

基于 Level Set 模型的彩色脑血管图像骨架提取算法

吴 健 崔志明 徐 婧 曹妍妍

(苏州大学智能信息处理及应用研究所 苏州 215006)

摘 要 骨架提取是计算机视觉理论与应用中极具挑战性的课题,具有重要的应用价值。在分析医学彩色脑血管图像特性的基础上,引入一种基于颜色梯度信息和贝叶斯分类的水平集速度函数,提出了 HSV 空间高速模型,并基于该模型提出了用于彩色脑血管图像的骨架提取算法。该算法使用了两个新的中间函数,它的全部参数均由分析得到,避免了人工干涉。实验证明,该算法对颜色渐变和边界噪声不敏感,具有很好的有效性和鲁棒性。

关键词 Level Set 模型,彩色图像,脑血管图像,骨架提取

中图分类号 TP391

文献标识码 A

Color Cerebrovascular Image Skeleton Extraction Algorithm Based on Level Set Model

WU Jian CUI Zhi-ming XU Jing CAO Yan-yan

(The Institute of Intelligent Information Processing and Application, Soochow University, Suzhou 215006, China)

Abstract Skeleton extraction is a challenging subject of computer vision theory and applications and has an important application value. Based on the characteristics analysis of medical color images of cerebrovascular, this paper introduced a Level Set speed function using color gradient information and bayesian classification, proposed HSV space high-speed model, and put forward the skeleton extraction algorithm for color cerebrovascular image on the basis of this model. This algorithm uses two new intermediate function, whose all parameters are obtained by analysis, so avoid the artificial interference. Experiments show that this algorithm is not sensitive to gradual changing of colors and the boundary noise and has good validity and robustness.

Keywords Level set model, Color image, Cerebrovascular image, Skeleton extraction

人类的脑血管系统是一个非常复杂的三维解剖结构,各种类型的脑血管疾病严重威胁着人类的生命和健康。脑血管疾病的诊治水平,已成为衡量一个国家和城市医疗水平的重要标准。骨架提取在形状匹配和检索、内窥镜检查、特征提取和变形、医学图像辅助分析上具有重要的应用价值。对于简单的彩色脑血管图像,可以采取对其进行灰度化和二值化的预处理后提取它的中轴,但这仅限于色块简单清晰无边缘渐变的彩色图像,这种处理方法局限性太大,基本没有应用价值。本文针对彩色脑血管图像的骨架提取进行研究,提出了一种彩色脑血管图像骨架提取算法。在该算法中,引入了一种基于颜色梯度信息和贝叶斯分类的水平集速度函数,提出了 HSV 空间高速模型,并把此模型应用到彩色脑血管图像骨架提取上,提出了用于彩色脑血管图像的骨架提取算法。

1 彩色图像水平集模型

传统的水平集方法以灰度图作为其主要研究对象,其基本思想是耦合图像数据和曲线的变形速度,使曲线演化停止在目标的边缘位置,这就需要定义一个速度函数来控制曲线

的演化。但是,传统的水平集方法仅将图像的灰度梯度信息作为轮廓线停止运动的停止力来定义速度函数,在应用到彩色图像时会出现失真。本文使用文献[1]中提出的一种基于颜色梯度信息的水平集速度函数,其结合区域颜色统计特征,引入了贝叶斯分类模型,使得对目标边缘颜色渐变和弱化产生的噪声具有鲁棒性。

梯度反映了图像中各点阵的临近点阵的最大变化情况,对梯度的计算可借助于 Sobel 算子模板对每个点阵的临近点执行卷积,可分别得到 X 和 Y 方向的梯度分量。设点 (i, j) 处的 HSV 颜色向量为 $(H_{i,j}, S_{i,j}, V_{i,j})$, X 方向梯度分量为 S_x , Y 方向梯度分量为 S_y 。于是,点 (i, j) 处的颜色梯度为:

$$S_g(i, j) = \sqrt{S_x^2(i, j) + S_y^2(i, j)} \quad (1)$$

最后用 $S_g(i, j)$ 代替灰度梯度作为水平集的速度函数,新速度函数构造如下:

$$F(x, y) = e^{-1} S_g(i, j) \cdot I \quad (2)$$

加入区域颜色统计特征,则对于水平集曲线上每个像素点 i ,其位于颜色 1 与颜色 2 边界上的概率为:

$$P_{1,2} \propto$$

到稿日期:2009-05-08 返修日期:2009-07-15 本文受国家自然科学基金项目(60970015),2008 年江苏省重大科技支撑与自主创新项目(BE2008044),苏州市应用基础研究(工业)项目(SYJG0927)资助。

吴 健(1979—),男,博士研究生,讲师,主要研究方向为图像处理、模式识别与计算机视觉,E-mail:szjianwu@163.com;崔志明(1961—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为 Deep Web、视频挖掘;徐 婧(1983—),女,硕士研究生,主要研究方向为图像处理与模式识别。

$$\begin{cases} \prod_{i \in A} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\delta_{H1}} e^{-\frac{(I_{H1}-\mu_{H1})^2}{2\delta_{H1}^2}} \cdot \prod_{2 \in B} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\delta_{H2}} e^{-\frac{(I_{H2}-\mu_{H2})^2}{2\delta_{H2}^2}} & \text{色调概率} \\ \prod_{1 \in A} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\delta_1} e^{-\frac{(I_{s1}-\mu_{s1})^2}{2\delta_1^2}} \cdot \prod_{2 \in B} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\delta_2} e^{-\frac{(I_{s2}-\mu_{s2})^2}{2\delta_2^2}} & \text{饱和度概率} \\ \prod_{1 \in A} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\delta_{V1}} e^{-\frac{(I_{V1}-\mu_{V1})^2}{2\delta_{V1}^2}} \cdot \prod_{2 \in B} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\delta_{V2}} e^{-\frac{(I_{V2}-\mu_{V2})^2}{2\delta_{V2}^2}} & \text{亮度概率} \end{cases} \quad (3)$$

其中, I_{H1}, I_{H2} 是分居颜色 1 区域和颜色 2 区域的像素点的色调值, I_{s1}, I_{s2} 是分居颜色 1 区域和颜色 2 区域的像素点的饱和度值, I_{v1}, I_{v2} 是分居颜色 1 区域和颜色 2 区域的像素点的亮度值, $P_{1,2}$ 就是 i 点处于颜色 1 区域和颜色 2 区域边界上的概率。

改进后的水平集函数偏微分方程为:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = g_{P_{1,2}} e^{-|S_g(i,j) \cdot I|} (k + V_0) |\nabla \phi| \quad (4)$$

引入贝叶斯分类模型公式后的水平集速度函数改写为:

$$F(x, y) = g_{P_{1,2}} e^{-|S_g(i,j) \cdot I|} \quad (5)$$

其中, $g_{P_{1,2}}$ 是关于概率 $P_{1,2}$ 的函数, 称之为区域决策影响因素。

2 HSV 空间高速模型

考虑 HSV 空间上最低成本路径问题, 假设路径 $L(h, s, v): [0, \infty) \rightarrow HSV$ 空间, 尽量减少从起点 A 至目的地 B 的累积费用。如果成本 W 是物体域中节点 (h_x, s_x, v_x) 的唯一的一个函数, 那么成本函数 W 被称为各向同性, 在 (h_x, s_x, v_x) 的最小累积成本定义为:

$$T(H_x, S_x, V_x) = \min_{L_{Ax}} \int_0^S W(L(s)) W(L(h)) W(L(v)) ds dh dv \quad (6)$$

L_{Ax} 是连接 (h_A, s_A, v_A) 到 (h_x, s_x, v_x) 的所有路径的集合, S 是 HSV 空间路径长度, 初始点和结束点分别是 $L(0) = (h_A, s_A, v_A)$ 和 $L(S) = (h_x, s_x, v_x)$ 。所得积分最小值的路径就是最低成本路^[2]。对式(6)求解仍满足 Eikonal 方程: $F(x) = 1/U(h_x, s_x, v_x)$ 。

本文应用上述彩色图像水平集模型和新的颜色空间成本函数, 两中心点之间的最低成本路径就是彩色图像的骨架线。定义成本函数:

$$W(x) = e^{-\mu_n(h_x, s_x, v_x)} \quad \lambda > 0 \quad (7)$$

$\mu_n(h_x, s_x, v_x)$ 是正比于到目标边缘的正则化的最小距离域, 参数 λ 同样为骨架点上峰面凸度的控制系数。同样有:

$$\begin{aligned} T_{h_u, s_u, v_u} &= T_{h_v, s_v, v_v} = \frac{\sqrt{2}}{2} e^{-\lambda(P-\beta)} \\ T_{h_x, s_x, v_x} &= T_{h_y, s_y, v_y} = \sqrt{2} e^{-\lambda(P-\beta)} \\ T_{h_z, s_z, v_z} &= \frac{\sqrt{2}}{2} e^{-\lambda P} \end{aligned} \quad (8)$$

下面对 λ 分情况讨论:

1) $\lambda = 0$: $T(h_u, s_u, v_u) = T(h_v, s_v, v_v) = T(h_x, s_x, v_x)$, i, j, z 3 点组成了峰面 W_0 , 在 z 点峰面的正曲率是 κ_0 ;

2) $\lambda = 1$: $T(h_u, s_u, v_u) = T(h_v, s_v, v_v) \cong 2.7 T(h_x, s_x, v_x)$, $T_x < T_h, T_A = 0$, 从源点 P_s 到峰面各点具有相同的演化时间, 经过 z 点的峰面 W_1 比 W_0 的基线短。所以, 在 z 点处 W_1

的曲率比 W_0 的曲率大, 即 $\kappa_1 > \kappa_0$;

3) $\lambda = \infty$: 因为 β 在两个相邻点之间是一个常量, 如果 λ 趋向于无穷大, 则:

$$\lim_{\lambda \rightarrow \infty} \frac{F(h_x, s_x, v_x)}{F(h_i, s_i, v_i)} = \frac{g_{P_{z,i}}}{g_{P_{i,z}}} \lim_{\lambda \rightarrow \infty} e^{\lambda \beta} = \infty \quad (9)$$

$$\lim_{\lambda \rightarrow \infty} \frac{T_{h_x, s_x, v_x}}{T_{h_i, s_i, v_i}} = \frac{g_{P_{z,i}}}{g_{P_{i,z}}} \lim_{\lambda \rightarrow \infty} e^{-\lambda \beta} = 0 \quad (10)$$

以上的论述对参数 λ 的设置是启发式的, 不可能达到完全的自动化。为了实现这一目的, 给出了彩色图像 HSV 空间中 λ 的范围定理。

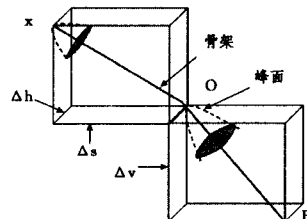


图1 HSV 空间骨架和演化峰面

定理 1 (h_x, s_x, v_x) 和 $(h_B, s_B, v_B) \in \Omega \subseteq HSV$ 为 Ω 中两个点, (h_B, s_B, v_B) 是一个源点, 它沿着它的法线方向单调向前传播一个波阵面到达 x , 如果峰面的传播速度已经给出:

$$F(x) = g_{P_{1,2}} e^{\mu(h_x, s_x, v_x)}$$

λ 是一个正实数, $\mu(h_x, s_x, v_x): \Omega \rightarrow HSV$ 是在 Ω 上定义的一个中间函数, 在 (h_x, s_x, v_x) 和 (h_B, s_B, v_B) 之间的最小成本路径是关于 Ω 局部对称的,

$$\lambda > \frac{1}{\theta} \ln \left(\frac{\sqrt{\Delta^2 h + \Delta^2 s + \Delta^2 v}}{\min(\Delta h, \Delta s, \Delta v)} \right) \quad \theta \neq 0$$

$\Delta h, \Delta s$ 和 Δv 是色差, θ 是两个相邻色差间的最小绝对差值。

最小化以下函数得到 GVF:

$$E(Z) = \iint v |\nabla Z|^2 + |\nabla f|^2 |Z - \nabla f|^2 dx \quad (11)$$

$$\mu(x) = 1 - \left(\frac{|Z(x)| - \min |Z|}{\max |Z| - \min |Z|} \right)^r, 0 < r < 1 \quad (12)$$

r 的值由实验得出, 为 0.025。

本文算法的思想就是利用提出的彩色高速水平集模型把峰面上点的正曲率达到最大的骨架点从非骨架点中区分出来, 事实上颜色无渐变的物体在原有水平集模型上也已经能够区分, 但是在颜色过渡的位置, 原有模型并不能把骨架点区分出来。

3 骨架线提取

3.1 单一骨架线提取

在等方性快速步进法中, 最快的行进速度总是沿着垂直于波阵面的方向。由于传播峰面是水平集, 因此在每个像素点的梯度方向都是垂直于峰面的。所以, 逆着 $T(x)$ 梯度的方向从一个中心点 R_n 开始回溯, 下一个像素点 $R_{n+1} = R_n - h \frac{\nabla T}{|\nabla T|}$ 也可保证为中心点, 因为它是沿着最快传播方向定位的。这个递归过程可被下面的常微分方程描述:

$$\frac{dR(s, h, v)}{ds dh dv} = - \frac{\nabla T}{|\nabla T|}, R(0) = R_0 \quad (13)$$

3.2 多骨架线提取

为了提取一个彩色物体的全部骨架线, 必须首先提取出

骨架线起始的重要拓扑节点,然后运用单骨架线提取的过程从每个拓扑节点开始直到到达 P ,或到达已经提取完成的骨架线以防止重复提取。因此,我们不必担心定位和分类骨架连接点^[3-6]。

3.2.1 提取拓扑节点

我们通过把彩色图像转化成一个图的方式来区分出形状凸起或颜色渐变处的拓扑节点。图的生成由参数 χ 来控制。

我们提出以下的方法来自动提取物体的拓扑节点。首先,用提出的彩色水平集模型从边界向中心演化计算最短距离域 $D(h, s, v)$,然后自动选择一个骨架点作为源点 P_s ,通过它以中速传播一个演化峰面 χ -面,峰面的运动由短时距方程控制,它的解是一个新的距离域 $D_1(h, s, v)$ 。峰面速度由下式给出:

$$F(x) = g_{p_{1,2}} e^{\chi |D_g(h, s, v) * I|} \quad \chi > 0 \quad (14)$$

令 $\hat{D}_1(h, s, v)$ 为离散化距离域 $D_1(h, s, v)$

$$\hat{D}_1(h, s, v) = \text{round}(D_1(h, s, v)) \quad (15)$$

同样用计算距离域 $D(h, s, v)$ 的整数值的方法进行离散化。 $\hat{D}_1$ 把物体由一系列的体素转化为一簇,它法向于物体的骨架线,每个簇由具有相同 $\hat{D}_1$ 值的连续的体素组成。

3.2.2 对参数 χ 的分析

考虑图2所示的物体,它的骨架线由 N 个点组成,把骨架线分为 $N-1$ 段, (h_A, s_A, v_A) 和 (h_B, s_B, v_B) 为骨架线的端点。令 (h_A, s_A, v_A) 为源点 P_s ,由它传播一个 β -面。 T 为从 (h_A, s_A, v_A) 到 (h_B, s_B, v_B) 沿着曲线骨架的总传播时间:

$$T = \sum_{i=1}^{N-1} \Delta t_i \quad (16)$$

其中, Δt_i 是两个相邻像素间的传播时间,由下式给出:

$$\Delta t_i = \frac{\nu((h_{x_{i-1}}, s_{x_{i-1}}, v_{x_{i-1}}), (h_x, s_x, v_x))}{F(x_i)} \quad (17)$$

限制 Δt_i 的值大于一个特定时间 τ ,则有:

$$\tau \leq \frac{\nu((h_{x_{i-1}}, s_{x_{i-1}}, v_{x_{i-1}}), (h_x, s_x, v_x))}{e^{\chi |D_g(h_{x_{i-1}}, s_{x_{i-1}}, v_{x_{i-1}}) * I|}} \quad (18)$$

$$\chi \leq \frac{1}{\mu(h_x, s_x, v_x)} \ln \left(\frac{\nu((h_{x_{i-1}}, s_{x_{i-1}}, v_{x_{i-1}}), (h_x, s_x, v_x))}{\tau} \right) \quad (19)$$

当

$$\mu(h_x, s_x, v_x) = \mu_{\max} \quad (20)$$

且

$$\nu((h_{x_{i-1}}, s_{x_{i-1}}, v_{x_{i-1}}), (h_x, s_x, v_x)) = \min(\Delta h, \Delta s, \Delta v) \quad (21)$$

不等式(19)右边为最坏情况。

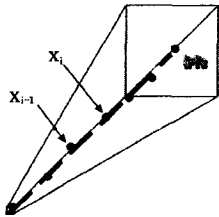


图2 含有 n 个中心点的骨架线

令 χ_c 为 χ 的临界值,则有:

$$\chi_c = \frac{1}{\mu_{\max}} \ln \left(\frac{\min(\Delta h, \Delta s, \Delta v)}{\tau} \right), 0 < \tau < 1 \quad (22)$$

设 τ 的值为1,则 $\beta=0$,在这种情况下,骨架点处波峰面传播速度并不快于其它点,则 LSG 不能捕捉到大曲率部分。如果 $T>1$, β 不为正;如果 $T=0$,自然对数无定义,所以 $0<T<1$ 。

4 实验结果及分析

对医学彩色脑血管图像应用本文提出的骨架提取算法。

4.1 轮廓提取效果图

为了说明算法对彩色图像的适用性和算法的高效性,对彩色图像进行了轮廓提取。用传统的水平集方法对彩色图像进行分割,完全不能表达该物体的实际形状。运用基于颜色梯度信息的水平集方法,可将物体轮廓较为细致表现出来。对传统方法不能侦测到由相同灰度的不同颜色形成的边界,及灰度差很小但色差很大的边界的缺陷进行了弥补。如果只对传统水平集方法进行颜色梯度信息的改进,在两种颜色交界处灰度差及色差不大的地方,还是会损失一些细节。所以,在用基于图像的颜色梯度信息来代替传统方法中基于图像的灰度梯度信息作为轮廓线停止运动的停止力之外,结合区域颜色统计特征,引入贝叶斯分类模型,这样就使得对目标边缘颜色渐变和弱化产生的噪声具有鲁棒性,使得对于灰度相近的颜色更加敏感,从而得到更加精细的边界轮廓线。

图3到图5是3幅不同脑血管图像的分割对比效果图。从图3(b)可以看出,由于只使用灰度梯度项,使脑血管1周围灰度接近的部分也分入血管的边缘,而改进后的方法实验可得精确边缘,如图3(c)所示。图4(b)所得的脑血管2边缘呈锯齿型,这是只考虑了灰度梯度造成的,而改进后的方法可得到光滑的血管边缘,如图4(c)所示。图5(b)中脑血管3的一些分支被分割掉,而改进后的方法保持完好。由3组效果图可以直观地看出,由于加入了颜色因素,使得对彩色图像的分割效果得到明显的改善。

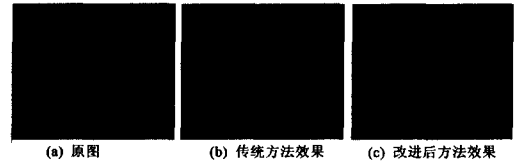


图3 血管1分割效果图



图4 血管2分割效果图



图5 脑血管3分割效果图

4.2 参数分析

实验中,所有测试物体都具有一致等方性彩色空间分量。本文方法可自动设置参数值: $T=0.2$, $\omega=0.5$,GVF 的参考设

置如下: $\Delta t=0.25, \nu=0.15$,演化次数 $k=1000$ 。由于GVF域变化缓慢,在计算 θ 时, μ 值小数点后保留一位,因此,在最坏情况下, $0.1 \leq \theta \leq 0.9$ 。对于所有的实验物体, $\lambda > 6.79$,因此,它的值被设为7.0。

4.3 骨架提取效果图

本文对多幅彩色图像进行了骨架提取,图6至图8显示了一系列的实验物体,尽管有些测试物体很复杂,但实验效果还是能提取出连续的骨架线。

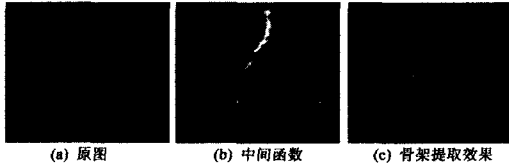


图6 脑血管1 主动脉单支彩色图像骨架提取

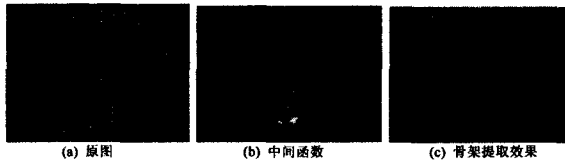


图7 脑血管2 彩色全图像骨架提取

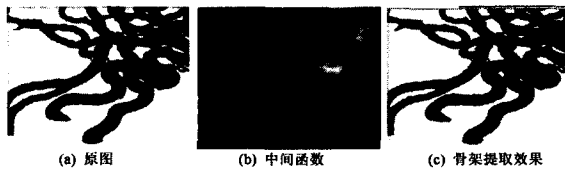


图8 脑血管3 彩色多支图像骨架提取

4.4 对比研究

这一部分描述了现在骨架曲线提取技术的对比研究。由于没有一个骨架曲线的真实形态标准,因此对比工作只能比较时间和视觉效果。

从时间上看,文献[7]的计算最高效,但其骨架精确度不高。对于管状结构,最好使用文献[8]的方法,以得到高效和高度精确的效果。对于一般的物体,本文方法和文献[4]的方法都可得到光滑连续的骨架线。但文献[4]只对较小较简单的物体比较高效,这样就限制了它的应用。对非管状物体,本文方法无论在精确性和高效性上都是首选方法。

从直观效果看,我们的方法提取出的骨架符合人类视觉感受,光滑且少有毛刺,而文献[9]的方法提取的骨架并不在人类视觉感受的物体中央,并且有很多不必要的分支。如图9所示,对于简单的单支血管,文献[9]的方法存在毛刺多、骨架不在视觉中心位置的缺点,我们的方法光滑且精确接近真实骨架位置;图10和图11中文献[9]的骨架杂乱而不连续,我们的方法可呈现清晰连续的效果。

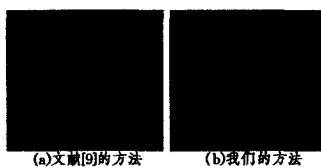


图9 文献[9]的方法和我们的方法对脑血管1的对比

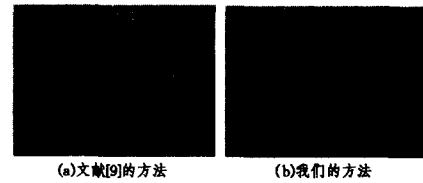


图10 文献[9]的方法和我们的方法对脑血管2的对比



图11 文献[9]的方法和我们的方法对脑血管3的对比

结束语 骨架化是包含其拓扑结构特征的压缩表示,利用计算机技术提取出医学图像中的骨架有助于临床诊断和治疗,且在生物医学图像技术的应用中起着重要作用。本文从彩色水平集模型入手,提出改进思路和实现方法,主要包括提出一个新的彩色水平集演化模型,运用彩色模型提出一种新的针对彩色图像的骨架提取算法。该算法使用了新的彩色模型,它的参数均由分析得到,避免了人工干涉,并对彩色图像的颜色渐变和边缘噪声不敏感。由于医学图像的差异性、多样性、结构的复杂性和特殊性,统一和完全自动的骨架提取方法在运行效率和精确度上还需要更多的改进。

参考文献

- [1] Xu Jing, Wu Jian, Ye Feng, et al. A Level-set Method for Color Image Segmentation Based on Bayesian Classifier[C]//Proceedings of CSSE 2008, Volume 3, 2008, 886-890
- [2] Cohen L, Kimmel R. Global minimum for active contour models: A minimal path approach[J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 24(1): 57-78
- [3] Chuang J-H, Tsai C-H, Ko M-C. Skeletonization of three-dimensional object using generalized potential field[J]. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., 2000, 22(11): 1241-1251
- [4] Cornea N, Silver D, Yuan X, et al. Computing hierarchical curve-skeletons of 3d objects[J]. The Visual Computer, 2005
- [5] Giblin P J, Kimia B B. On the local form and transitions of symmetry sets, medial axes, and shocks[J]. Comput. Vision, 2003, 54(1-3): 143-156
- [6] Tari S, Shah J. Local symmetries of shapes in arbitrary dimension[C]//International Conference on Computer Vision, 1998: 1123-1128
- [7] Zhou Y, Toga A W. Efficient skeletonization of volumetric objects[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 1999, 5(3): 196-209
- [8] Hassouna M S, Farag A A. Robust Centerline Extraction Framework Using Level Sets[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition CVPR. 2005: 458-465
- [9] Louverdis G, Vardavoulia M I, Andreadis I, et al. A new approach to morphological color image processing[M]. 2002 Pattern Recognition Society; by Elsevier Science B. V., 2002