

# 基于改进活动轮廓模型的数字虚拟人图像分割算法<sup>①</sup>

## Segmentation for Virtual Human Images Based on Improved Active Contours Model

蒋炯辉 刘邦明 邬浙艳 桂 婷

(浙江工业大学 之江学院 现代教育技术中心 浙江 杭州 310024)

**摘要:** 对组织器官的分割和提取是医学图像三维重建及可视化的基础工作。根据数字虚拟人图像的特点,提出了一种基于改进活动轮廓模型的数字虚拟人图像分割算法,推导出了基于改进活动轮廓模型方程的解析表达式,并采用梯度向量流场对该算法进行了改进。该算法克服了传统活动轮廓模型不能处理深度凹陷区域的问题。实验结果表明,该算法具有对“U”形区域计算精确、抗干扰性强、可得到很好的分割结果。

**关键词:** 活动轮廓模型 向量场 图像分割

### 1 引言

自1989年美国国立医学图书馆(NLM, National Library of Medicine)发起“可视人计划”(VHP, Visible Human Project)以来,数字化虚拟人体模型的重建一直是个研究热点。在虚拟人体模型构建中,首先要完成数据的采集工作,即从彩色切片图像数据中分割出相应的组织器官轮廓。图像分割是临床应用准确提取诊断信息的保证,也是实现医学图像三维重建的基础,分割的效果直接影响到三维重建后模型的精确性。由于彩色切片图像具有复杂性及海量性等特点,使得在分割区域中提取出感兴趣的器官、组织或病变体变的十分困难。传统的图像分割技术直接用于切片序列图像的分割不仅对噪音敏感,而且会产生大量虚假边缘信息,往往难以获得满意的结果。因此,必须设法在复杂背景下将感兴趣的边缘进行有效的提取。Pommert<sup>[1]</sup>和 Schiemann<sup>[2]</sup>提出了利用虚拟人数据中连续相邻切片图像间在空间和颜色、纹理的相似性进行分割,但对模糊边缘的处理效果并不理想。Dellepiane和 Fontana<sup>[3,4]</sup>以及 Udupa和 Samarase

keram<sup>[5,6]</sup>在系统研究 Rosenfeld<sup>[7,8]</sup>关于模糊子集的拓扑和几何理论的基础上,几乎同时首次提出了连通性在图像分割方面的应用。Jones和 Metaxas<sup>[9,10]</sup>提出了一种新的结合区域和边界技术的方法,用户在被分割对象中选择一个种子点,再使用基于模糊连接度的分割方法估计出图像中最有可能位于对象边界上的像素,然后采用一个形变模型,使模型边界与对象边界趋于一致。该算法要求手工找出种子点,所以在实际处理中操作量非常大。薛志东<sup>[11]</sup>为了提高虚拟人切片数据分割的自动化程度,提出了基于支持向量机的虚拟人切片数据分割方法,该方法可较好地实现对相邻切片的自动分割,但是结果还存在区域边缘不够光滑,无法分割图像细节等问题。

本文根据虚拟人采集图片的特点,提出了基于改进活动轮廓模型的数字虚拟人图像分割算法。该算法克服了传统活动轮廓图像分割算法,由于处于“U”形两条平行边缘间的梯度向量相互平行,从而使得活动轮廓无法向“U”形两平行线靠拢的缺点。并且具有较高自动化程度的分割方法,使我们可以从繁重

<sup>①</sup> 收稿时间:2009-04-02

的手工分割或半自动的交互式分割中解放出来,提高分割速度和分割质量。

## 2 活动轮廓模型算法原理

### 2.1 活动轮廓模型

活动轮廓模型,也称 Snake 模型,是基于最小能量函数的观点提出的一种广泛应用于医学图像分割的方法。由 Kass 等人在 1987 年提出<sup>[12]</sup>,其能量表达式:

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

其中,  $s$  表示弧长的参数,活动轮廓在图像中的位置通过参数向量  $X(s) = [x(s), y(s)]$ ,  $s \in [0, 1]$  表示。

$E_{\text{int}}$  表示曲线本身的内部能量,它使曲线伸缩、弯曲,  $E_{\text{int}}(X(s))$  表示的是一条曲线本身具有的能量,定义为:

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

$X'(s)$  表达的是曲线长度的变化率。 $\alpha$  称为弹力系数,可以控制曲线以较快或者较慢的幅度进行收缩。系数  $\alpha$  值越大,使得曲线在力量的方向上收缩的越快。 $X''(s)$  表示参数向量  $X(s)$  曲率向量。 $\beta$  称为强度系数,系数  $\beta$  控制着曲线沿着法线方向向目标变化的速度。如果  $\beta$  值很大,曲线就会变得僵硬而不容易发生弯曲,而如果  $\beta$  值小,就会允许曲线弯曲可以生成一个角。

$E_{\text{ext}}$  表示由于图像的性质而产生的外部能量,它使得曲线向着目标移动。对于一幅灰度图像  $I(x, y)$ ,我们认为它是关于位置变量  $(x, y)$  的理想函数。利用 Gauss 算子使得边界变得模糊,把活动轮廓引导到目标物体的外在能量函数定义为:

$$\begin{cases} E_{\text{ext}}(x, y) = -G\sigma(x, y) * I(x, y) \text{ 非连续图像} \\ E_{\text{ext}}(x, y) = -|\nabla(G\sigma(x, y) * I(x, y))|^2 \text{ 连续图像} \end{cases} \quad (3)$$

其中: $\sigma$  为 Gauss 函数的方差, $\sigma$  越大对于边缘模糊的就越厉害,但同时力量场的捕捉范围也增加的越多。

### 2.2 活动轮廓模型工作机制

活动轮廓模型的运动过程就是寻找 Snake 最小值的过程,对于 Snake 能量函数:

$$E_{\text{Snake}} = \int_0^1 [(\frac{\alpha |X'(s)|^2 + \beta |X''(s)|^2}{2}) + E_{\text{ext}}(X(s))] ds \quad (4)$$

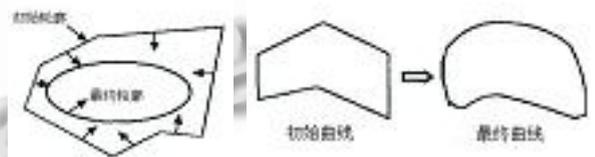
当  $E_{\text{Snake}}$  达到最小化时,使用 Euler-Lagrange 偏微分方程进行求解,可以得到下式:

$$\alpha X''(s) - \beta X'''(s) - \nabla E_{\text{ext}} = 0 \quad (5)$$

从这个角度看,能量最小化方程可以视为平衡方程:  $F_{\text{in}}(X) + F_{\text{ex}}(X) = 0$ 。其中:  $F_{\text{in}}(X)$  表示活动轮廓受到的外力作用,  $F_{\text{in}}(X) = \alpha X''(s) - \beta X'''(s)$ , 它控制曲线的收缩以及平滑等内部特性;  $F_{\text{ex}}(X)$  表示模型所受到的外力作用,  $F_{\text{ex}}(X) = -\nabla E_{\text{ext}}$ , 外力指导 Snake 轮廓曲线收敛到真实的目标轮廓。

对于  $F_{\text{in}}(X)$  可以看成由两部分构成  $F_{\text{elastic}}$  和  $F_{\text{rigid}}$ 。 $F_{\text{elastic}}$  是由相应的弹性能  $E_{\text{elastic}}$  产生的力,控制 Snake 轮廓曲线的收敛特性,如图 1(a)。 $F_{\text{rigid}}$  是由相应的弯曲能  $E_{\text{rigid}}$  产生的力控制 Snake 轮廓曲线的平滑特性,如图 1(b)。

从力平衡的角度对活动轮廓模型的工作机制进行解释: Snake 轮廓曲线在外力  $F_{\text{ex}}(X)$  的吸引下不断向真实目标轮廓移动,内力  $F_{\text{in}}(X)$  在保持对 Snake 形状约束的同时,随着 Snake 轮廓曲线的移动而变化,最终内外力和为零达到平衡。此时 Snake 轮廓曲线就停留在真实的目标轮廓上,完成提取目标轮廓的任务。



(a)弹性力示意图 (b)弯曲力示意图

图 1 弹性和弯曲力示意图

## 3 改进活动轮廓模型

对于数字虚拟人切片图像,因为组织器官的不规则性,常常会出现弱边界、伪影、区域灰度不一致等现象,所以我们需要对传统的活动轮廓模型进行改进,以适应虚拟人切片图像的分割。Helmholtz 理论指出通常一个静态向量场可以分解为两个分量:无旋转(irrotational)分量和无散失(solenoidal)分量。由于最初得到的势能量场是梯度的一个尺度势能函数,他就可以变为一个无旋转场,称之为梯度向量流(Gradient Vector Flow, GVF)场。通过解一个图像

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, 即梯度向量流场  $V(x)$ 。

我们采用梯度向量流场  $V(x)$  来代替(5)式中的势能函数  $-VE_s$ 。把  $X$  看作是时间  $t$  以及弧长  $S$  的函数, 可得梯度向量流活动轮廓方程:

$$X(s,t) = \alpha X''(s) - \beta X'(s) + V(x,y) \quad (6)$$

定义梯度向量流场的向量  $V(u,v) = (u(x,y), v(x,y))$  应当使得下式的能量最小:

$$E = \iint (\mu(u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2) + |\Delta f|^2 |V - \Delta f|^2) dx dy \quad (7)$$

$\Delta f$  表示边界的法向量, 能量由  $|\Delta f|^2 |V - \Delta f|^2$  控制, 当  $V = \Delta f$  时, 使得整体能量最小。

通过变分法, 解下面的 Euler 方程可以得到梯度向量流场:

$$\begin{aligned} \mu \nabla^2 u - (u - f_x)(f_x^2 + f_y^2) &= 0 \\ \mu \nabla^2 v - (v - f_y)(f_x^2 + f_y^2) &= 0 \end{aligned} \quad (8)$$

其中:  $\nabla^2$  是 Laplace 算子,  $f_x$ 、 $f_y$  是边缘图对  $x$ 、 $y$  的偏导。把  $u$ 、 $v$  看作是时间的函数单独求解每一个偏微分方程得:

$$\begin{aligned} u_t &= \mu \nabla^2 u(x,y,t) - b(x,y)u(x,y,t) + c^1(x,y) \\ v_t &= \mu \nabla^2 v(x,y,t) - b(x,y)v(x,y,t) + c^2(x,y) \end{aligned} \quad (9)$$

其中:  $b(x,y) = f_x^2(x,y) + f_y^2(x,y)$ ,  $c^1(x,y) = b(x,y)f_x(x,y)$ ,  $c^2(x,y) = b(x,y)f_y(x,y)$ 。在对一幅图像处理过程中  $b(x,y)$ ,  $c^1(x,y)$ ,  $c^2(x,y)$  是固定不变的。为了建立递归方程, 令下标分别对应与  $x, y, t$ , 空间步长和时间步长分别为  $\Delta x$ ,  $\Delta y$ ,  $\Delta t$ , 则可得 GVF 场向量的迭代式:

$$\begin{aligned} u_{i,j}^{n+1} &= (1 - b_{i,j} \Delta t) u_{i,j}^n + r(u_{i+1,j} + u_{i,j+1} + u_{i-1,j} + u_{i,j-1} - 4u_{i,j}) + C_{i,j}^1 \Delta t \\ v_{i,j}^{n+1} &= (1 - b_{i,j} \Delta t) v_{i,j}^n + r(v_{i+1,j} + v_{i,j+1} + v_{i-1,j} + v_{i,j-1} - 4v_{i,j}) + C_{i,j}^2 \Delta t \end{aligned}$$

其中,  $r = \frac{\mu \Delta t}{\Delta x \Delta y}$ , 由于  $\Delta x$ ,  $\Delta y$ ,  $u$  均为定值。为了保证方程收敛, 时间步长满足:  $\Delta t \leq \frac{\Delta x \Delta y}{4\mu}$ 。

### 4 实验结果与分析

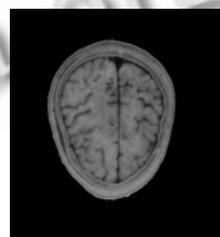
本文算法采用第一军医大学冷冻切片照相获取的中国数字虚拟人图像集, 经过配准分割后的

600\*600 彩色图片, VC++6.0 为开发平台, 在 PIV 2.4GHz, 512MB 内存的微机上实现。图 2, 图 3 为虚拟人切片图像大脑、眼睛和黑色组织边缘轮廓的分割结果。表 1 是图 2、图 3 各组织实现分割的参数。图 2(a)和图 3(a)为经过去背景后的待分割原始图像; 图 2(b)和图 3(b)为经过计算后的梯度向量流场的效果图; 图 2(c), 图 2(d), 图 3(c), 图 3(d)为各组织分割后的边缘图像。

从最终的分割效果来看, 改进活动轮廓分割算法比较明显得靠近了分割目标的真实边缘, 在靠近组织的凹陷轮廓区域, 轮廓线也能很好的吻合, 实现了较为准确的分割。一般活动轮廓分割算法边缘初始轮廓采用手工绘制的方法, 本文采用了种子点进行计算, 使我们可以从繁重的手工分割或半自动的交互式分割中解放出来, 提高分割速度和分割质量。

表 1 改进活动轮廓模型大脑、眼睛和黑色组织分割参数

组织结构	种子坐标	$\sigma$	$\alpha$	$\beta$	输出图像
左大脑	(263,300)	3.0	2.0	-0.5	图 2 (c)
右大脑	(343,269)	3.0	2.0	-0.5	图 2 (d)
眼睛	(183,475)	5.0	2.0	-0.4	图 3 (c)
黑色组织	(277,483)	5.0	3.0	-0.3	图 3 (d)



(a)原始图



(b)梯度向量流场



(c)左大脑



(d)右大脑

图 2 改进活动轮廓模型大脑分割结果

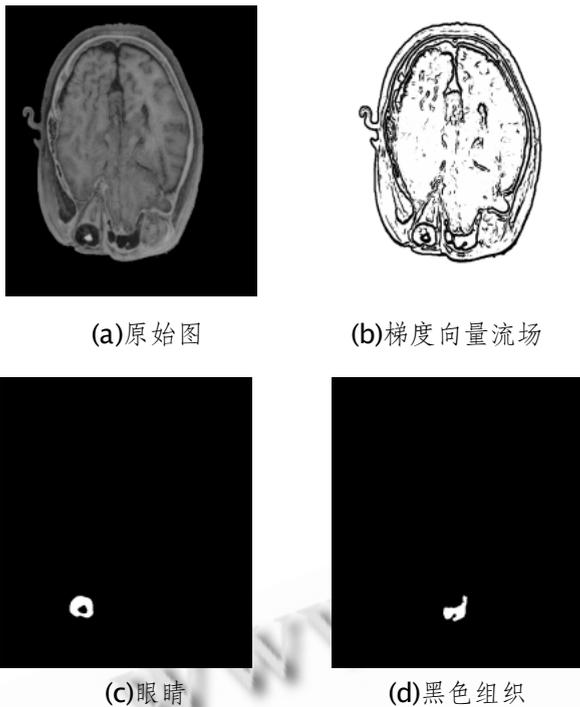


图3 改进活动轮廓模型眼睛和黑色组织分割结果

## 5 总结

本文中根据数字虚拟人图像的特点,提出了改进了的活动轮廓模型数字虚拟人图像分割处理方法,并推导出基于改进了的活动轮廓模型方程的解析形式。该方法通过计算梯度向量流场来代替传统的梯度向量作为外部能量,使得能量场的作用范围明显扩大。对于传统能量场无法处理的“U”形凹谷,也可以指导其快速收敛到谷底。实验结果也表明,使用改进活动轮廓模型算法对虚拟人切片图像局部区域的分割取得了较好的效果。

### 参考文献

1 Pommert A, Hohne KH, Pflessner B, et al. Creating a high resolution spatial symbolic model of the inner organs based on the visible human. *Medical Image Analysis*, 2001,(3):221 – 228.

2 Schiemann T, Tiede U, Hohne KH. Segmentation of the visible human for high quality volume-based visualization. *Medical Image Analysis*, 1997,(4):263 – 270.

3 Dellepiane S, et al. Extraction of intensity connectedness for image processing. *Pattern Recogn Let.*, 1995, (16):313 – 324.

4 Dellepiane S, Fontana F, Verrazza G L. Nonlinear image labeling for multivalued segmentation. *IEEE Trans. on Image Processing*, 1996,(5):429 – 446.

5 Udupa JK, Samarasekera S. Fuzzy connectedness and object definition: Theory, algorithms, and applications in image segmentation. *Graph Models Image Processing*, 1996,(58):246 – 261.

6 Udupa JK, Samarasekera S. Fuzzy connectedness and object definition. *Proc. of SPIE Medical Imaging*, 1995, (1):2 – 11.

7 Rosenfeld A. Fuzzy digital topology. *Inform Contr.* 1979,40(3):76 – 87.

8 Rosenfeld A. The fuzzy geometry of image subsets. *Pattern Recogn Let.*, 1991,(2):311 – 317.

9 Jones TN, Metaxas DN. Automated 3D segmentation using deformable models and fuzzy affinity. Duncan and G. Gindi, ed, *Lecture Notes in Computer- Science*, 1997,12(97):113 – 126.

10 Jones TN, Metaxas DN. Segmentation using deformable models with affinity-based localization. Philadelphia, USA: University of Pennsylvania Press, 1997.115 – 118.

11 薛志东,李利军,李衷怡.利用支持向量机分割虚拟人切片数据. *计算机应用研究*, 2006,(4):45 – 47.

12 Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snake: Active contour models. *International Journal of Computer Vision*, 1988,4(1):321 – 331.