

文章编号 : 1001 - 9081 (2006) 07 - 1577 - 03

一种基于主动轮廓模型的 MR I 医学图像序列边缘提取算法

刘正光,马喜妹,邹 亮
(天津大学 自动化学院,天津 300072)
(prai@tju.edu.cn)

摘 要:为了提取核磁共振成像图像序列的边缘,提出了一种改进主动轮廓模型的边缘提取算法。通过调整原始公式的一些参数使得该模型不但能精确地提取图像中的凸形物体的边缘,而且能够接近边缘的凹陷处;引入自适应改变大小的外部约束能量来增大外能的吸引范围,使控制点能够不依赖于初始轮廓而快速地收敛到目标的真实轮廓;结合匹配技术,提高边缘提取结果层间传递的精度。实验结果表明该算法仅需少量用户交互就能快速准确地从医学图像序列中提取出感兴趣的物体边缘。

关键词:主动轮廓模型;核磁共振成像;边缘提取;模板匹配

中图分类号: TP391. 1 文献标识码: A

A new edge extraction algorithm of active contour model
for magnetic resonance imaging

LIU Zheng-guang, MA Ximei, ZOU Liang
(School of Automation, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

Abstract: In order to extract the edge of the Magnetic Resonance Imaging (MRI) series, a new algorithm based on an improved active contour model was proposed. It modified some terms of the initial formula, which made the snake model not only precisely extract the edge of the protruding object in images but also approach to the concave part of the edge. It introduced exterior sanction energy, which could adaptively change its value to enlarge suction, so that control points could quickly constrict to the real contour without relying on the initial contour. Combined with pattern matching, this new method could increase the precision of transferring the result of edge extraction from one slice to another. Experiments show that this algorithm can obtain the edge of the desired object from a series of medical images faster and more accurately than before, and with only little user interaction.

Key words: active contour model; Magnetic Resonance Imaging (MRI); edge extraction; pattern matching

0 引言

主动轮廓模型^[1]是一种正在受到日益关注的计算机辅助医学图像处理技术,它提供了一种独特的功能强大的集几何、物理和近似理论于一身的图像分析方法。传统的主动轮廓模型虽然应用广泛,但它却有两个缺点:一个是它不具有非凸性,不能接近边缘的凹陷处;另一个是它过分依赖于模型的初始位置。本文针对上述两个缺点进行了模型改进,在单张断层医学图像中,基于用户交互,能够精确地提取肿瘤边缘。并且以得到的单张断层图像精确边缘提取结果为基础,设计了一种主动轮廓模型和匹配技术结合的边缘提取算法,完成了整个图像序列的边缘提取。

1 Kass的主动轮廓模型

1987年 Kass^[2]首次提出了运用主动轮廓模型 (Snake)进行图像分割的思想。其主要思想是定义一个有外部约束力和图像作用力共同作用的能量函数,在 Snake由初始位置向真实轮廓逐渐靠近时,寻找此能量函数的局部极小值。即通过

构造合适的变形能 $E_{total}^{[2]}$ 来定义目标的轮廓,这里 $v(s) = (x(s), y(s))$ 表示轮廓,代表从单位参量域 $S \in [0, 1]$ 到图像表面的映射。能量函数 E_{total} 表示如下:

$$E_{total}(v) = E_{int}(v) + E_{ext}(v) \tag{1}$$

内部能量 $E_{int}(v(s))$ 定义了一个可伸长和可弯曲的轮廓 $v(s)$ 的变形能量,它包括连续能量 E_{cont} 和曲率能量 E_{curv} 。

$$\begin{aligned} E_{int}(v) &= E_{cont}(v) + E_{curv}(v) \\ &= \int_0^1 \left(\left| \frac{ds}{ds} \right| \left| \frac{dv(s)}{ds} \right|^2 + \left| \frac{d^2v(s)}{ds^2} \right|^2 \right) ds \end{aligned} \tag{2}$$

系数 α 控制着轮廓曲线一阶导矢的模的分量,是轮廓的连续性约束;系数 β 控制着轮廓曲线二阶导矢的模的分量,是轮廓的曲率约束。这些参数操纵着模型的物理行为和局部连续性。

外部能量 $E_{ext}(v)$ 吸引 Snake到显著的图像特征,包括表示图像作用力产生的能量 E_{image} 和表示外部约束作用力产生的能量 E_{sanc} 。

$$\begin{aligned} E_{ext}(v) &= E_{image} + E_{sanc} \\ &= \int_0^1 p(v(s)) ds + E_{sanc} \end{aligned} \tag{3}$$

收稿日期: 2006 - 01 - 09;修订日期: 2006 - 03 - 15
作者简介:刘正光 (1945 -),男,天津南开人,教授,博士生导师,主要研究方向:模式识别、图像处理; 马喜妹 (1979 -),女,河北辛集人,硕士研究生,主要研究方向:MR I图像处理; 邹亮 (1975 -),女,河北保定人,硕士研究生,主要研究方向:模式识别。

其中, $p(v)$ 是定义在整个图像表面 $I(x, y)$ 上的标量函数, 通常 $p(x, y) = \nabla(I(x, y))$ 。

对主动轮廓进行离散化是将轮廓分为 n 等分, 设 $\{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ 是主动轮廓上的 n 个点。 $v_i = (x_i, y_i)$ 是第 i 个 Snake 点的坐标。那么原始的主动轮廓模型即式 (1) 的离散形式如下:

$$E_{total} = \sum_{i=1}^n (E_{int}(v_i) + E_{ext}(v_i)) \\ = \sum_{i=1}^n (E_{cont}(v_i) + E_{curv}(v_i) + E_{image}(v_i) + E_{sanc}(v_i)) \quad (4)$$

Amari^[3]等人提出基于动态规划的 Snake 算法。后来 Donna J. William 等人对动态规划算法加以改进, 提出了一种快速贪婪算法 (Greedy)^[4], 将运算量降至 $O(nm)$, 其中 n 是包络点的数目, m 是在每步迭代时某点可以移动的范围大小。该算法提高了收敛速度, 同时促使控制点更均匀地分布在目标轮廓上。本文在进行迭代寻找 $\min\{E_{total}\}$ 时, 亦采用 Greedy 算法的思想。

2 改进的主动轮廓模型

2.1 具有非凸性的 E_{cont}

在式 (1) 中, 由于内部能量中的一阶项 E_{cont} 为 $V(s) = \frac{\partial V(s)}{\partial s}$ 表示主动轮廓中相邻两点间的距离。在能量最小化的过程中, 它使主动轮廓收缩。当一个畸形物体有较深的凹陷时, 主动轮廓移动会使轮廓的长度增加, 因此通过求能量函数的最小值不会使主动轮廓到达凹形物体的轮廓边缘, 以达到真正提取物体轮廓的目的^[5]。本文将原始模型中内部能量的一阶项中增加一项 $(s)/v(s) - c/d$, 其中 $c = (\bar{X}, \bar{Y})$ 是主动轮廓的中心。又因为 $ds = |v(s) - c|/d$, 那么增加的能量项为:

$$\int_0^1 (s)/v(s) - c/d \, ds = \int_0^1 (s)/v(s) - c^2/d \, d \quad (5)$$

因此, 一阶项增加的能量正好是主动轮廓封闭区域的面积, 如图 1 所示。

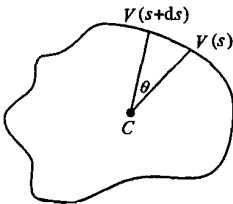


图 1 改进的主动轮廓模型示意图

从增加的能量项可以看出, 当求能量函数最小值时, 主动轮廓所成区域的面积减少, 即轮廓曲线能达到一些深度凹陷的区域。

在 Kass 的算法中, 使用 $|v_i - v_{i-1}|$ 作为 E_{cont} 的离散近似会造成曲线收缩, 并使控制点汇聚到轮廓线中曲率高的部分, 所以这里采用以下离散近似形式:

$$E_{cont} = \left| \bar{d} - |v_i - v_{i-1}| \right| \quad (6)$$

式中 \bar{d} ^[6] 是各控制点间的平均距离。这样, 接近平均距离的那些点将拥有较小能量值, 从而促使轮廓线上的各点趋于均匀分布。和增加的一阶项能量结合, 改进的主动轮廓模型 E_{cont} 离散形式为:

$$E_{cont}(v_i) = (v_i) \left| v_i - c \right| + (v_i) \left| \bar{d} - |v_i - v_{i-1}| \right| \quad (7)$$

其中, $c = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i, \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i \right)$, $\bar{d} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |v_i - v_{i-1}|$, $|v_i - v_{i-1}| = \sqrt{(x_i - x_{i-1})^2 + (y_i - y_{i-1})^2}$.

2.2 自适应改变大小的 E_{sanc}

原始的主动轮廓模型的一个主要缺点就是 Snake 对初始位置的依赖性很大, 当初始轮廓离目标较远时, 往往收敛到局部最小值, 而不是真实轮廓。本文采用了一个外加的约束能量 E_{sanc} , 在控制点距离目标边缘较远时驱动控制点快速地向真实轮廓靠近, 从而使 Snake 不依赖于初始位置的选取。

外加的约束能量的具体设计: 计算控制点及其邻域点到轮廓中心 (\bar{X}, \bar{Y}) 的距离 r , 约束能量 $E_{sanc} = \alpha \times 1/r$, 使 E_{sanc} 在控制点远离目标边缘时起作用, 而接近边缘时不加考虑。即控制点在目标外时推动其向目标内移动。我们通过取邻域内像素灰度平均值, 再根据门限阈值判断其系数, 从而决定了 E_{sanc} 的大小和在能量计算中的影响。

由于磁共振图像中肿瘤目标区与背景区一般有明显明显的灰度差别, 这里采用单阈值法判断 E_{sanc} 的大小, 即系数 α 的取值为: 设图像中目标区比背景区暗 (目标区平均灰度低于背景区), 某控制点邻域灰度平均值为 $avgI$ 则依据下式判断控制点是否远离目标或者在目标边缘区。在提取肿瘤时, 根据先验值将阈值定为 40, 当 $avgI > 40$ 时, 控制点在背景区并远离目标边缘, 此时, 取 $\alpha(i) = -2$; 当 $avgI < 40$ 时, 控制点接近目标边缘区, 取 $\alpha(i) = 0$ 。

根据提取肿瘤目标的灰度特性, 结合控制点灰度统计信息, 判断归属于背景区还是边缘区以相应地确定外部约束能量 E_{sanc} 的系数 α 的大小, 从而改变外部约束能量的大小, 快速接近目标轮廓。

2.3 其他规定

采用 Greedy 算法, 关于两个点之间的链式反应很容易被切断, 所以, 表示 E_{curv} 的系数 β 应能够自适应地取 0 或 1。曲率能量计算仍采用 Kass 的方法, 按照下式计算^[7]:

$$E_{curv}(v_i) = (v_i) \left(x_i/s_i - x_{i+1}/s_{i+1} \right)^2 + (v_i) \left(y_i/s_i - y_{i+1}/s_{i+1} \right)^2 \quad (8)$$

其中, $x_i = x_i - x_{i-1}$, $y_i = y_i - y_{i-1}$ 。在第一次迭代中, 令所有点的 $\alpha(i) = 1$, 以后每次迭代末, 按照式 (7) 计算各点曲率能量, 对于同时满足下列三个条件的 i 点, 令 $\alpha(i) = 0$: 曲率能量为极大值; 曲率能量大于某个阈值; 梯度幅度也大于某个阈值。

作用力产生的能量 E_{image} 在本算法中采用 Sobel 算子。这里, 为了平衡各能量的影响, 各能量分别在设定的以第 v_i 点为中心取一个大小为 3×3 的窗口 W , 在该窗口的 9 邻域搜索范围内寻找 D_{max} 和 D_{min} , 根据式 $E(v_i) = \frac{E(v_i) - D_{min}}{D_{max} - D_{min}}$ 将控制点的各能量在其邻域中归一化到 $[0, 1]$ 区间。

迭代过程中实现对控制点的动态增加及删除, 使得 Snake 的控制点能够很好地描述目标的形状。具体算法如下: 在新一次迭代过程中, 首先计算各控制点的平均距离 \bar{d} , 再依次计算平均距离与两控制点的间距的差值, 若 $|d - |v_i - v_{i-1}||$ 大于

设定阈值,该两点的间距过小,可以合并;若 小于设定阈值,该两点的间距过大,应添加控制点 $v_{add} = v_{i-1} - (v_i - v_{i-1}) / 2$ 。动态增删控制点克服了 Greedy 算法中 Snake 点的整体约束能力较弱的缺点,而这个缺点往往导致在梯度变化较为丰富的区域迭代时经常收敛于错误的位置。

3 主动轮廓模型与匹配技术的结合

本文针对三维医学 MR I 图像的特点,设计了主动轮廓模型和匹配技术结合的三维图像序列边缘提取。其边缘提取步骤可以概括为三个过程:断层图像内的轮廓提取,断层图像间的轮廓传递和所有断层边缘提取结果的总体合成^[8]。

我们针对断层图像之间的轮廓传递过程,使用图像配准技术,建立一种层间轮廓匹配传递方法,这是一种在主动轮廓

邻域内进行图像特征匹配的方法。

首先,上一幅断层图像的边缘提取结果实际上是一个收敛的改进主动轮廓线,对这个轮廓线进行等间距空间采样,得到一系列的采样点 $v_i, i = 1, 2, \dots, k$,以每个采样点为中心的 $N \times N$ 邻域中,共采集了 $N \times N$ 个图像像素样点,这个区域构成了我们的模板图,记为 p_1 。然后,把轮廓投影在当前图像上,在与采样点对应的位置以同样的方式采集 $M \times M (M > N)$ 个图像像素样点,这个区域构成了我们的待匹配图,记为 p_2 。这样上下两幅断层图像所采集的图像区域组成了匹配图像对。以模板图和待匹配图的采样点的中心位置作为新的坐标系的原点,分别对每对模板图和待匹配图进行匹配,可以找到每个轮廓采样点的最佳匹配位置。选择均值归一化灰度作为配准测度,其相关系数定义为^[9]:

$$(u, v) = \frac{\sum_{i=-\frac{N-1}{2}}^{\frac{N-1}{2}} \sum_{j=-\frac{N-1}{2}}^{\frac{N-1}{2}} [p_2(i+u, j+v) - \bar{p}_2] [p_1(i, j) - \bar{p}_1]}{\sqrt{\sum_{i=-\frac{N-1}{2}}^{\frac{N-1}{2}} \sum_{j=-\frac{N-1}{2}} [p_2(i+u, j+v) - \bar{p}_2]^2} \sqrt{\sum_{i=-\frac{N-1}{2}}^{\frac{N-1}{2}} \sum_{j=-\frac{N-1}{2}} [p_1(i, j) - \bar{p}_1]^2}} \quad (9)$$

0 ≤ u ≤ (M - N) / 2, 0 ≤ v ≤ (M - N) / 2, \bar{p}_1 是模板图的灰度均值, \bar{p}_2 是待匹配图中与 p_1 当前位置相对应的灰度均值,系数 (u, v) 的取值范围为 $[-1, 1]$,当达到最佳匹配时 取最大值。

先依据配准测度单独进行匹配,把使相关系数 (u, v) 达到最大的匹配状态作为模板图在待匹配图的最佳匹配状态,通过上述方法即可找到上层断层图像的采样点在当前图像中的最佳匹配点。对轮廓上的所有采样点均重复上述匹配过程,连接所有的匹配点,就可得到在当前图像的匹配轮廓,把匹配轮廓作为当前图像的主动轮廓模型的初始轮廓,从这个初始轮廓出发,再运用改进主动轮廓模型算法,得到当前图像的边缘提取结果。

感兴趣对象的全部体积区域处理完成以后,得到一系列连续的分层的对象边缘,通过三维重建即可把它们合成为三维对象表面。

4 实验结果

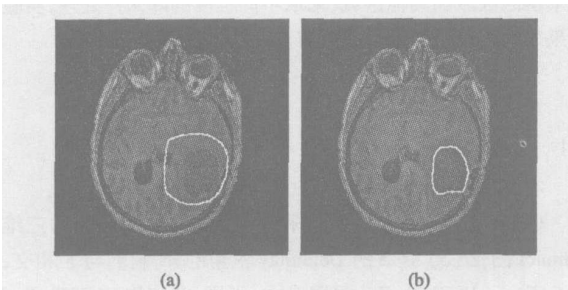


图 2 交互式提取肿瘤边缘

选择一名病人的脑部 MR I 医学序列图像作为本实验的图像数据,原始实验数据大小为 256 × 256 × 124 体素,像素灰度值范围为 [0, 255],由上到下轴向扫描整个脑部得到 124 张断层图像,扫描厚度是 1.5mm。所有的实验图像数据都以位图 BMP 格式存储,本实验算法是在 Visual C++^[10]中实现的。对于单张断层图像肿瘤的提取采用在肿瘤周围交互式地勾画初始轮廓,在改进主动轮廓模型的作用下,快速地形变到肿瘤

的真实轮廓,并且边缘可以接近凹陷处,如图 2(b)所示。

由于本实验数据中肿瘤位于脑部中央附近,我们以图 2 所提取的肿瘤边缘为基准,采用从中间开始向上下两个方向发展的分层边缘提取的思想,并结合轮廓传递过程中的匹配技术。图 3 为应用主动轮廓模型和匹配技术提取的 6 幅脑部含有肿瘤的边缘。

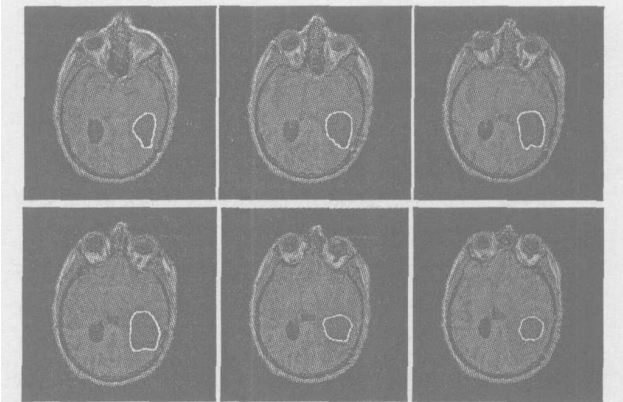


图 3 序列图像肿瘤提取

5 结语

在提取的脑部肿瘤边缘中,我们看见最终的边缘接近真实边缘的凹陷处,证明主动轮廓模型中改进的一阶连续性能量是有效的,改变了原始主动轮廓模型的非凸性性质。由于增加了自适应改变大小的外部约束能量来增大外能的吸引范围,从而使主动轮廓模型不依赖于初始位置的选取。同时将主动轮廓模型和匹配技术结合起来应用到医学图像序列边缘提取中,可以得出以下结论:

- 1)改进主动轮廓模型对于三维 MR I 图像序列边缘提取是适用的、有效的和可靠的;
- 2)仅在第一幅图像上初始化主动轮廓模型需要人工操作,除此之外,整个边缘提取过程不需要其他的人工交互操作,提高了边缘提取过程的自动化程度。

(下转第 1582 页)

```
{ labelij = true;
  if (d(si, sj) < dmax)
    { dmax = d(si, sj); m = j }
}
}
else labelij = false;
}
```

Amenta在文献[3]中提到在 $r = 0.5$ 时,如果采样集合满足 r -sample 条件,就能够正确重建曲面,我们在算法实际执行中,取对采样点集 M 取 $r = 0.3$,点集 N 取 $r = 0.5$ 时得到了很好的绘制效果。

2.2 算法实现

实验程序是由 C 语言编辑,在 Linux 下处理采样数据,生成的曲面的文件用一个三维几何模型绘制工具 Geomview^[7] 显示。

实验数据是 mannequin,分别对其应用文献[6]的不均匀降采样算法和本文的基于边界检测的不均匀降采样算法,然后进行三维曲面重建,其重建的各项数据如表 1。

从表 1 可以看出,本文算法与文献[6]的算法相比,增加的采样点数并不多,所以重建模型曲面的时间也没有增加很多。

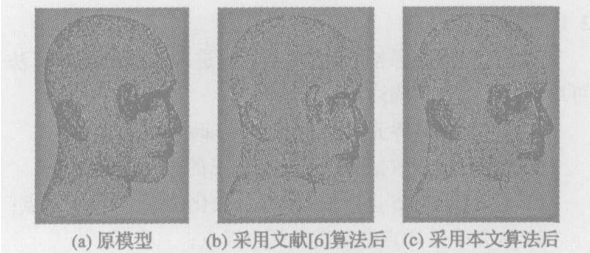


图 3 文献[6]算法和本文算法模型采样点分布比较

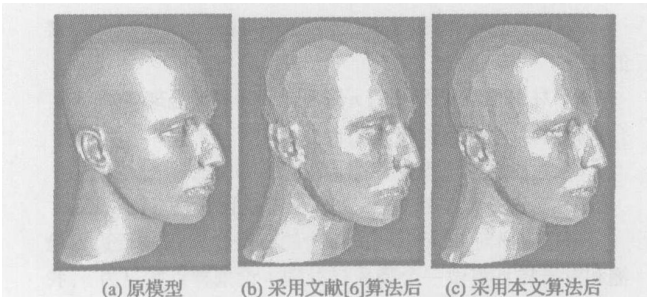


图 4 文献[6]算法和本文算法曲面模型重建效果比较

从图 3 和图 4 可以看出,本文的基于边界检测的降采样算法要比文献[6]的降采样算法效果好了许多,因为在模型的五官这些特征信息多的部位,本文的算法比文献[6]的算法保留了更多的采样点,而在其他部位则没有增加采样点,这样既可以保持原模型曲面足够多的特征信息,又大幅度地削减采样点数目。

表 1 应用文献[6]的降采样算法和本算法后重建模型的各项数据

比较项目	降采样前	采用文献[6]方法后	采用本文方法后
采样点数	12 772	4 892	6 936
包含的三角形面数	559 866	209 474	399 869
文件大小(k)	346.049	106.335	183.363
向外的极点数	12 763	4 899	6 698
向内的极点数	12 732	4 843	6 935
算法执行时间/s	25.0	7.0	8.3

3 结语

我们提出了一种新的基于边界检测的不均匀降采样算法,对 PowerCrust 算法进行了改进。相比较以前的算法,本文的降采样算法使得在重建三维模型时能保留了更多的特征信息,而且执行时间有较大幅度的缩短,绘制效果真实反映了原模型曲面。

参考文献:

[1] AMENTA N, BERN M. Surface reconstruction by Voronoi filtering[J]. Discrete & Computational Geometry, 1999, 22(4): 481 - 504.

[2] AMENTA N, CHO I S, DEY TK, et al A simple algorithm for homeomorphic surface reconstruction[J]. International Journal of Computational Geometry & Application, 2002, 12(1/2): 125 - 141.

[3] AMENTA N, CHO I S, KOLLURI R K. The Power Crust, unions of balls, and the medial axis transform[J]. Computational Geometry: Theory and Applications, 2001, 19(2): 127 - 153.

[4] 高山, 卢汉清, 周万宁. 散乱点的快速曲面重建方法[J]. 中国图象图形学报, 2002, 7A(12): 1329 - 1333.

[5] DEY T, GOSWAMI S. Tight Cocone: A watertight surface reconstructor[A]. Proceedings of 8th ACM Symposium on Solid Modeling Applications[C], 2003. 127 - 134.

[6] 倪彤光, 顾耀林. 一种高效的混合曲面光顺算法[J]. 计算机应用, 2005, 11(25): 2609 - 2611.

[7] <http://www.geomview.org>[EB/OL], 2005.

(上接第 1579 页)

参考文献:

[1] 李培华, 张田文. 主动轮廓线模型(蛇模型)综述[J]. 软件学报, 2000, 11(6): 751 - 757.

[2] KENCE M, WITKIN A, TERZOPOULOUS D. Snakes: active contour models[A]. Proceedings of the 1st International Conference on Computer Vision[C]. IEEE Computer Society Press, 1987. 259 - 268.

[3] AMNIAA, WEYMOUTH TE, JAN RC. Using dynamic programming for solving variational problem in vision[J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(9): 855 - 867.

[4] WILLIAMS DJ, SHAB M. A fast algorithm for active contours and curvature estimation[J]. CVGIP: Image Understanding, 1992, 55(1): 14 - 26.

[5] 周继鹏, 耿国华, 周明全. 一种新的动态轮廓模型 Snake[J]. 计

算机研究与发展, 1998, 35(8): 734 - 738

[6] 李熙莹, 倪国强. 一种自动提取目标的主动轮廓[J]. 光子学报, 2002, 31(5): 606 - 610.

[7] JANG S W, EL-KWAE EA, CHO I H. Shaking snakes using color edge for contour extraction[A]. IEEE ICIP[C], 2002. 817 - 820.

[8] 石绘, 王启付, 余文勇. 医学人体数据三维可视化方法的研究与实现[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2001, 29(12): 1 - 3.

[9] GOSHITA S B Y A, TURNER DA, ACKERMAN LV. Matching of tomographic slices for interpolation[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1992, 11(4): 507 - 516.

[10] 金炜. 基于类的位图图象处理编程实现[J]. 电脑开发与应用, 2001, 14(1): 41 - 43.