

基于曲线演化的CT颅骨外轮廓提取*

尚鹏¹, 李康¹, 王克刚¹, 周明全², 韩翼¹

(1. 西北大学信息科学与技术学院, 西安 710127; 2. 北京师范大学信息科学与技术学院, 北京 100875)

摘要: 准确有效地提取颅骨区域的单层外轮廓线是基于轮廓线颅骨三维模型重建的关键问题之一。针对颅骨复杂外形单层外轮廓提取困难, 提出了一种基于曲线演化的方法。首先对图像进行阈值分割获得颅骨区域, 然后初始化一条包括该区域的单层闭合曲线, 对该曲线应用一种新的微分方程进行演化, 最终获得颅骨区域的外轮廓线。实验结果表明, 该方法可自动处理颅骨CT图像, 准确获得颅骨的单层外轮廓, 有效解决了颅骨单层外轮廓提取问题。

关键词: 颅骨; 分割; 轮廓提取; 曲线演化

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 1001-3695(2012)08-3163-03

doi: 10.3969/j.issn.1001-3695.2012.08.096

Outer contour extraction of CT skull based on curve evolution

SHANG Peng¹, LI Kang¹, WANG Ke-gang¹, ZHOU Ming-quan², HAN Yi¹

(1. Dept. of Information Science & Technology, Northwest University, Xi'an 710127, China; 2. Dept. of Information Science & Technology, Beijing Normal University, Beijing 100875, China)

Abstract: When reconstructing three-dimensional model of a skull based on contour lines, it was one of the primary problems to extract the single-deck and outer contour of the skull region accurately and effectively. For the difficulty of extracting such contour from the complex skull shape, this paper presented a method based on curve evolution. It firstly required to segment the image by a threshold to generate the skull region, and then initialized a single-deck and closed curve containing the region. Furthermore, evolved the curve using a novel differential equation. Lastly, extracted outer contour of the skull region. The results of experiences indicate that this method can automatically process the skull CT image, and accurately extract the single-deck and outer contour of the skull, at the same time, efficiently solve the problem of extracting the single-deck and outer contour of the skull.

Key words: skull; segmentation; contour extraction; curve evolution

0 引言

轮廓提取是数字图像处理、计算机视觉、模式识别等许多科学领域中的一个重要问题, 是利用计算机处理图像的关键步骤, 其提取效果直接影响对图像的理解、识别以及其他后续处理。在颅骨三维模型重建^[1,2]中, 提取颅骨最外层单像素宽的轮廓线不仅有利于减少数据存储空间, 而且有助于提高重建的速度。

传统边缘提取算子, 包括 Sobel 等, 在提取复杂的颅骨轮廓线时, 其结果不仅获得了所有区域的闭合边界线, 而且包含了大量的冗余杂质。文献[3]提出以射线扫描法提取颅骨的单层外轮廓, 但由于颅骨本身不构成一个封闭的区域, 故通过该方法提取的轮廓内部依然存在一些杂质。Kass 等人^[4]在 1988 年提出 Snakes 模型之后, 许多学者对其进行了改进, 其中文献[2]提出了将其与射线扫描法结合起来提取出颅骨的最外轮廓, 其本质就是将 Snakes 方法提取的轮廓线利用射线扫描法进行二次处理, 但 Snakes 方法存在需交互选择感兴趣区

域的缺陷。

近年来, 基于微分方程^[5]的曲线演化^[6-8]方法逐渐应用于计算机视觉和模式识别等领域, 并取得了较好的效果。本文将曲线演化方法引入到医学图像特定区域的轮廓提取中, 结合图像分割等方法, 以解决颅面 CT 复杂区域单层外轮廓线提取的难题。

1 基于曲线演化的轮廓提取

1.1 曲线演化理论

对于平面曲线而言, 能够描述其几何特点的属性有很多, 其中描述曲线弯曲程度的曲率 k 以及表示曲线垂直于切线的单位法向量 N 是两个很重要的特征。利用曲线的这些几何特征不仅可以描述曲线的性质, 而且可以控制这些特征来改变曲线的几何形态。

曲线演化就是依据曲线的几何特点来描述曲线随时间的变化过程, 更确切地讲就是曲线上的点能够按照预先给定的速度在法向方向上移动。假设 $C(p, t)$ 表示时刻 t 的曲线, 其中, p

收稿日期: 2011-11-27; **修回日期:** 2011-12-29 **基金项目:** 国家自然科学基金重点项目(60736008); 国家自然科学基金资助项目(F010402); 西北大学研究生自主创新项目(10YZZ15)

作者简介: 尚鹏(1986-), 男, 陕西榆林人, 硕士研究生, 主要研究方向为图像处理、三维可视化设计(xdshangpeng@163.com); 李康(1980-), 男, 讲师, 主要研究方向为计算机可视化技术; 王克刚(1974-), 男, 副教授, 博士研究生, 主要研究方向为数字图像处理、模式识别; 韩翼(1987-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为计算机可视化技术; 周明全(1954-), 男, 教授, 博导, 主要研究方向为计算机可视化技术、软件工程、中文信息处理。

是曲线的一个参数,如弧长等,曲率为 k 和单位法向量为 N ,那么 $C(p,0)$ 表示初始时刻的曲线。在已知 $C(p,0)$ 的前提下, $t(t \neq 0)$ 时刻的曲线就可以由初始时刻的曲线在法向量方向演化获得。用微分方程可以表达为

$$\partial C(p,t)/\partial t = fN \tag{1}$$

其中: $\partial C(p,t)/\partial t$ 表示曲线随时间的演化; f 表示曲线演化的速度,是与曲线特征有关的函数; N 表示曲线演化的方向。

当 f 为常数时,曲线将以一个固定的速度沿着法向方向移动,相当于在曲线的每个点上施加一个恒定的力;当 f 是曲率 k 的函数时,曲线演化速度就与曲率有关。有许多重要的曲线运动方程,如当 $f = k$ 时,方程就变为

$$\partial C(p,t)/\partial t = kN \tag{2}$$

式(2)称为平均曲率运动方程^[5]。

当 $f = k^{1/3}$ 时,曲线演化方程的形式为

$$\partial C(p,t)/\partial t = k^{1/3}N \tag{3}$$

式(3)称为仿射不变几何流^[5]。该曲线演化方程的基本性质在数学领域已经有深入的研究。简单来讲,它会使得一个简单的非凸形闭合曲线最终变为全凸形的,同时,在演化的过程中,曲线趋于平滑,且自身不会相交。

本文的曲线演化方程不仅基于已有方程的研究成果,而且会根据颅骨特殊的外形以及演化过程中可能发生的情况,加入其他因子以达到提取颅骨外轮廓的目的。

1.2 轮廓提取算法

应用曲线演化对颅骨进行轮廓提取,需要按照下面的步骤处理:

a) 对原始颅面 CT 图像利用 1.3.1 节的阈值分割方法进行分割。

b) 计算出一个包括颅骨区域的圆,这就是曲线演化的有效初始化。

c) 应用 1.3.2 节给出的式(5),让曲线上的点以方程中给出的速度和方向不断演化,这样曲线在演化力的作用下调节,最终获得颅骨区域的外轮廓。

1.3 算法实现

1.3.1 图像分割

图像分割的目的就是要将感兴趣的区域从图像中分离出来,为下一步轮廓提取做好准备。目前图像分割的方法众多,如基于阈值、区域、小波变换的方法。这里主要采用阈值分割方法,因为实验 CT 图像的背景和物体灰度之间存在明显的对比度,该方法在实验的过程中可以快速分割图像。

在灰度图像中,感兴趣区域和背景区域灰度值是有差别的,据此,可以将大于等于某一阈值的灰度值设置为 255,而将小于该阈值的灰度值设定为 0。假定 g 代表该灰度图像的灰度值, g' 代表图像 g 分割之后的图像灰度值, (i,j) 表示在灰度图像中的位置, d 代表阈值,图像的大小为 $n \times n$ (单位为像素)。那么这个方法在数学上表示为

$$g'(i,j) = \begin{cases} 0 & g(i,j) < d \\ 255 & g(i,j) \geq d \end{cases}, i,j=1,2,\dots,n \tag{4}$$

利用上述原理实验,获得原始 CT 对应的分割后图像。

图 1(a)(c) 是原始 CT 图像,其中最外层边缘是人脸的轮廓,在轮廓内部看到的白色清晰图像是颅骨部分,也就是待分割部分; (b)(d) 分别是(a)(c) 经过图像分割之后的结果。分割之后,颅骨部分就从图像中分离出来。



图1 阈值分割效果

1.3.2 轮廓提取

算法的关键步骤就是从分割后的颅骨图像中提取颅骨区域边缘的单层外轮廓曲线。

目前对颅骨轮廓提取^[9] 没有严格的标准,而本文提取的轮廓必须满足如下的限制:

a) 轮廓线必须尽可能地贴近感兴趣区域的边界。

b) 提取单层闭合轮廓线^[10],使其包括感兴趣区域,对于孔洞或凹陷区域可以用光滑的曲线来逼近。

为了获得满足上述限制和要求的外轮廓曲线,需要通过演化一条曲线来尽可能地贴近感兴趣区域的最外边缘,下面介绍的三种力可以完成曲线的演化。

第一种力主要使当前还没有固定到感兴趣区域边界的点朝着曲线的内部移动,姑且称之为提取力。如图 2 所示,黑色区域是存在凹陷或者孔洞的颅骨区域,弯曲的曲线为前一次演化的结果,其中指向凹陷或者孔洞方向的力就是提取力。这种力在所有作用的点上都是一个常量,方向与曲线在该点的内法向量一致。这是因为感兴趣的区域总是在演化曲线的内部,它迫使曲线朝着感兴趣区域边界运动,直到该点停止演化为止。

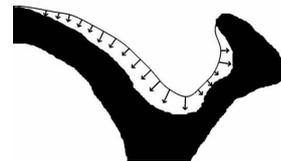


图2 曲线演化示意图

第二种力可以看做是附着力。如果有些曲线点的邻近点已经固定在感兴趣区域的边界上,那么就将这个力和提取力同时作用到这些点上,使得它们也能尽快落到感兴趣区域边界上。和提取力类似,该力也是朝着曲线的内法向量移动的常量。

提取力和附着力称为数据驱动力,它们能够准确地将曲线朝着感兴趣区域的边界靠近,最后将曲线移动到感兴趣区域边界上。然而,它们并不足以提取出满足要求的曲线,因为在单独应用它们时,都会使曲线穿过有孔洞的感兴趣区域而进入其内,所以为了解决该问题,需要引入另外的力。

当曲线在提取力和附着力的作用下,每个点处的曲率不断增加使得曲线越来越不规则。因此,第三种力主要是通过调节曲线在凹陷或者孔洞区域内的演化,从而平衡这两个力的影响。因此,该力可以称为平均曲率调节力。当曲线上点还没有固定在感兴趣区域,那么可以在这些点处施加该力,它的方向依然是法向方向,但是速度与带符号曲率的 $1/3$ 次方成正比。

这个力往往会降低曲线上的曲率。单独使用它时,在最终演化后的曲线上,每点处的曲率为 0。当这个力与提取力和附着力一块使用时,曲线就会在感兴趣区域边界进行折中。

该曲线演化方法在数学上表达为式(5)表示的一个常微分方程:

$$\partial C(p,t)/\partial t = g'(C(p,t))(p_1 + p_2(dg'(C(p,t))/ds^+ + dg'(C(p,t))/ds^-) + p_3k^{1/3})N(t) \tag{5}$$

在方程中出现的 $C(p, t)$ 代表在 t 时刻的曲线。在方程左边, $dC(p, t)/dt$ 代表曲线随时间的演化, 其物理意义就是作用在曲线上的合力。在方程的右边, g' 代表分割之后的二值图像。 $g'(C(p, t))$ 衡量是否有力作用在曲线的点上, 给出了曲线演化停止的条件。如果 $C(p, t)$ 在感兴趣区域上, 那么这项就为 0, 即当曲线上的点到达感兴趣区域就会撤销这个力, 这样曲线就被固定到感兴趣区域上, 否则该项为 1。 $N(t)$ 代表曲线在 t 时刻各点的内法向量, 给出了在每个点处曲线演化的方向, 而演化的速度主要由方程的其他项决定的。

提取力是由 p_1 来衡量, 它也是一个常量。

$dg'(C(p, t))/ds^+ + dg'(C(p, t))/ds^-$ 是附着力, $dg'(C(p, t))/ds^+$ 和 $dg'(C(p, t))/ds^-$ 分别表示在曲线点的右边和左边分割后图像函数的导数。当曲线点的右边或者左边的邻近点与该点有不同的值时, 这个导数就不为 0。如果是这种情况, 这项就会产生一个附着力, 将它和提取力共同作用到曲线点的上; 否则就没有附着力, 即该项为 0。 p_2 是决定附着力权值的一个常量。

$k^{1/3}$ 是调节力, k 是曲线带符号的曲率, p_3 是一个权值常量。

在实验中提取颅骨轮廓线时, 常数参数是根据提取颅骨轮廓的经验获得, p_1 在 0.05 ~ 0.15 之间选择, p_2 为 0.7, p_3 等于曲线达到的最大曲率。

2 实验结果

实验选用二维颅面 CT 作为处理数据, 首先对图像进行分割, 然后利用本文的方法对 80 余套(每套 250 张左右)颅骨 CT 进行处理, 最后对具有代表性的结果加以说明。

本文方法提取轮廓的过程如图 3 所示。

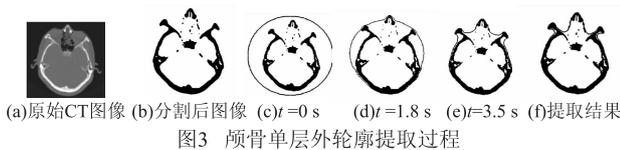


图3 颅骨单层外轮廓提取过程

图 3 说明了利用本文方法提取颅骨单层外轮廓的过程。其中, $p_1 = 0.1, p_2 = 0.7$ 。图 3(b) 是对图 3(a) 利用阈值分割的结果; 图 3(c) 主要是初始化一个单像素宽的圆使其完全包围颅骨区域; 图 3(d) 是图 3(c) 中圆上的点经过 1.8 s 之后演化得到的曲线, 此时已经有一些曲线上的点演化到颅骨边缘; 没有停靠在颅骨边界的点继续演化之后得到图 3(e) 中的曲线, 此时已经有大部分点演化到颅骨区域边界上, 这些点将停止演化, 但在一些凹陷和孔洞区域, 曲线还没有靠近颅骨边缘或还未得到一条很平滑的曲线段; 曲线在这三个力的作用下继续逼近颅骨边界, 最后得到颅骨的最外边缘轮廓, 如图 3(f) 中的曲线。

3 结果分析

实验将传统 Sobel 算子、射线扫描法、Snakes 模型与射线扫描结合法以及本文方法提取的轮廓进行对比, 如图 4 所示。

实验结果表明, 图 4(b) 是从图 4(a) 中分割出来的颅骨部分, Sobel 算子提取的颅骨轮廓(图 4(c)) 至少有两层, 而射线扫描法(图 4(d)) 以及 Snakes 与射线结合法(图 4(e)) 和本文

方法(图 4(f)) 在提取闭合颅骨轮廓时具有同样的效果, 都是最外层轮廓。

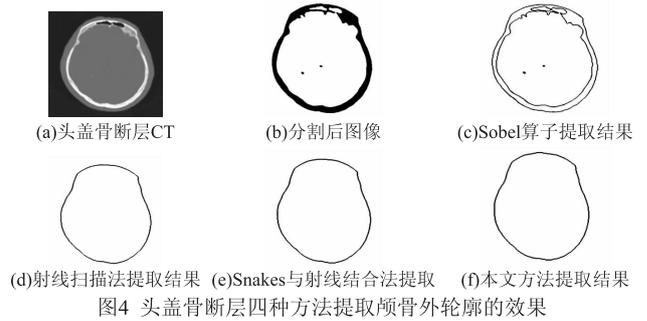


图4 头盖骨断层四种方法提取颅骨外轮廓的效果

图 5(b) 中的颅骨部分是从图 5(a) 中分割出来的。很明显, 图 5(c) 中 Sobel 算子提取的轮廓拓扑很复杂, 不符合单层外轮廓的要求; 图 5(d) 中的轮廓是分段的, 有的轮廓段出现断裂, 轮廓上明显地有两条线段伸向其内部, 在轮廓上部的鼻尖轮廓附近存在着可见的零星杂点; 图 5(e) 中的轮廓也是分段的, 内部没有杂质, 但是这是以牺牲效率为代价的, 因为它需要手工去除杂点; 从图 5(f) 的实验结果可知, 本文提取的外轮廓是一条封闭的曲线, 将图 5(e) 中相邻的分段轮廓用光滑的曲线逼近表示, 并且在轮廓内部不存在任何杂点。

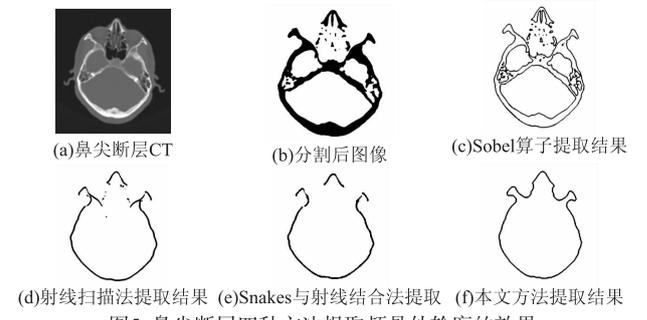


图5 鼻尖断层四种方法提取颅骨外轮廓的效果

图 6(b) 中的颅骨部分是从图 6(a) 中分割出来的; 图 6(c) 的轮廓依然复杂而冗余; 图 6(d) 中射线扫描法提取的外轮廓出现了本来连接在一起却断开的曲线, 导致没有反映出凹陷部分的外轮廓; 图 6(e) 中明显也存在该问题; 而本文的方法却很好地将两个凹陷部分的轮廓提取出来, 如图 6(f)。

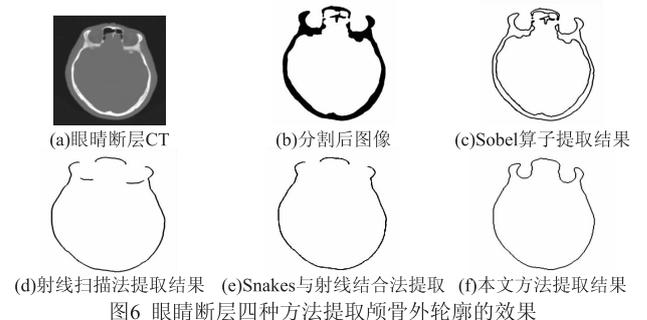


图6 眼睛断层四种方法提取颅骨外轮廓的效果

4 结束语

本文针对传统边缘检测算子很难满足提取颅面 CT 颅骨区域的单层最外轮廓, 结合曲线演化和基本图像处理算法, 提出了一种基于新的曲线演化方程的颅骨轮廓提取方法。该方法将初始曲线在该微分方程中给定的速度和方向上进行不断演化, 从而提取颅骨外边界轮廓。应用该方法不仅可对有孔洞和凹陷的颅骨可以尽可能地提取逼近其最外层 (下转第 3194 页)

物比其他算法更加清晰可见,摄影师以及摄影机视觉效果更清楚;对于 objection 图,脊波和小波不能很好地滤除噪声,反而增加了一些伪边缘,而本文算法体现了更好的视觉效果;对于 Gauss 图,小波去噪出现严重的振铃效应,边缘处出现锯齿状,脊波出现了一道很明显的裂痕,本文算法相比小波和脊波减弱锯齿状伪边缘,削弱了裂痕(限于篇幅,图 2~4 仅给出了 Lena、objection、Gauss 图的效果。第一列为加噪图像;第二列为小波去噪图像;第三列为脊波去噪图像;第四列为本文去噪)。

无论是应用主观评价还是采用客观评价,本文方法去噪性能均优于单纯小波变换去噪或脊波变换去噪,本文方法在有效去噪同时具有很好的图像边缘和细节保护能力。

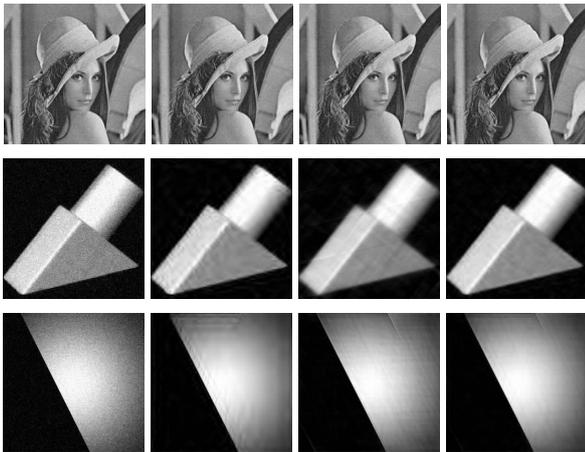


图2 硬阈值图像去噪比较

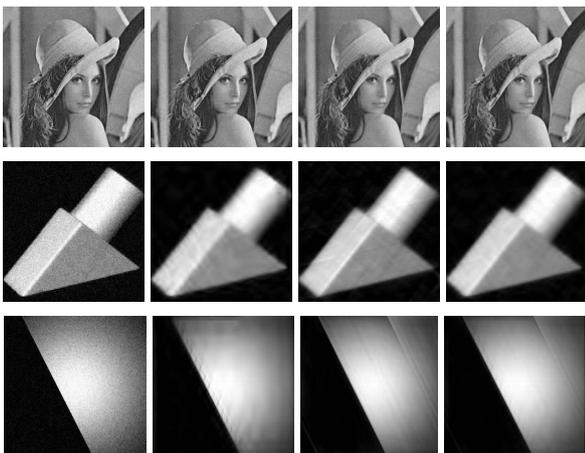


图3 软阈值图像去噪比较

4 结束语

本文结合小波变换和脊波变换各自优势,提出了基于小波变换和脊波变换的自适应去噪方法。对图像在不同阈值函数下进行了去噪处理,并与小波去噪和脊波去噪算法进行了比较。实验结果表明,这种方法有较好的去噪效果,既保持了小波具有点奇异性的优点,同时也保持脊波具有线奇异性特征的优点。因而,本方法具有更好的应用前景。

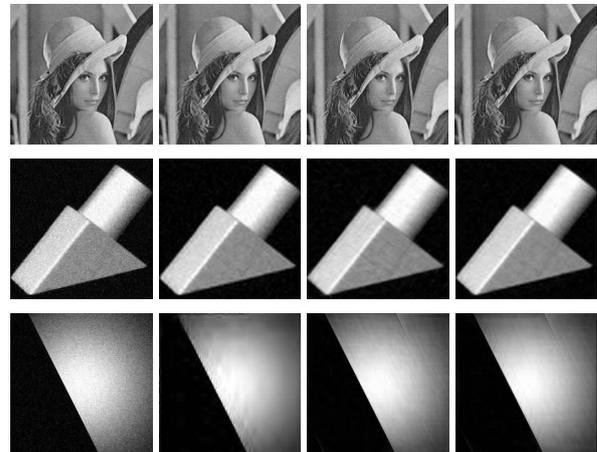


图4 半软阈值图像去噪比较

参考文献:

[1] DONOHO D L. Ridgelet function and orthonormal ridgelets [J]. Journal of Approximation Theory, 2001, 111(2): 143-179.

[2] 焦李成,谭山. 图像的多尺度几何分析: 回顾和进展[J]. 电子学报, 2003, 31(12): 1975-1981.

[3] 项海林,贾建,焦李成. 基于小波和脊波的图像联合去噪方法[J]. 系统工程与电子技术, 2007, 29(5): 680-682.

[4] 单昊,杨慧珠. 基于 Curvelet 的 Stein 无偏风险估计图像去噪[J]. 清华大学学报: 自然科学版, 2010, 50(8): 1307-1310.

[5] DONOHO D L. Orthonormal ridgelet and linear singularities[J]. SIAM Journal on Mathematical Analysis, 2000, 31(5): 1062-1099.

[6] CADDES E J. Ridgelets theory and applications[D]. Stanford: Stanford University, 1998.

[7] CANDES E J, DONOHO D L. Ridgelets: a key to higher-dimensional intermittency[J]. Philosophical Trans of the Royal Society of Lond on Series A, 1999, 357(1760): 2495-2509.

(上接第 3165 页)轮廓的曲线,而且可排除杂质的干扰。同时,提取的轮廓也是单层的,因为初始化的曲线就是单像素宽的。该方法已经自动地提取了大量的颅骨轮廓,具有实用价值。

参考文献:

[1] KEPPEL E. Approximating complex surface by triangulation of contour lines[J]. IBM Journal of Research and Development, 1975, 19(1): 2-11.

[2] 王菲,耿国华,冯筠. 基于 Snake 模型和射线法的颅面重建方法[J]. 计算机工程, 2011, 37(2): 207-209.

[3] 宋亮. 基于 CT 数据的颅面信息提取及三维重建研究[D]. 西安: 西北大学, 2009.

[4] KASS M, WITHIN A, TERZOPOULOS D. Snakes: active contour models[J]. International Journal of Computer Vision, 1988, 1(4): 321-331.

[5] 王大凯,侯榆青,彭进业. 图像处理的偏微分方程方法[M]. 北京: 科学出版社, 2008: 49-79.

[6] 杨猛,汪国平,董士海. 基于 Level Set 方法的曲线演化[J]. 软件学报, 2002, 13(9): 1858-1865.

[7] FARZINFAR M, ZHONG Xue, TEOH E K. A novel approach for curve evolution in segmentation of medical images[J]. Computerized Medical Imaging and Graphics, 2010, 34(5): 354-361.

[8] TANNENBAUM A. Three snippets of curve evolution theory in computer vision[J]. Mathematical and Computer Modeling, 1996, 24(5-6): 103-119.

[9] 原达,张彩明,李晋江,等. 基于 Mumford-Shah 模型的高精度 MR 图像轮廓提取算法[J]. 计算机学报, 2009, 32(2): 268-274.

[10] SCHLEI B R. A new computational framework for 2D shape-enclosing contours[J]. Image and Vision Computing, 2009, 27(6): 637-647.