

# 一种具有预测能力的三维图像分割方法\*

陈 剑 戚飞虎 岑 峰

(上海交通大学计算机科学与工程系, 上海, 200030)

**摘要** 在充分分析三维图像特点的基础上, 提出了一种新的三维图像分割方案。该方案在改进的主动轮廓模型的基础上融入了预测算法。三维图像中物体的轮廓沿着空间轴或时间轴的位移和形变是连续的, 该算法根据这一特性, 利用前几幅图的分割结果来预测当前图像中物体轮廓的位置和形状, 弥补了主动轮廓模型搜索范围小的缺点。对医学解剖图像的试验结果表明, 这种方法能显著提高分割的准确性和速度。

**关键词** 图像分割, 主动轮廓, 三维图像, 预测。

## 3D IMAGE SEGMENT METHOD WITH FORECASTING CAPABILITY\*

CHEN Jian QI Fei-Hu CEN Feng

(Department of Computer Science & Engineering, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030, China)

**Abstract** A new 3D image segmentation algorithm was proposed. This algorithm integrates the improved Active Contour model and a new forecast algorithm. The forecast algorithm is based on the peculiarity of 3D images i. e. the deformation of the contour along the space or time axis is continuous in 3D images. The forecast algorithm analyzes the trend of the deformation of the contour in the segmented images, then prognosticates the location and the shape of the contour in the next image. Experiments on medical anatomic images show that the new algorithm can observably improve the accuracy of the segmentation and reduce the time needed.

**Key words** image segment, active contour, 3D images, forecast.

### 引言

三维图像分割是图像处理和计算机视觉中的一个重要研究领域, 广泛应用于计算机辅助三维重建(CATR)、运动物体跟踪以及医学中细胞运动和形变的分析<sup>[1-3]</sup>等应用领域。三维图像与一般图像的不同之处在于: 三维图像是针对同一目标, 间隔相同的距离或时间连续采样而得到的, 因此对三维图像的分割既与一般的图像分割有相通之处, 又有特殊之处。

主动轮廓模型(Active Contour)又称 Snake 模型, 自 Kass<sup>[4]</sup>于 1987 年提出以来, 已广泛应用于数字图像分析和计算机视觉领域。由于该模型具有良好的提取和跟踪特定区域内目标边缘的能力, 因此非常适合于三维图像的处理<sup>[5]</sup>。同一物体的轮廓在

三维图像中的变化是一种连续的平移和形变, 本文根据这一特性, 提出了一种适用于三维图像分割的具有预测能力的主动轮廓方法。

### 1 现有算法的分析

传统的主动轮廓模型有一大难点: 通常必须将模型初始化在目标轮廓的附近, 否则将可能收敛到错误的结果。而在三维图像分割中对每一幅图进行手工的初始化是一项非常费时而繁琐的工作。为了扩大主动轮廓模型的搜索范围, 研究人员提出了许多方法, 包括模拟气球法<sup>[6]</sup>、多分辨率法<sup>[7]</sup>、梯度矢量流法<sup>[8]</sup>等。这些方法的基本原理是寻求扩大图像力场的捕获范围, 但都有不足之处。

模拟气球法对模型施加一种扩张能力, 这要求模型必须初始化在目标轮廓内部, 而且当模型已经

\* 国家自然科学基金(编号 69772002)资助项目  
稿件收到日期 2000-07-14, 修改稿收到日期 2000-09-15

\* The project supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 69772002)  
Received 2000-07-14, revised 2000-09-15

达到目标轮廓时,这种力反而会使分割结果不准确.多分辨率的基本思想是先在低分辨率的图像中进行分割,然后把分割结果作为初始值在高分辨率的图像里进一步精确化.这种方法确实能扩大 SNAKE 模型的搜索范围,但效果有限,且在低分辨率的图像中可能失去一些边缘信息.梯度矢量流法是把 Snake 模型中的图像力场向外扩张以达到扩大搜索范围的目的.这种方法容易受噪声的干扰,而且运算量大.这些方法都是致力于对主动轮廓模型本身进行修改,却很少有人研究模型的初始化方法.在许多关于三维图像分割的研究中一般都是简单地把上一幅图像的分割结果作为当前图像中目标轮廓的初始位置.

从中我们可以看出模型初始化的重要性:主动轮廓模型分割结果的质量是依赖于模型的初始位置的,而且精确的初始化也能够大大减少迭代的次数,从而提高算法的速度.利用上一幅图像分割结果作为模型初始值的方法可以说是一种很“随意”的方法,物体的轮廓在相邻的图像中肯定会有位置和形状的变化,而且这种变化的幅度对于不同的图像也是不同的.这就使得分割结果的质量难以得到保证,在极端的情况下 Snake 模型甚至不能收敛到目标轮廓.即使在一些情况下能够得到正确的分割结果,算法的迭代次数也往往比较多.如果能够找到一种能够精确初始化模型的方法,将能够从分割质量和速度两方面提高算法的性能.

## 2 具有预测能力的主动轮廓模型

本文提出了一种具有预测能力的主动轮廓模型,该模型用一预测算法对模型进行精确的初始化.该算法从已分割的图像中分析出物体轮廓的变化趋势,从而预测出待分割图像中物体轮廓的位置和形状.由于初始模型与真实轮廓相差不远,Snake 模型只需要保证在较近的范围内有良好的搜索能力,因而可以使用较简单的方法.这样,预测算法和一个简单而可靠的 Snake 模型相结合就构成了具有预测能力的主动轮廓模型,以达到既快速又可靠的目的.

### 2.1 Snake 基本模型

简单地来讲,主动轮廓模型就是一条可变形的参数曲线及其相应的能量函数,以最小化能量函数为目标,控制参数曲线变形,具有最小能量的曲线就是目标轮廓.

Snake 可以表示为定义在  $u \in [0, 1]$  上的参数曲线  $c(u) = (x(u), y(u))$ , 其能量函数为

$$E_{\text{snake}} = \int_0^1 E(c(u)) du = \int_0^1 [E_{\text{int}}(c(u)) + E_{\text{image}}(c(u)) + E_{\text{control}}(c(u))] du. \quad (1)$$

式中  $E_{\text{int}}$  是 Snake 的内部能量函数,它由两部分组成:  $E_{\text{int}}(c(u)) = \alpha(u)(c'(u))^2 - \beta(u)(c''(u))^2$ ; 第一项保持 Snake 的连续性,第二项保持 Snake 的光滑性,内部能量在保持 Snake 具有良好的几何特性的同时也有“副作用”,它的第一项会使 Snake 不断收缩,第二项会使 Snake 的形状趋向圆形;  $E_{\text{image}}(c(u))$  是 Snake 的图像能量,它可以是边缘、线条或其它特征,它使得 Snake 向感兴趣的目標形变;  $E_{\text{control}}(c(u))$  是人为赋予的 Snake 的外部能量,可以对 Snake 的形变加入人为限制.

在 Snake 模型的实现中需要进行离散化:对 Snake 曲线  $c(s)$  沿着弧长  $s$  抽样成  $N$  个点,每个点被称为 Snaxel<sup>[5]</sup>,用  $S_i, i=1 \dots N$  来表示,这样能量函数成为

$$E_{\text{snake}} = \sum_{i=1}^N [E_{\text{int}}(S_i) + E_{\text{image}}(S_i) + E_{\text{control}}(S_i)]. \quad (2)$$

此时内部能量函数第一项的作用在于使  $S_i$  保持平均的间距.

### 2.2 基本思想

通过对三维图像的分析,我们可以发现这样一个特点:同一物体的轮廓在三维图像中的变化是连续的平移和形变.我们可以根据前几幅图像中物体轮廓的位置、形状以及它们的变化趋势,来估计当前图像中的物体轮廓的位置和形状,实际上这也是人的一种自觉或不自觉的思维方式.这是一种效率非常高的方法,用这种方法对主动轮廓模型进行初始化能使初始模型更加接近真实轮廓,从而大大提高模型在分割质量和时间方面的性能.

物体轮廓的变化可以归结为平移和相似形变(轮廓的变化不包括扭曲,扭曲的效果同样可以由相似形变实现,为了简化起见本文不单独考虑),轮廓的平移表现为 Snake 的质心  $\bar{W}_k$  的移动( $k$  表示第  $k$  幅图),如图 1 所示,这对于每一个 Snaxel 都是一致的.在消除平移的效果后,轮廓的相似形变表现为每一个 Snaxel 沿着所在点轮廓的法线方向向轮廓的外部或内部移动,如图 2 所示,图中  $C_k$  表示第  $k$  幅图中的轮廓.

受到描述物体运动的牛顿第二定律和相应公式的启发,我们用速度和加速度来描述轮廓的移动和形变,把轮廓的移动和形变看成 Snaxels 在一定速

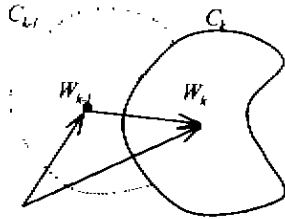


图 1 平移  
Fig. 1 Translation of snake

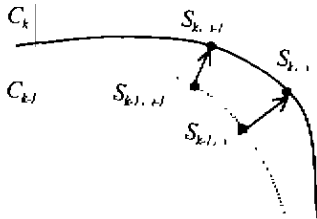


图 2 相似形变  
Fig. 2 Deformation of snake

度和加速度下的运动. 对于平移只需要定义统一的参数, 而对于形变需要对每一个 Snaxel 分别定义参数. 三维图像可以是间隔一定的距离或者一定的时间连续采样得到的. 为了叙述概念的方便, 我们假设图像是间隔单位时间连续采样得到的. 在此基础上分别定义平移的速度  $\vec{V}_{move}^k$ 、加速度  $\vec{A}_{move}^k$  和形变的速度  $\vec{V}_{deform}^k$ 、加速度  $\vec{A}_{deform}^k$  等概念, 式中  $k$  表示第  $k$  幅图,  $i$  表示第  $i$  个 Snaxel,  $\vec{S}_{k,i}$  表示第  $k$  幅图中第  $i$  个 Snaxel  $S_i$  的位置, 即

$$\vec{W}_k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \vec{S}_{k,i}, \quad (3)$$

$$\vec{V}_{move}^k = \vec{W}_k - \vec{W}_{k-1}, \quad (4)$$

$$\vec{A}_{move}^k = \vec{V}_{move}^k - \vec{V}_{move}^{k-1}, \quad (5)$$

$$\vec{V}_{deform}^k = (\vec{S}_{k,i} - \vec{W}_k) - (\vec{S}_{k-1,i} - \vec{W}_{k-1}), \quad (6)$$

$$\vec{A}_{deform}^k = \vec{V}_{deform}^k - \vec{V}_{deform}^{k-1}. \quad (7)$$

则  $S_i$  在第  $k+1$  幅图像中的位置可以预测为

$$\vec{S}_{k+1,i} = \vec{S}_{k,i} + \vec{V}_{move}^k + \frac{1}{2} \vec{V}_{deform}^k + \vec{V}_{deform}^{k+1} + \frac{1}{2} \vec{V}_{deform}^{k+1}. \quad (8)$$

### 2.3 算法详述

#### 2.3.1 Snake 模型的改进

Snake 模型的迭代算法采用了力场迭代的方法, 具体实现参考了 Willeams 提出的快速算法<sup>[16]</sup>. 但是在能量函数、搜索窗口等方面都做了较大改进.

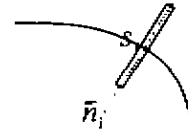


图 3 搜索窗口  
Fig. 3 Searching window

相邻两幅图中目标轮廓上对应的 Snaxel 的位置变化可以分两步进行: 首先按照 Snake 质心移动的方向和幅度进行平移, 然后沿着 Snaxel 所在法线方向进行相似形变, 所以搜索窗口不是 Snaxel 的一个正方形邻域, 而是沿着法线方向的一条狭长的搜索窗口, 如图 3 所示. 搜索窗口的宽度为 1, 长度为  $2L+1$ . 由于 Snaxels 是沿着法线方向移动, Snaxels 之间的距离是保持均匀的, 所以 Snake 的内部能量函数  $E_{int}$  中的  $\alpha(u)(c'(u))^2$  项也就不需要了, 这样减少了算法的计算量, 而且还去除了 Snake 的收缩趋势.

图像能量  $E_{image}(S_i)$  的构造一般利用边缘检测算子, 常用的有 LOG、SOBEL 等算子. 在我们的算法中采用更有效的边缘检测算子 Canny 算子来构造图像能量函数  $E_{image}$ . 除了灰度梯度的幅度, 在图像能量中还使用了灰度梯度的方向信息. 这样图像能量  $E_{image}(S_i)$  为

$$E_{image}(S_i) = -|\nabla G(S_i, \sigma) \odot I(S_i)|^2 (1 - \cos(\varphi)), \quad (9)$$

式中  $\Delta G(S_i, \sigma)$  是高斯函数的导数,  $I(S_i)$  是图像的灰度,  $\varphi$  是  $S_i$  所在点的灰度梯度方向和轮廓切线方向的夹角. 通过使用  $1 - |\cos(\varphi)|$  项, 可以消除“伪边界点”的干扰<sup>[11]</sup>.

#### 2.3.2 预测算法的实现

对于平移参数的估计比较简单. 对于每一个 Snaxel 的形变参数, 虽然在 Snake 的迭代过程中, 每一个  $S_i$  的移动是沿着法线方向进行的, 但是由于法线方向的计算本身是一种近似, 而且 Snake 算法要经过多次的迭代, 这样前后两幅图中对应的 Snaxel 并不是实现轮廓上对应的点, 而是有一定的偏差. 为了解决这一问题, 我们不计算实际的形变速度和加速度矢量, 而是计算它们在法线方向的投影, 并且用一个卷积模板进行平滑, 即

$$\vec{V}_{deform}^{k,i} = [(\vec{S}_{k,i} - \vec{W}_k) - (\vec{S}_{k-1,i} - \vec{W}_{k-1})] * \vec{n}_{k,i}, \quad (10)$$

$$\vec{A}_{deform}^{k,i} = [\vec{V}_{deform}^{k,i} - \vec{V}_{deform}^{k-1,i}] * \vec{n}_{k,i}. \quad (11)$$

定义平滑卷积模板为  $k, 1, \dots, 0, 0.2, 0.6, 0.2, 0, \dots, 1$ , 这样有

$$\vec{V}_{d,torm}^k = \sum_{j=0}^k \vec{V}_{d,torm}^{k-j} \cdot K_{1,j}, \quad (12)$$

$$\vec{A}_{d,torm}^k = \sum_{j=0}^k \vec{V}_{d,torm}^{k-j} \cdot K_{1,j}. \quad (13)$$

### 2.3.3 参数的填充过程

从预测参数的定义可以看出, 只有到第三幅图才能计算平移的速度  $\vec{V}_{move}^k$  和形变的速度  $\vec{V}_{deform}^k$ , 而平移的加速度  $\vec{A}_{move}^k$  和形变的加速度  $\vec{V}_{deform}^k$  要到第四幅图像才能算出来. 第一幅图必须由人手工初始化, 第二幅图使用第一幅图的分割结果作为初始值.

## 3 实验结果

图 4 是肾的解剖切片图进行实验的结果, 原始图像大小为  $260 \times 260 \times 15$ , 分别使用了具有预测能力的 Snake 模型和一般的 Snake 模型. 为了展示预测算法的效果, Snake 模型采用完全相同的参数. 图中比较了序列分割中的 4 幅图的分割结果. 图中第

一行是用上一幅图的分割结果初始化的 Snake, 第二行是相应分割的结果; 第三行是用预测方法初始化的 Snake, 第四行是相应分割的结果.

从中我们可以非常清楚地看到: 解剖图像中存在着许多复杂的边界信息, 如肾周围一些粘膜形成的黑线. 直接把上一幅图像的分割结果作为当前图像中 Snake 的初始化位置的方法, 分割结果偏差非常大, 需要大量的手工工作进行调整. 而用上节提出的预测方法得到的初始轮廓与实际轮廓非常接近, 分割的结果只需在少数细节上进行一些调整就可以了, 大大加快了分割速度. 另外, 由于采用了比较简单 Snake 模型, 分割速度得到进一步提高, 用 P I - 266, 64M 内存的计算机上分割一幅图一般需 2s 时间.

## 4 结论

本文提出了一种新的适用于三维图像分割的具有预测能力的主动轮廓方法, 该方法充分利用了三维图像的特点, 较好地解决了主动轮廓模型初始化



图 4 肾解剖切片图分割效果的比较  
Fig. 4 The results of kidney anatomic images

的难题. 另外还对 Snake 模型的能量函数、搜索窗口等方面都做了较大改进, 使算法具有较好的可靠性. 实验表明该方法能够大大提高三维图像分割的准确性和分割的速度.

### REFERENCES

- [1] Richard M Satava, Shaun B Jones. Current and future application of virtual reality for medicine. *Proceedings of the IEEE*, 1998, **86**(3): 484—489
- [2] Markus H Gross. Computer graphics in medicine; from visualization to surgery simulation. *ACM Computer Graphics*, 1998, **32**(1): 53—56
- [3] TAO Hai. Application of technique of computer aided 3D reconstruction in ophthalmology. *Chinese Ophthalmology Research* (陶海. 计算机辅助三维重建技术在眼科领域中的应用. *眼科研究*), 1999, **3**: 238—240
- [4] Michael Kass, Andrew Witkin, Demetri Terzopoulos. Snakes: Active Contour Models. *International Journal of Computer Vision*, 1987, **1**(4): 321—331
- [5] Melnerney T. Terzopoulos D. Deformable models in medical image analysis; a Survey. *Medical Image Analysis*, 1996, **1**(2): 91—108
- [6] Cohen L D. On Active contour models and balloons. *CVGIP: Image Understanding*, 1991, **53**(2): 211—218
- [7] YANG Yang, ZHANG Tian-Wen. Tracking algorithm for active contours based on multiresolution. *Chinese Journal of Computers* (杨杨, 张田文. 基于多分辨率方法的主动轮廓线跟踪方法. *计算机学报*), 1998, **21**(3): 210—216
- [8] Xu C. Prince J L. Snake, shape, and gradient vector flow. *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, 1998, **7**(3): 359—369
- [9] Frederic Legmaric, Martin D Levine. Tracking deformable object in the plane using an active contour Model. *IEEE Transactions on PAMI*, 1993, **15**(6): 617—634
- [10] Donna J Willeams, Mubarak Shah. A fast algorithm for active contours and curvature. estimation. *CVGIP: Image Understanding*, 1992, **55**(1): 14—26
- [11] Lai K F, Roland T Chin. Regularization, formulation and initialization of the active contour models. *Asian Conference on Computer Vision*, 1993: 542—545