大学通信专业,1981—1984年在美国辛辛那提大学为国家教委公派访问学者,现任长沙铁道学院教授,博士生导师。主要从事图象处理,模式识别研究。已发表数十篇论文。



夏利民 1994年在长沙铁道学院获自动化专业硕士学位,现任长沙铁道学院讲师,中南工业大学自动化专业博士生。主要从事计算机视觉,图象处理研究。已发表数篇有关图象分割,3D物体表面重建的论文。



沈新权 1988年、1995年先后在长沙铁道学院、英国Lees大学获硕士学位、博士学位。1995—1998年曾在英国伯明翰大学任副教授,现在Surrey大学读博士后。主要从事计算机视觉研究。在国际期刊、国际学术会议上已发表十余篇论文。

## Dynamic Segmentation of Moving Targets Based on Active Contours

Xia Limin, Gu Shiwen

(Changsha Railway University, Changsha 410075)

Shen Xinquan

(Department of Electrical Engineering, The University of Surrey, Guildford UK)

**Abstract** A dynamic segmentation of moving targets based on an active contour is presented in this paper. Utilizing that the active contour is a B-spline curve, the way for design the number of control points is given. Meanwhile, the motion of B-spline control points is derived from the image data, so that the active contour can track the edge of moving object automatically and dynamic segmentation is performed. Experimental results are also included to show the feasibility of the newly presented method.

**Keywords** Active contour, B-spline, Edge tracking, Dynamic segmentation, AIC criterion