

# 一种改进的活动轮廓图像分割技术

蒋晓悦 赵荣椿

(西北工业大学计算机学院, 西安 710072)

**摘要** 图像分割是由图像处理到图像分析的关键步骤,也是一种基本的计算机视觉技术。针对传统的活动轮廓外力模型均存在一些难以克服的缺点,提出了一种改进的活动轮廓图像分割技术,并首先介绍了用活动轮廓进行目标分割的基本原理,即一条曲线在其内部能量和外部能量的共同作用下,可以移动到所期望的位置,并且当曲线到达目标位置的时候,活动曲线所具有的能量达到最小。在传统的活动轮廓中,外部能量通常由目标点的梯度势能场给出,但是由于梯度势能场存在着一些难以克服的缺点,即不能够很好地指导曲线的移动,为此,对其进行了改进,即采用一种梯度向量流场作为外部能量场的方法,从而有效地克服了传统梯度势能场捕捉范围小以及难以处理凹平面的缺点,并通过实验证明了该方法的有效性。

**关键词** 图像分割 活动轮廓 梯度向量流

中图分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2004)09-1019-06

## Image Segmentation with an Improved Active Contour

JIANG Xiao-yue, ZHAO Rong-chun

(College of Computer Science Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072)

**Abstract** Image segmentation is a key process from image processing to image analysis, which is also a basic technique in Computer Vision. In this paper the authors first introduce the theory of the active contour. The active contour is something different from the common segmentation method. During the processing, the active contour finds the optimal value for every pixel in a small domain but also considers the relationship between different pixels as well. And as a result, the active contour can give out a smooth and continuous contour of the aim object. The basic idea of the active contour is to make the contour move to the destination with the internal and external energy. When the contour moves to the target point the total energy of the contour becomes minimum. Traditionally the external force of the active contour is given by the gradient potential energy, which has some insurmountable shortcomings, thus it cannot direct the contour to move to the destination correctly. Due to the character of the edge, the diffuse method is applied to the gradient of the edge i. e. the gradient vector flow (GVF). The GVF field maintains the merit of the gradient in the range nearby the edge but also diffuses the energy field to the slowly changed range as well, where the traditional gradient energy is very little. The GVF not only expands the effective range of the energy field but also enhances the ability to deal with the concave surface as well. The experimental results show the effectivity of the method.

**Keywords** image segmentation, active contour, gradient vector flow

## 1 引言

图像分割是由图像处理到图像分析的关键步骤,也是一种基本的计算机视觉技术。这是由于通过

图像分割、目标分离、特征提取、参数测量等技术可以将原始图像转化为更抽象更紧凑的形式,从而使得更高层的图像分析和理解成为可能。图像分割多年来一直得到人们的高度重视,至今已经提出了大量的各种类型的算法。

基于特征的图像分割主要通过以下两种基本的图像处理方法实现:利用区域间灰度不连续性的基于边界(boundary-based)的算法和利用区域灰度相似性的基于区域(region-based)的算法<sup>[1]</sup>。

早期的基于边界的图像分割算法主要是利用局部滤波器技术,比如边缘检测算子<sup>[2]</sup>。这些方法虽然比较简单,并且计算复杂度不高,同时在有噪声的环境下也比较稳定,但是很难提供出一条连续的无断点的边界轮廓。活动轮廓<sup>[3]</sup>则是利用动力学模型的思想,通过驱动一条闭合曲线向目标轮廓移动,并且闭合曲线在移动的过程中保持曲线的连续性和光滑性。但是对于传统的活动轮廓算法来说,还有一些难以克服的缺点,如:由于它要求初始曲线必须充分地接近图像轮廓,因此使得其应用受到了一定程度的限制。

## 2 活动轮廓的基本概念

活动轮廓是定义在图像范围内的一条活动曲线或一个表面,它能够使活动曲线或表面在其本身的内部能量和由图像产生的外部能量的共同驱动下发生变形,其变形的最终结果是使活动曲线或平面本身与目标物体的边缘或者是图像中期望检测到的特征的形状相一致。

第 1 个活动轮廓的模型<sup>[3]</sup>由 Kass 在 1987 年提出,其能量表达式为

$$E = \int_0^1 \{E_{\text{int}}(X(s)) + E_{\text{ext}}(X(s))\} ds \quad (1)$$

其中, $s$ 表示弧长参数,活动轮廓在图像中的位置通过参数向量 $X(s)=[x(s), y(s)]$ 表示, $E_{\text{int}}$ 表示活动曲线本身的内部能量,它的作用是使得活动曲线伸缩、弯曲, $E_{\text{ext}}$ 表示由于目标图像的性质而产生的外部能量,它的作用是使得活动曲线向着目标移动。

### 2.1 内部能量

式(1)中的 $E_{\text{int}}(X(s))$ 表示的是一条活动曲线自身具有的能量,其定义为

$$E_{\text{int}} = \frac{\alpha |X'(s)|^2 + \beta |X''(s)|^2}{2}, s \in [0, 1] \quad (2)$$

其中, $X'(s)$ 表示参数向量 $X(s)$ 关于 $s$ 的一阶微分, $X''(s)$ 表示参数向量 $X(s)$ 关于 $s$ 的二阶微分。

一阶微分 $X'(s)$ 表达的是活动曲线长度的变化率,由于系数 $\alpha$ 可以控制活动曲线以较快或者较慢的速度进行收缩,而活动曲线运动就像一个长度可变的具有弹力的绳子,即系数 $\alpha$ 的值越大,则使得活动曲线

在内力的方向上收缩得越快,所以称 $\alpha$ 为弹力系数。

二阶微分 $X''(s)$ 表达的是活动曲线曲率的变化率,而系数 $\beta$ 控制着活动曲线沿着法线方向向目标变化的速度。这一项使得活动曲线的运动就如同一条刚体绳子的运动,它可以使得活动曲线在运动的过程中保持光滑性,并且长短不发生变化。由于当 $\beta$ 值较大时,活动曲线就会变得很僵硬而不容易发生弯曲,而当 $\beta$ 值较小时,则活动曲线会变得很柔软,易于形变,所以称 $\beta$ 为强度系数。如果要使得能量 $E_{\text{int}}$ 最小,活动曲线就应当变得尽可能的光滑,以减少曲率的变化。

如果能够恰当地调整弹力系数与强度系数,以使得活动曲线获得合适的弹性和强度,那么活动曲线在形变的过程中就可以很好地保持其连续性与光滑性。

### 2.2 外部能量

外部能量是活动曲线运动的动力,当曲线到达目标(通常是边缘线)的时候,总体能量 $E$ 应达到较小的值,于是外部能量 $E_{\text{ext}}$ 可以定义为一个负值形式的能量,以便达到总体能量 $E$ 最小的要求。对于一幅图像 $I(x, y)$ ,由于可认为它是关于位置变量 $(x, y)$ 的连续函数,于是定义图像中基于灰度的梯度向量场为其外部能量,即图像中相邻像素的灰度变化。外部能量函数可分别定义为以下几种形式:

$$E_{\text{ext}}(x, y) = -I(x, y) \quad (3)$$

$$E_{\text{ext}}(x, y) = -|\nabla I(x, y)|^2 \quad (4)$$

$$E_{\text{ext}}(x, y) = -G_{\sigma}(x, y) * \nabla I(x, y) \quad (5)$$

如果一幅图像仅仅是由一些线条组成,则对于式(3)的定义就是合适的;而对于有连续区域的图像,则要先求出边缘,再应用式(3)来定义能量函数,也就是式(4)给出的定义;式(5)给出的外部能量定义,是在式(4)的基础上采用了标准偏差为 $\sigma$ 的 Gauss 函数进行低通滤波后的能量,这就进一步扩展了能量场的作用范围。

### 2.3 能量最小化

根据前面对于内部能量和外部能量的叙述,可以写成以下完整的能量表达式:

$$E = \int_0^1 \frac{1}{2} (\alpha |X'(s)|^2 + \beta |X''(s)|^2) + E_{\text{ext}}(X(s)) ds \quad (6)$$

若可变轮廓线使得能量 $E$ 最小,则应当满足欧拉方程,于是有

$$\alpha X''(s) - \beta X''''(s) - \nabla E_{\text{ext}} = 0 \quad (7)$$

方程(7)可以看作是一个能量平衡方程,即

$$E_{\text{int}} - \nabla E_{\text{ext}} = 0 \quad (8)$$

其中,  $E_{\text{int}} = \alpha X''(s) - \beta X''''(s)$  ( $X''''(s)$  表示关于  $s$  的四阶微分), 内部能量  $E_{\text{int}}$  的作用是保持曲线的连续性和光滑性, 外部能量  $E_{\text{ext}}$  的作用是驱动可变轮廓向着期望的图像边缘移动。

对式(7)进行动态的求解, 可以把  $X$  看作是关于时间  $t$  以及弧长  $s$  的函数, 于是,  $X$  关于  $t$  的偏微分等于式(7)的左端, 即

$$\frac{\partial X(s, t)}{\partial t} = \alpha X''(s, t) - \beta X''''(s, t) - \nabla E_{\text{ext}} \quad (9)$$

当式(9)的解  $X(s, t)$  趋于平稳时,  $\frac{\partial X(s, t)}{\partial t}$  趋于零, 则此时能量函数  $E$  达到最小值, 曲线即收敛到目标位置。

### 3 改进的活动轮廓

对于传统的活动轮廓而言, 由于充分考虑了曲线本身的特性, 且利用弹性和强度两项指标构成了内在能量, 从而可以有效地保持住曲线的光滑与连续性。但是, 对于外部能量, 由于只是考虑了图像中的梯度场, 即相邻像素的变化, 从而导致初始轮廓必须非常接近目标点, 才有可能移动到目的地。由于传统的可变轮廓存在着一些难以克服的缺点, 为此研究人员提出了改进的方法<sup>[4,5]</sup>。

#### 3.1 边界图

由于传统的活动轮廓仅仅利用了像素点的局部特性——灰度变化梯度, 而没有考虑到梯度向量在全局中起到的作用, 因而使得其作用范围较小。为了进一步扩展图像中梯度向量的作用范围, 可以首先考察关于边界图的梯度向量的以下3个非常重要的性质:

(1) 边界图的梯度向量  $\nabla I$  是垂直于边界的, 是边界的法向量;

(2) 梯度向量  $\nabla I$  通常只有在非常接近边界时其幅度值才会变得很大;

(3) 在图像的缓变区域,  $I(x, y)$  接近于常量, 梯度向量  $\nabla I$  接近于零。

因而当采用边界图的梯度向量  $\nabla I$  作为外部能量时, 上述梯度向量的3个性质将影响到传统可变轮廓的运动, 其中性质(1)使得当初始曲线离边界很近时, 曲线会以一个稳定的状态收敛到图像边界; 性质(2)将会导致能量场的有效捕捉范围很小; 性质(3)则使得缓变区域的外部能量场接近于零。由于梯

度向量的后两个性质, 使得传统的活动轮廓的应用范围受到了很大的限制, 因而只能期望保持边界附近的梯度向量的性质, 但是同时需要扩展梯度向量的有效范围。于是, 可对图像中的缓变区域采用扩散方法, 因为扩散处理方法不仅可以有效地扩张能量场的捕捉范围, 而且扩散引起的内在竞争也会生成指向边界凹陷处的向量。

#### 3.2 梯度向量流场

通过解一个从图像的边界图获得的向量扩散方程(diffuse equation), 可以得到一个向量密度场——梯度向量流场。采用梯度向量流场  $V$  来替代式(8)中的势能函数  $-\nabla E_{\text{ext}}$ , 可得

$$\frac{\partial X(s, t)}{\partial t} = \alpha X''(s, t) - \beta X''''(s, t) + V \quad (10)$$

称通过解动态方程(式(10))而得到的参数曲线为梯度向量流(gradient vector flow, GVF)可变轮廓, 其解法与式(7)的解法类似。

梯度向量流场的向量  $V(u, v) = (u(x, y), v(x, y))$  应当使得式(11)取得最小值

$$E = \iint \mu \left( \left( \frac{\partial u}{\partial x} \right)^2 + \left( \frac{\partial u}{\partial y} \right)^2 + \left( \frac{\partial v}{\partial x} \right)^2 + \left( \frac{\partial v}{\partial y} \right)^2 \right) + |\nabla I|^2 |V - \nabla I|^2 dx dy \quad (11)$$

当  $|\nabla I|$  较大时, 能量  $E$  主要由数据项  $|\nabla I|^2 |V - \nabla I|^2$  控制, 如果要求能量  $E$  最小, 则应取  $V = \nabla I$ , 即能量等于梯度向量; 当  $|\nabla I|$  较小时, 能量  $E$  主要由平滑项  $\mu \left( \left( \frac{\partial u}{\partial x} \right)^2 + \left( \frac{\partial u}{\partial y} \right)^2 + \left( \frac{\partial v}{\partial x} \right)^2 + \left( \frac{\partial v}{\partial y} \right)^2 \right)$  来控制, 在整体

能量  $E$  最小的约束下, 要求梯度向量流场  $V$  沿各个方向的变化都很平缓, 以便将梯度向量的作用范围扩散到图像中变化平缓的区域。这样就满足了以下设计目标: 在较接近边缘线的区域内, 由于梯度向量流场  $V$  的值较大, 因此梯度向量流场的向量  $V(u, v)$  应尽量保持与边界图的梯度向量相一致; 而在距边缘线较远的区域内, 即图像的缓变区, 梯度向量流场的向量  $V(u, v)$  的变化则较平缓。

利用变分法, 解 Euler 方程(式(12))就可以得到梯度向量流场向量  $V(u, v)$ ,

$$\begin{aligned} \mu \nabla^2 u - \left( u - \frac{\partial I}{\partial x} \right) \left( \left( \frac{\partial I}{\partial x} \right)^2 + \left( \frac{\partial I}{\partial y} \right)^2 \right) &= 0 \\ \mu \nabla^2 v - \left( v - \frac{\partial I}{\partial y} \right) \left( \left( \frac{\partial I}{\partial x} \right)^2 + \left( \frac{\partial I}{\partial y} \right)^2 \right) &= 0 \end{aligned} \quad (12)$$

其中,  $\nabla^2$  为 Laplace 算子。式(12)对于梯度向量流场提供了更加直观的理解, 注意到在均匀区域中, 由

于  $I(x,y)$  的梯度为零,所以每个方程的第 2 项都是零。在这样的区域内,由于  $u,v$  由 Laplace 方程所决定,从而使梯度向量流场可由该区域的边界插值得到,并且其在一定程度上反映了边界向量的竞争。当靠近边缘时,  $I(x,y)$  的梯度非零,向量流场近似等于梯度向量。式(12)同样说明了梯度向量流场在扩大外部能量场的作用范围的同时,还保持了梯度向量在边界区域的性质。

#### 4 实验结果

本文对一幅 U 形物体图(如图 1(a)所示),采用传统的可变轮廓法进行测试实验。实验时,首先利用式(5)计算外部能量场,取 Gauss 函数的标准偏差  $\sigma=1$ ,如图 1(b)所示,为了能够显示能量场的变化趋势,能量场采用了矢量图的绘制方式,即相邻向量之差采用有向箭头来表示,箭头的长度和方向分别表示了矢量的模值与方向。

由于选取了距图像的真实轮廓很近的曲线为活动轮廓的初始位置(图 1(d)中箭头所指灰色线条所示),从而使其处在能量场的捕捉范围内。图 1(e)为

收缩的过程图,迭代次数为 500 次,从图中可以观察到,虽然经过了多次迭代,但是活动轮廓的变化范围并不是很大,且主要集中在图像的边缘附近很小的区域。从收敛的结果图(图 1(f))可以看到,可变轮廓并没有收缩到“U”形的谷底,即没有达到分割图像的目的。通过观察能量场的局部放大图(图 2(c))可以看到,尽管能量场正确的指向了物体的边缘,但是由于在“U”形凹谷内的能量场水平地指向相反的方向,致使曲线在“U”形凹谷内只能够向着两个完全相反的方向移动,无法向“U”形凹谷的底部移动,因此,无论怎样选择  $\alpha, \beta$  都不会改变最后收敛的结果。

对于传统的可变轮廓线而言,存在的另一个问题就是:初始曲线必须离物体的边缘很近,也就是说初始曲线必须在能量场的有效捕捉范围内,才能够使其受到能量场的影响而向目标移动。从图 1(c)也可以看到,能量场的幅值在物体轮廓线的附近很快地衰减,如果增加  $\sigma$ ,则会使得能量场的有效范围变宽,但是同时也会使得物体轮廓线的位置变得模糊不清,当  $\sigma$  变得很大时,“U”形的凹谷就会被完全模糊掉,由此可见,利用 Gauss 函数平滑滤波并不能完全解决传统轮廓中存在的能量场有效范围过小的问题。

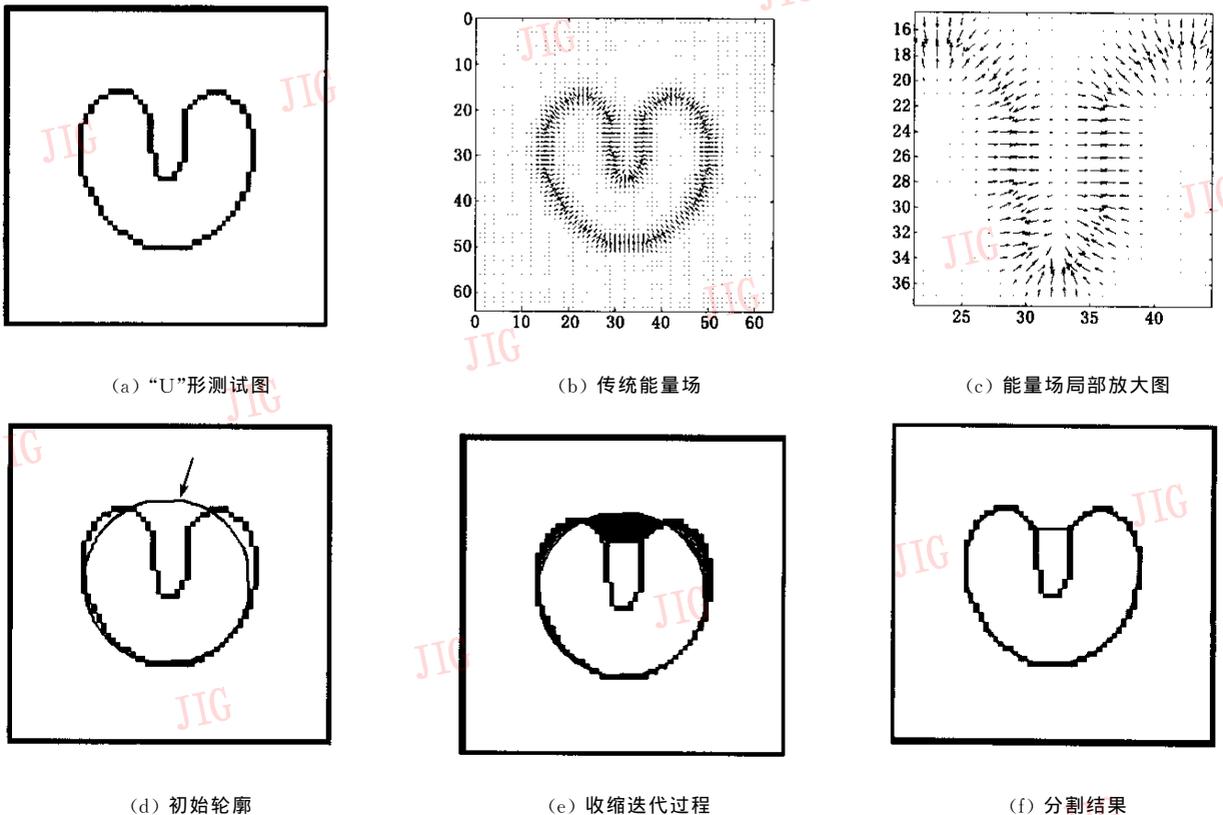
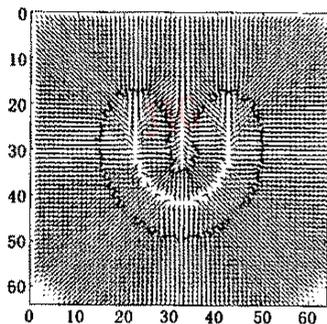


图 1 传统活动轮廓的性能示意图

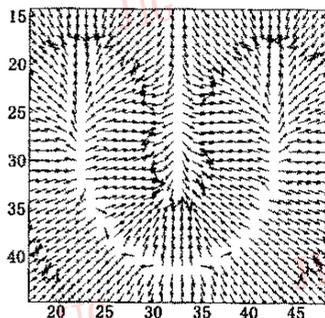
第2个实验仍然对“U”形图进行测试,从图2(a)“U”形图的GVF场及其局部放大图(图2(b))可见,GVF场基本上克服了传统的梯度势能场的如下缺点:(1)有效作用范围较小,只有在边界的附近才能够获得能量场的作用;(2)缓变区域没有能量作用。同时,GVF场还保持了传统梯度势能场的优点,即在边缘附近,能量矢量的方向是指向边缘的。从图2(c)和图2(d)中可以看到,虽然初始曲线距离边缘还有一定的距离,但曲线还是可以较快地收敛到物体的边缘,可见,相比于利用传统的梯度向量场做外部能量来说,GVF能量场的作用范围有明显的扩大。同时,对于传统能量场无法处理的“U”形凹谷,GVF向量场也给予了活动轮廓很好的指导,以使其

快速收敛到谷底。

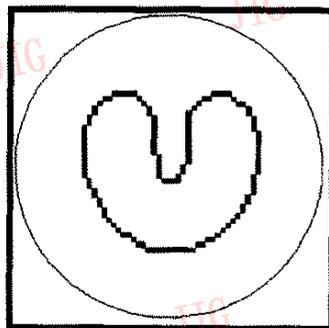
通过GVF场的局部放大图(图2(b))可以看到,GVF向量场在“U”形凹谷附近的向量分布与传统的梯度向量分布(图1(c))有着明显的不同。对于传统的梯度向量而言,由于梯度向量场的向量是垂直于边缘的,从而使得处于“U”形两条平行边缘间的梯度向量相互平行(夹角为 $0^\circ$ 或者 $180^\circ$ ,如图1(c)中处于“U”形凹谷中的向量所示),以致于使得移动到“U”形两条平行边缘间的活动轮廓无法向两条边缘靠拢。而对于GVF向量场而言,由于处于“U”形两条平行边缘间的梯度向量间的夹角小于 $180^\circ$ (如图2(b)中处于“U”形凹谷的向量所示),从而可指导活动轮廓向“U”形两平行线靠拢。



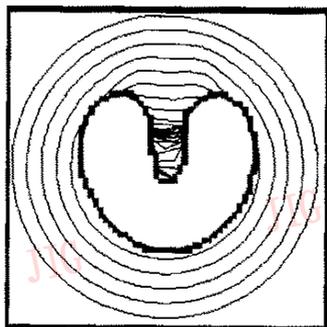
(a) GVF场



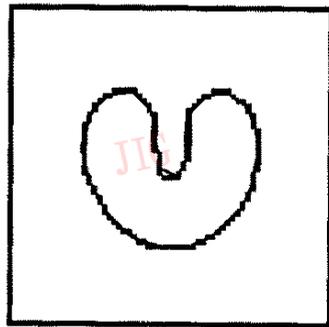
(b) GVF场局部放大图



(c) 初始轮廓



(d) 收缩迭代过程



(e) 分割结果

图2 GVF活动轮廓的性能示意图

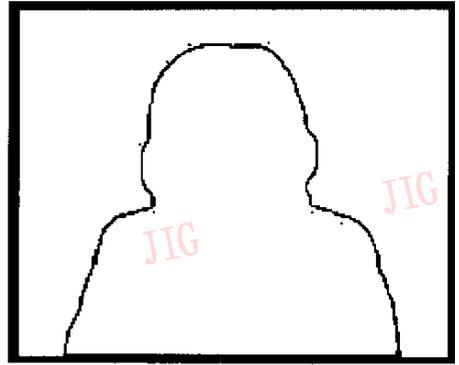
最后还对真实的图片进行了分割实验,结果如图3所示。其中图3(a)为利用B-样条小波<sup>[6]</sup>得到的边缘点图,但是由于边缘点的不连续性,致使直接利用边缘进行分割比较困难。图3(b)为利用数学形态学方法在图3(a)的基础上得到的外轮廓图。从收缩过程(图3(c))和分割结果(图3(d))可以看到,由于活动轮廓可以很好地收缩到真实边缘点,因此可实现较准确的分割。

## 5 结论

本文主要介绍了一种基于活动轮廓线的图像分割方法。通常的图像分割方法,只是通过考虑像素点的局部特性来确定该点是否为边缘点,而后通过一系列的后处理来确定出一条连续的轮廓线,以实现图像的分割。活动轮廓线不同于通常的图像分割方



(a) 边缘图



(b) 初始外轮廓



(c) 收缩迭代过程



(d) 分割结果

图3 Clair 图像分割结果

法, 由于其在对每点寻找局部最优值的同时, 也充分地考虑到了点与点之间的相关性, 从而可保持曲线的光滑性与连续性。本文在传统的活动轮廓模型的基础上, 采用了一种改进的外部能量计算方法, 不仅有效地扩张了能量场的捕捉范围, 同时又可以很好地保持图像边缘点附近梯度向量的特性。本文的方法在对测试图像的实验中取得了较好的分割结果。文中主要利用了边缘线的信息来生成外部能量场, 但是对于一些更加复杂的分割, 还可以利用色彩或者纹理的信息来生成能量场, 在这些方面还有待进一步的研究。

### 参考文献

- 1 章毓晋. 图像处理和分[M]. 北京: 清华大学出版社, 1999.
- 2 Mallat S, Zhong S. Characterization of signal from multiscale edges[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(7): 710~732.
- 3 Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: Active contour models[J]. International Journal of Computer Vision, 1988, 2(3): 321~331.
- 4 Paragios N. Geodesic active contours and level sets for the

detection and tracking of moving objects[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(3): 266~280.

- 5 Xu C, Prince J L. Snake, shapes and gradient vector flow[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1998, 7(3): 359~369.
- 6 蒋晓悦, 赵荣椿. B-样条子波在图像边缘检测中的应用[J]. 中国体视学与图像分析, 2002, 7(4): 198~201.



蒋晓悦 1977年生, 2003年获西北工业大学工学硕士学位, 现为西北工业大学博士研究生。主要研究方向为序列图像处理、模式识别和计算机视觉。  
E-mail: jiangcyn@sina.com



赵荣椿 1937年生, 西北工业大学教授, 博士生导师。主要研究方向为语音及图像信号处理、模式识别、计算机视觉。现任西北工业大学信号处理研究所所长, 陕西省语音、图像信息处理重点实验室主任, 中国体视学会副主席。已出版论著5本, 发表论文百余篇。