

# 一种具有拓扑自适应性的图象两步分割方法

张丽飞 邹谋炎

(中国科学院电子所, 北京 100080)

**摘要** 为了准确提取出感兴趣区域的边界, 研究出一种具有拓扑自适应性的图象两步分割方法, 即基于棱边检测算子的B样条活动围道分割方法. 该方法首先是进行图象的底层分割, 即用基于图象局部特性(像元邻域)操作的棱边检测算子来检测图象的棱边点; 然后进行图象的高层分割, 即用基于图象全局统计特性的B样条活动围道分割方法来求取对象的准确边界, 另外, 还提出了基于区域欧拉数的拓扑自适应处理方案. 该两步图象分割方法具有人为干预少、对初始条件不敏感, 拓扑自适应性强等优点. 试验结果证明了该方法的有效性.

**关键词** 图象分割 围道估计 棱边检测算子 活动围道 B样条 拓扑自适应性

**中图分类号**: TP391.41 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2002)11-1113-06

## A Hierarchical Method of Image Segmentation with Topological Adaptability

ZHANG Li-fei, ZOU Mou-yan

(Institute of Electronics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080)

**Abstract** This paper proposes a hierarchical method of image segmentation with topological adaptability, called B spline active contour based on edge detector. Unlike traditional method of active contour, our method takes region homogenous property into account and designs a new external force-regional force, which is very robust to noise contamination. Also, internal force is integrated into the B spline. Our method is composed of two steps. First step is a kind of low-level image segmentation. In this step, a local edge detector is used for detecting all edge points of the image. Second step is a kind of high-level image segmentation. In this step, our B spline active contour based on the global image statistic is used for refining the region boundary. Also, we propose a new topology adaptability method, which is based on the change of region Euler number. Our method requires less interactive operation and is insensitive to initial condition. The experiments reported in the paper, performed on real images, confirm that the method can offer a good segmentation result and it has a very good topological adaptability.

**Keywords** Image segmentation, Contour estimation, Local edge detector, Active contour, B spline, Topological adaptability

## 0 引言

图象分割和围道估计(contour estimation)是图象分析中最重要和最富挑战性的研究任务之一. 图象分割通常是在对分割对象或区域没有任何假设的情况下, 对整个图象进行分割操作, 而当分割限定在

某个感兴趣的图象区域时, 此问题就是围道估计<sup>[1]</sup>. 围道估计的一个典型例子就是检测医疗图象中肺部的边界.

自Kass等人发表了经典文章“Snake: Active Contour Models”后, 活动围道方法(Active contour)就成为围道估计问题的有效方法和研究热点之一. 该方法的基本思想是: 人为地在感兴趣的区

基金项目: 中国科学院科技创新基金

收稿日期: 2001-11-01; 改回日期: 2002-03-19

域上给出初始活动围道(一条封闭曲线),然后使活动围道在图象域中运动,以逼近对象或区域的边界.这种运动过程可通过能量最小化来实现,外能使活动围道向对象边缘运动,内能则保持围道的光滑性.当能量最小时,围道就收敛到所要检测的对象边界<sup>[2]</sup>.

然而经典的活动围道方法存在如下一些不足之处<sup>[3]</sup>:

(1) 该方法的抗噪性能差.初始活动围道必须在边界附近,算法才能收敛到该边界.

(2) 活动围道的拓扑结构不易改变.

(3) 活动围道易于运动聚集在能量低的区域边缘(平坦部分),而很难收敛到曲率高的区域边缘(如凹型和拐角部分).

(4) 如何恰当地选取决定围道的内部能量系数是一个难点.

(5) 算法的收敛速度慢和收敛性不能保证.

(6) 由于活动围道是用一些离散点来表示的,因此分辨率低,不能准确表示边缘.

与活动围道分割方法不同,微分棱边检测算子是一种基于图象局部特性的低层分割技术.其中,Canny算子是一种性能良好的棱边检测算子<sup>[4]</sup>,它具有低失误概率、高信噪比、高位置精度和所得棱边为单像素宽等优点.Canny算子可以检测出对象或区域边界的一些棱边点,也可以给出棱边点的一定信息,但由于检测到的是单个的棱边点,且各点之间没有确定性的关联,故难以形成封闭的曲线<sup>[5]</sup>.

尽管棱边检测算子所检测出的棱边点对检测区域边界有重要的指示信息,但是如今文献上见到的各种活动围道分割方法均没有与棱边检测算子相结合,而正确地使用这种指示信息,却可提高活动围道分割算法的速度和降低对初始条件的依赖性.

本文提出了基于棱边检测算子的B样条活动围道分割方法和基于区域欧拉数的拓扑自适应处理方案,从而不仅有效地克服了高层活动围道和低层微分棱边检测算子的局限性,并且可以准确和有效地提取出感兴趣区域的边界.

本文分割方法首先人为地指定感兴趣区域中的一点,称为种子点(seed),然后分两步提取出区域边界:其中,第1步是图象的底层分割,即用Canny算子检测出整个图象的棱边点,并在各个方向上计算出与种子点最近的点,再以这些点为控制点,沿顺时针方向形成初始的B样条活动围道;第2步是图象

的高层分割,即用基于区域统计特性的活动围道分割方法来求取对象的准确边界.

## 1 基于图象统计特性的B样条活动围道分割方法

文献[6]中,首先提出了活动围道的B样条表示方法,该方法在文献[7]、[8]和文献[3]中进一步被改进.在B样条活动围道方法中是以离散数据点作为B样条的控制点,进而形成活动围道的B样条表示.在该形式中,将活动围道分成若干曲线段,每一个曲线段由一个分段多项式函数来逼近,各段之间的连接处有连续的一阶和二阶导数(对三次B样条而言),其第*i*分段多项式函数由基函数 $J_{ki}$ 和控制点 $\{V_{ki}=(x_{ki}, y_{ki}), k=1, 2, \dots, K\}$ 的线性组合构成.分段曲线 $S_i(t)$ 可以表示为

$$\begin{aligned} S_i(t) &= \sum_{k=1}^K V_{ki} J_{ki}(t) \\ &= \sum_{k=1}^K \langle x_{ki} J_{ki}(t), y_{ki} J_{ki}(t) \rangle \\ & \quad t \in [0, 1] \end{aligned} \quad (1)$$

使用三次周期性B样条曲线来表示活动围道具有以下优点:

(1) 由于三次B样条已经隐含了活动围道是二阶可导这一特征,即曲线无论何时都具有光滑性,因此在活动围道总能量中,就不需要内部能量这一项,即不必再计算高阶导数和选取内部能量系数.这就提高了算法的抗噪性能和简化了计算.

(2) 由于式(1)B样条表示形式为连续逼近形式,因此与离散化点表示相比,可以提高边界表示的分辨率和精确性.

本文基于所分割区域内部具有统计一致性的特点,提出了基于图象统计特性的B样条活动围道分割方法.在该方法中,活动围道的外部能量由围道所形成区域的统计特性决定,而不是仅取决于围道上各点的特性.

众所周知,图象分割的目的是将图象分成不同的子区域,这些子区域就对应特性(本文感兴趣的特性为灰度)一致的对象或对象的不同部分.从统计意义上看,如果一个子区域内部各像素的灰度值*I*符合同一个概率分布 $P(I/\theta)$ ,则该子区域就认为是特性一致<sup>[9]</sup>,而且不同的子区域具有不同的概率分布,其中, $\theta$ 是概率分布参数.

在活动围道方法中,活动围道把图象域分成活动围道内  $R_{in}$  和外  $R_{out}$  两个区域(如图 1 所示). 假设各像素灰度值为独立分布,且在  $R_{in}$  和  $R_{out}$  中,像素灰度值分别符合某一概率分布,考虑整个图象像素灰度值的联合概率,只有当活动围道位于区域边界处时,各区域内的像素点的统计特性才一致,且  $P$  值为最大;当活动围道在其他位置时,由于统计特性不一致的像素点被归为同一区域,因此  $P$  值将减小. 也就是说,活动围道越接近区域边界, $P$  值越大;越远离区域边界, $P$  值越小. 而  $-P$  值则表示了图象特征作用于活动围道的外部能量. 本文就是利用了上述原理,将图象像素灰度值的联合概率的负值作为活动围道的外部能量,进而提出了基于图象统计特性的活动围道分割方法.

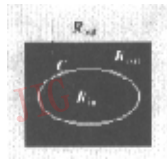


图 1 活动围道(白色的椭圆)将图象区域分成  $R_{in}$  和  $R_{out}$  两个区域

同时考虑到平滑性要求,在活动围道的能量泛函中,由于添加了围道总长度的规整项,因而围道总能量泛函可以用下式表示

$$E(C) = \mu L - \ln P(I|\theta) \quad (2)$$

其中, $L$  是围道总长度

$$P(I|\theta) = \left( \prod_{(i,j) \in R_{in}} P(I_{i,j}|\theta_{in}) \right) \left( \prod_{(i,j) \in R_{out}} P(I_{i,j}|\theta_{out}) \right) \quad (3)$$

式(2)中的第 1 项为内能项,最小化该项的作用是平滑活动围道;第 2 项为外能项,最大化似然函数  $\ln P(I|\theta)$  可使活动围道朝着正确边界演化. 参数  $\theta_{in}$  和  $\theta_{out}$  分别由两个区域的统计特性决定. 由此可以看出,式(3)所决定的外能不仅与围道本身有关,而且与围道内外区域的统计特性有关. 这意味着方法对初始活动围道的位置不敏感,由于初始活动围道的作用仅仅是提供区域位置的指引信息,因此可以与边界相距较远. 事实上,仅需一个种子点,即可表明区域位置的信息,这是本文方法的优点之一.

进一步,本文算法采用了三次周期性 B 样条活动围道  $C_B$ ,由于其隐含解决了活动围道平滑性要求,因此,式(2)可以进一步简化为

$$E(C_B) = -\ln P(I|\theta) \quad (4)$$

在本文所讨论的图象中,假定各像素灰度值分

布为独立分布,且内外区域像素分别满足均值  $\mu_{in}$  和  $\mu_{out}$ ,方差  $\sigma_{in}$  和  $\sigma_{out}$  的高斯分布. 此时,概率分布参数  $\theta_{in} = [\mu_{in}, \sigma_{in}^2]$ ,  $\theta_{out} = [\mu_{out}, \sigma_{out}^2]$ . 活动围道的总能量表达式就可写为

$$E(C_B) = \frac{N_{in}}{2} \ln 2\pi\sigma_{in}^2 + \frac{1}{2\sigma_{in}^2} \sum_{(i,j) \in R_{in}} (I_{i,j} - \mu_{in})^2 + \frac{N_{out}}{2} \ln 2\pi\sigma_{out}^2 + \frac{1}{2\sigma_{out}^2} \sum_{(i,j) \in R_{out}} (I_{i,j} - \mu_{out})^2 \quad (5)$$

式中, $N_{in}$  和  $N_{out}$  分别为内区域和外区域的像素数目.

## 2 基于区域欧拉数的拓扑自适应性处理方案

拓扑自适应性是指活动围道可以正确表示出区域的拓扑结构. 具体来讲,在区域内部存在孔洞的情况时,由于孔洞的边界也是区域边界的一部分,因此,活动围道作为一条初始的封闭曲线,随着不断运动,应可以自动分离成多条封闭曲线,以检测出区域及区域内孔洞的边界,但在现有的大多数活动围道分割方法中,由于活动围道自始至终都是一条封闭曲线,并不具有自动分离的特性,因此,为了检测到孔洞边界,需要事先知道区域的拓扑性,以便分别初始化多条活动围道,然而,并不总是事先可以知道区域的拓扑结构. 为此,文献[10]建议用仿射元分解的方法来自适应地调整活动围道的拓扑结构;文献[11]建议通过监控活动围道上各点的能量,并利用试错法来分离或合并活动围道的方法. 这两种方法虽然解决了参数活动围道的拓扑自适应性问题,但是同时也带来了计算、判断逻辑复杂和运算量大等问题.

本文提出了一种简便稳健的方法,从而有效地解决了参数化活动围道的拓扑自适应性问题. 这种围道所形成内区域的欧拉数,准确表示了围道的拓扑特征. 所谓欧拉数就是指图象中区域个数减去区域中孔数后的数值. 若初始活动围道的内区域数为 1,孔数为 0,则此时内区域欧拉数为 1;当围道自我交叉,拓扑结构发生变化时,内区域数仍为 1,而孔数大于等于 1,此时欧拉数小于等于 0. 由此可见,当欧拉数小于等于 0,就表明了围道的拓扑特征已经改变. 基于该思想,本文提出了基于区域欧拉数的拓扑自适应处理方案.

上述处理方案具体过程如下:

(1) 取种子点形成的初始活动围道方向为顺时针(图 2(b)),活动围道所围成的内区域在曲线的右

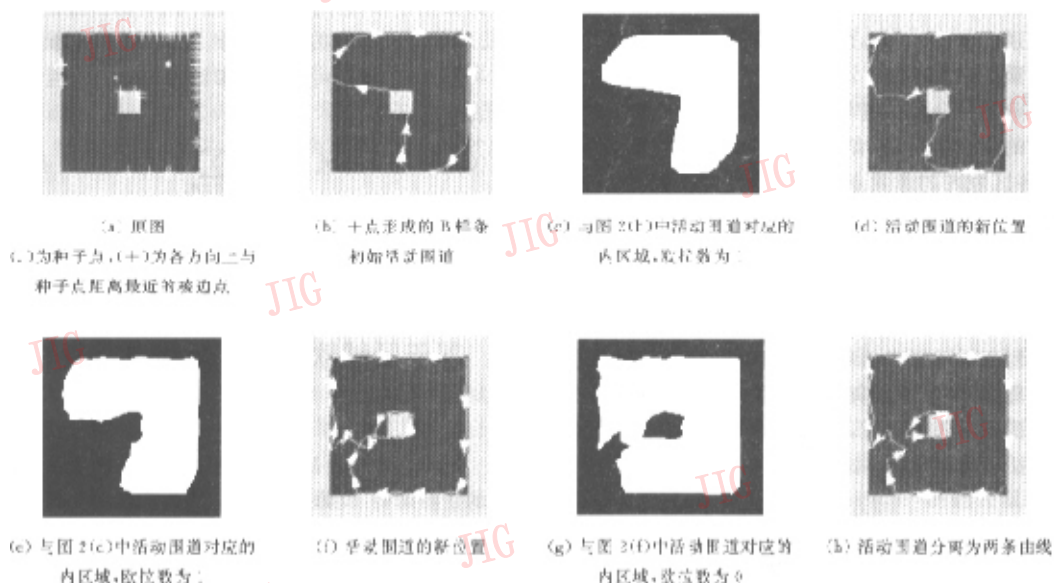


图2 基于区域欧拉数的拓扑自适应处理方法

侧(图2(c)的白色区域);

(2)在区域存在孔或洞时,活动围道在运动过程中,必然会自我交叉(图2(f)),此时活动围道所形成内区域的欧拉数将小于等于0(图2(g)),且围道上一些点淹没在内区域中;

(3)将这些淹没点去掉后,活动围道就可自动分离成多条曲线(图2(h)),而且正确表征了区域拓扑结构;

(4)分离后,原始曲线的方向仍然为顺时针,而分离出的曲线方向为逆时针,逆时针方向的曲线表征了孔洞的拓扑性,即不再具有分离功能,而顺时针方向的曲线仍具有进一步分离的功能,可表征区域中其他孔洞的拓扑性;

(5)曲线分离后,活动围道所围成的区域仍保持在各个曲线的右侧,这就保证了算法的可迭代性.

### 3 算法实现

本文算法实现步骤如下:

给定种子点后,首先用低层微分算子检测出各方向上距离种子点最近的棱边点,将此棱边点再沿顺时针方向形成B样条曲线;然后,以该曲线作为初始活动围道,再通过最小化式(5)来得到区域边界,这就是高层的基于区域统计特性的B样条活动

围道分割方法的工作过程.

给定图象  $I$  及种子点  $P_{seed}$ , B 样条活动围道分割的具体算法过程如下:

第1步:低层的微分算子工作过程

(1)将 Canny 算子作用于图象  $I$ , 得到该图象的棱边图  $G$ .

(2)在棱边图  $G$  中,以  $P_{seed}$  为基准点,沿顺时针方向每隔  $\alpha$  度,取一个计算方向,计算出与  $P_{seed}$  距离最近的棱边点  $P_{near}$ .

(3)以  $P_{near}$  点为控制点,形成顺时针的三次周期性 B 样条曲线  $C_B$  (见式(1)). 这里,  $K=4$ ,  $V_k=P_{near}$ . 为便于计算,可按顺时针方向取点  $P_{near}$  形成列向量  $P_{near}$ , 则  $C_B$  可写为矩阵形式:  $C_B=M_{(4)}P_{near}$ ,  $M_{(4)}$  的具体形式请参见文献[1].

第2步:高层的基于图象统计特性的B样条活动围道工作过程

由于式(5)总能量涉及活动围道曲线  $C_B$  和概率分布参数  $\theta$  两组变量,因此本文采用由两个交替迭代步骤组成的贪婪法来实现能量最小化过程,该方法类似于EM算法.

(1)保持  $C_B$  不变,即在活动围道的内区域  $R_{in}$  和外区域  $R_{out}$  固定的前提下,求解使总能量  $E$  (式(5))最小的参数  $\theta = \{\mu_{in}, \sigma_{in}^2, \mu_{out}, \sigma_{out}^2\}$ . 在高斯分布的情况下,参数  $\theta$  分别为  $R_{in}$  和  $R_{out}$  内的像素灰度

值均值和方差。

(2) 保持参数  $\theta$  不变,用最速下降法来求解最小化式(5)的  $C_B$ ,具体步骤如下:

- ① 计算  $M_{(4)}$  的广义逆矩阵  $M_4^+$ 。
- ② 计算总能量  $E$  (式(5)) 关于  $C_B$  的梯度  $\delta_{C_B} = (\nabla(E(C_B))|_{C_B=C_B^n})$ 。
- ③ 更新活动围道  $C_B^{n+1} = C_B^n + \xi M_4^+ \delta_{C_B}$ ,  $\xi$  为步长。
- ④ 如果活动围道上不运动的点小于阈值,则停止更新过程,并令  $C_B = C_B^{n+1}$ ,算法收敛;否则,转入第⑤步。

⑤ 用第 2 节提出的拓扑自适应性处理方案来判断  $C_B^{n+1}$  是否需要改变拓扑,即是否分离为多条活动围道,这样处理后的活动围道即为新的  $C_B^{n+1}$ 。

⑥ 令  $C_B^n = C_B^{n+1}$ 。若迭代步数  $n$  大于阈值  $T_1$ ,则转入第(1)步;若  $n$  大于阈值  $T_2$ ,则重新初始化  $C_B^n$ ,并计算新的  $M_{(4)}$ ;否则,保持  $C_B^n$  及  $M_{(4)}$  不变,转入第②步。

第 1 步和第 2 步交替运行,直至算法收敛。

每隔一定迭代步数,重新初始化活动围道的目的是为了使活动围道上各点之间的距离基本相等,并使其变化在一定范围之内,以保证算法的精确度和保证准确逼近凹型和拐角部分。由于随着算法的运行,活动围道不断地扩张,会导致活动围道上的各点之间的距离加大,也将降低算法的精度,这很不利于准确逼近边界中,曲率高的部分(凹型和拐角部分,如图 3 所示),因此,为保证算法的精度,每隔一定的迭代步数,需要按照围道总长度重新初始化活动围道,为了提高算法运行速度,还对算法采用了多分辨率技术,即不同分辨率下的算法均对原始图象进行操作,以充分利用图象的统计特性。由于低分辨率时,活动围道上点数少,各点之间的距离大,计算量小;高分辨率时,活动围道上点数多,各点之间的

距离小,计算量大,因此将低分辨率收敛的活动围道作为高分辨率的初始活动围道,可减少计算量。

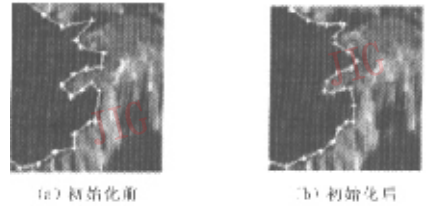


图 3 活动围道的重新初始化

### 4 试验与结果

本文试验均是基于实际图象。试验表明,本文算法具有强的拓扑自适应性,可以很好地逼近复杂的区域边界(指具有凹型和拐角部分),以及对初始点的变化不敏感等优点。在各试验中,算法选取的参数为:低分辨率时,最大点距为 15,最小点距为 0,步长  $\xi$  等于 0.5;高分辨率时,最大点距为 7,最小点距为 3,步长  $\xi$  等于 0.05。各分辨率下,度数  $\alpha$  等于  $5^\circ$ ,且每迭代 5 步,需重新初始化活动围道。

第 1 个试验为对山地遥感图象进行的分割,用以说明算法处理凹型和拐角边界的能力。传统的各种活动围道算法或者难以逼近此类边界部分,或者需要精心调整影响内部和外部能量的系数,而且系数的微弱变化都可能使活动围道收敛到不正确的地方。图 4 是使用本文两步分割方法所得的结果,同时大量实验表明,该分割结果对种子点初始位置的变化并不敏感。

第 2 个试验为对河流遥感图象进行的分割,用以说明算法的拓扑自适应能力。图 5 给出了活动围道运动阶段的各个位置和其拓扑性发生变化的过程。分割结果如图 5(f)所示,由该图可见,分割准确检测出了河流边界,包括内部的孔洞。

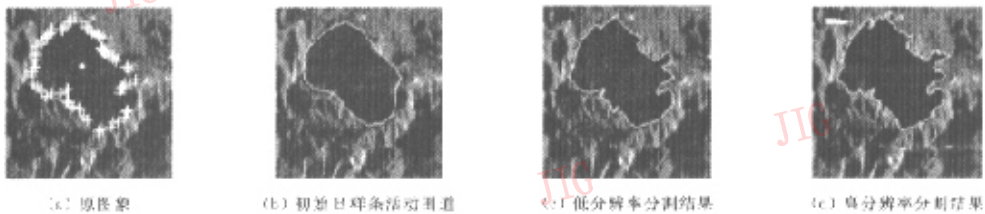


图 4 山地遥感图象分割例子

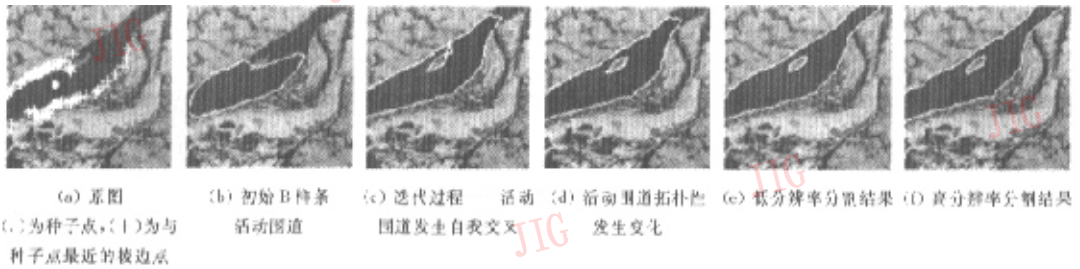


图5 河流遥感图象分割例子

## 5 总结

本文提出了将低层棱边检测算子和高层活动围道方法相结合的两步图象分割方法,并提出了一种新的活动围道分割方法——基于图象统计特性的B样条活动围道分割方法和一种新的拓扑处理方案——基于区域欧拉数的拓扑自适应处理方案.其中,两步分割算法具有人为干预少、对初始点的变化不敏感、以及具有拓扑自适应等优点.试验表明,所建议的方法不仅可以准确地检测出区域边界(包括高曲率的凹型和拐角边界),也可准确检测出区域中的孔洞边界.

### 参考文献

- 1 Mario A T, Figueiredo, Jose M N *et al.* Unsupervised contour representation and estimation using B-splines and a minimum description length criterion[J]. *IEEE Trans. Image Processing*, 2000, 9(6):1075~1087.
- 2 Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: Active contour models[J]. *Int'l. J. Comp. Vis.*, 1987, 1(4):321~331.
- 3 Wang M, Evans J, Hassebrook L *et al.* A multistages, optimal active contour model[J]. *IEEE Trans. Image Processing*, 1996, 5(11):1586~1591.
- 4 Cohen L D, Cohen I. Finite-element methods for active contour models and balloons for 2-D and 3-D images[J]. *IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intell.*, 1993, 15(11):1131~1147.
- 5 Canny J. A computational approach to edge detection[J]. *IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intell.*, 1986, 8(6):679~698.

- 6 Menet S, Saint-Marc P, Medioni G. B-snakes: Implementation and application to stereo [A]. In: *Image Understanding Workshop[C]*, Pittsburgh, USA, 1990:720~726.
- 7 Flickner M, Sawhney H, Pryor D *et al.* Intelligent interactive image outlining using spline snakes [A]. In: *28th Asilomar Conf. Signals, Systems, Computers[C]*, 1994, 1:731~735.
- 8 Liao C W, Medioni G. Surface approximation of a cloud of 3D points. *Graph[J]. Models Image Process.*, 1995, 57(1):67~74.
- 9 Zhu S C, Yuille A. Region competition: unifying snakes, region growing, and Bayes/MDL for multiband image segmentation [J]. *IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intell.*, 1996, 18(9):884~900.
- 10 McInerney T, Terzopoulos D. Topologically adaptable snakes [A]. In: *5th Int. Conf. Computer Vision[C]*, Cambridge, MA, USA, 1995:840~845.
- 11 Samadani R. Changes in connectivity in active contour models [A]. In: *Proc. of the workshop on Visual Motion[C]*, Irvine, CA, USA, 1989:337~343.



张丽飞 1975年生,现为中科院电子所信息与信号处理专业博士研究生.研究方向为图象分割、图象复原和图象分析.

邹谋炎 1941年生,研究员,现为中科院电子所博士生导师.研究方向为信号处理、图象处理理论和算法、无线宽带通信技术.