

Journal of Image
and Graphics

中国图象图形学报



ISSN1006-8961
CN11-3758/TB

2013 **3**
Vol.18 No.

中国科学院遥感应用研究所
中国图象图形学学会主办
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

Zhongguo Tuxiang Tuxing Xuebao

2013 年 3 月 第 18 卷 第 3 期(总第 203 期)

目次

图像处理和编码

沿边局部灰度差分椒盐噪声滤波 孔勇奇, 潘志庚(249)

图像分析和识别

核稀疏保留投影及在步态识别中的应用 王科俊, 阎涛, 吕卓纹, 唐墨(257)

局部 Gist 特征匹配核的场景分类 杨昭, 高隼, 谢昭, 吴克伟(264)

图像理解和计算机视觉

条件随机场模型的场景描述 赵龙, 郭立, 谢锦生(271)

基于 L_1 与空间点分类的 3 维场景重建 李静, 杨宜民, 付根平, 陈建平(277)

稀疏表示的 Lucas-Kanade 目标跟踪 徐如意, 陈靛影(283)

医学图像处理

管状特性和主动轮廓的 3 维血管自动提取 尚岩峰, 汪辉, 汪宁, 陈杰, 姚丽萍, 孙琨(290)

“第 17 届 CAD&CG 学术会议”专栏

多步攻击的规则树检测及可视化 胡亮, 赵剑明, 解男男, 努尔布力(299)

显著性边缘引导下的图像抽象化 王勋, 李红, 刘春晓, 严彩萍(305)

稀疏表达的运动数据压缩 齐天, 肖俊, 庄越挺(311)

基于语义的用户关注度计算 陈蕾英, 陈佳舟, 潘斌, 彭群生(318)

九宫格空间框架的图书图像检索 李宗民, 唐志辉(325)

光学相干层析视网膜体数据的 3 维分割 樊鲁杰, 孙延奎, 张田, 田小林(330)

混合软影绘制算法 刘浏, 周炜, 李华(336)

基于场的人群运动仿真 赵欣欣, 张勇, 孔德慧, 尹宝才(344)

利用大位移视图的自动可信图像修补 刘春晓, 金剑秋, 彭群生(351)

第八届国际数字地球会议征稿通知 (358)

Journal of Image and Graphics

(Monthly, Started in 1996)

Vol. 18 No. 3 March 2013

Contents

Image Processing and Coding

Salt and pepper noise filtering algorithm based on local border gray-scale differences Kong Yongqi, Pan Zhigeng(249)

Image Analysis and Recognition

Kernel sparsity preserving projections and its application to gait recognition Wang Kejun, Yan Tao, Lv Zhuowen, Tang Mo(257)

Scene categorization of local Gist feature match kernel Yang Zhao, Gao Jun, Xie Zhao, Wu Kewei(264)

Image Understanding and Computer Vision

Scene description based on the conditional random fields model Zhao Long, Guo Li, Xie Jinsheng(271)

Three dimensional scene reconstruction based on L_1 and scene point classification
..... Li Jing, Yang Yimin, Fu Genping Chen Jianping(277)

Lucas-Kanade tracking based on sparse representation Xu Ruyi, Chen Jingying(283)

Medical Image Processing

Three dimensional vessel extraction model based on tubular characters and active contour model
..... Shang Yanfeng, Wang Hui, Wang Ning, Chen Jie, Yao Liping, Sun Kun(290)

Issum of the CAD&CG'2012

Multi-step attacks detected by rules tree and visualization Hu Liang, Zhao Jianming, Xie Nannan, Nurbol(299)

Salient edge guided image abstraction optimization Wang Xun, Li Hong, Liu Chunxiao, Yan Caiping(305)

Motion data compression using sparse representation Qi Tian, Xiao Jun, Zhuang Yueting(311)

Semantic-based user interests computation Chen Leiying, Chen Jiazhou, Pan Bin, Peng Qunsheng(318)

Books image retrieval based on grid space frame Li Zongmin, Tang Zhihui(325)

Three dimensional segmentation to detect retinal boundary surfaces from OCT volume data
..... Fan Lujie, Sun Yankui, Zhang Tian, Tian Xiaolin(330)

Hybrid soft shadow rendering method Liu Liu, Zhou Wei, Li Hua(336)

Field-based crowd simulation Zhao Xinxin, Zhang Yong, Kong Dehui, Yin Baocai(344)

Automatic and accurate image completion from a large displacement view Liu Chunxiao, Jin Jianqiu, Peng Qunsheng(351)

中图法分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2013)03-0290-09

论文引用格式: 尚岩峰, 汪辉, 汪宁, 陈杰, 姚丽萍, 孙琨. 管状特性和主动轮廓的 3 维血管自动提取[J]. 中国图象图形学报, 2013, 18(3): 290-298.

管状特性和主动轮廓的 3 维血管自动提取

尚岩峰¹, 汪辉¹, 汪宁¹, 陈杰¹, 姚丽萍², 孙琨²

1. 中国科学院上海高等研究院, 上海 201203; 2. 上海交通大学医学院附属新华医院, 上海 200092

摘要: 针对血管树结构的复杂性, 提出了基于管状特性和主动轮廓的 3 维血管的自动提取模型。该模型充分利用管状特性, 包括血管的先验灰度分布、多尺度血管矢量场和血管几何曲率特征, 把这些信息表示为主动轮廓模型的能量项并最小化, 得到包括 3 个主要速度项的迭代方程: 基于区域竞争和先验灰度的主动轮廓、血管矢量场和多曲率策略。基于区域竞争和先验灰度的主动轮廓可以准确健壮地提取大的血管; 由 Hessian 矩阵主元分析得到的血管矢量场, 可以驱使主动轮廓演化到细小血管内部; 最小主曲率和平均曲率的多曲率策略, 可以降噪平滑血管的同时, 充分保持血管的几何形状。通过对肝脏、冠状动脉和肺部血管的分割, 表明该模型可以自动地对整个血管树进行提取, 不需要太多的预处理和后处理, 是一种有效的血管自动提取模型。

关键词: 血管; 分割; Hessian 矩阵; 主动轮廓; 肝脏; 冠状动脉

Three dimensional vessel extraction model based on tubular characters and active contour model

Shang Yanfeng¹, Wang Hui¹, Wang Ning¹, Chen Jie¹, Yao Liping², Sun Kun²

1. Shanghai Advanced Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 201203, China

2. Xinhua Hospital affiliated to Shanghai Jiaotong University School of Medicine, Shanghai 200092, China

Abstract: In this paper, we propose a new model for three dimensional vessel extraction. The model makes full use of tubular properties, which includes prior intensity of vessels, second tensor of tubular structures, and geometric curvatures. All this information makes the energy terms of the active contour model and thus leads to three forces of the iterative equation: the region competition force using prior intensity, the tubular vector field force and the dual curvature force. The first force help extracting big vessels accurately and robustly, the second force makes it possible to extract thin and weak vessels, and the last one is able to remove noise without changing the tubular geometry. As shown in the experiments extracting liver vessels, coronary, and lung vessels, the proposed model is able to extract the whole vessel trees automatically, accurately, and robustly.

Key words: vessel; segmentation; Hessian matrix; active contour model; liver; Coronary

0 引言

随着 CT、MR 和血管造影技术的发展, 3 维图像

中血管的自动分割, 在血管类疾病的诊断、量化分析和手术规划中, 起到越来越关键的作用。这方面的临床应用很多, 例如血管狭窄检测、栓塞治疗规划、放射治疗规划和一些手术规划等。但是, 由于血管

收稿日期: 2011-11-04; 修回日期: 2012-03-09

基金项目: 国家重大科技专项(2011ZX02505-002); 上海市科委项目(10DZ1500600)

第一作者简介: 尚岩峰(1976—), 男, 2011 年于比利时布鲁塞尔自由大学获应用科学博士学位, 主要研究方向为医学图像分析、视频图像处理识别等。E-mail: aysyf@126.com

树状结构的复杂性、血管尺寸和灰度的不统一性、医学图像内在的噪声等原因,血管的自动分割目前依然是个难题。

在过去的数十年,很多的关于血管增强和分割的模型被提了出来。Hessian 矩阵的本征值分析是管状结构增强的最常用工具^[1-3]。一般地,在 Hessian 矩阵 3 个特征值基础上,定义一个管状结构度量函数,此函数可以用于血管的增强和分割的预处理。由于血管树包含了各个直径的管状结构,通常在管状度量函数中采用多尺度理论。关于血管分割的模型也很多,比如基于灰度 Ridge 的模型^[4]、基于骨架化的模型^[5]、基于主动轮廓的模型^[6-9]。综述^[10-11]对分割算法做了很好的回顾。

主动轮廓模型在医学图像分割中得到很好的应用^[12-16],较新的研究表明主动轮廓也可以应用于血管的提取^[6-9, 17-19]。主动轮廓模型通常定义封闭曲线或曲面的一个能量函数,通过该函数的最小化,得到理想目标轮廓。能量函数的内部能量使主动轮廓演化过程中保持连续和平滑,外部能量使主动轮廓收敛于目标边缘。外部能量可以来自边缘图像(基于边缘的主动轮廓^[13, 20]),可以来自于图像灰度(基于区域/灰度的主动轮廓^[12, 16])。测地主动轮廓(GAC)^[13]和 C-V 模型^[12]是比较经典的应用。

CURVES^[6]是一个比较特殊的主动轮廓模型,其内部能量平滑项不是采用传统的平均曲率,而是在 3 维空间中使用 1 维曲线的曲率来控制主动轮廓的演化,从而在管状物提取上取得较好的效果。但是,它采用边缘图像作为中止演化的约束力,在边缘比较弱的血管处,容易产生泄漏分割错误。此外,和传统主动轮廓一样,该模型很难提取很细的和对比度较弱的血管。

Benmansour 等人^[17]采用带直径的可变形中线作为血管模型,通过非闭合曲线的演化,对其定义的多分辨率各向异性能量项进行最小化,在迭代过程中对血管的中线进行提取。该模型在噪声干扰比较大的情况下,也可以得到较好的结果。缺点是需要给出每段血管的起点和终点作为初始点,这对于复杂的血管树,交互操作的工作量是很大的。另外,基于带直径中线的血管模型一般假设血管截面是圆形,这在形状复杂血管中容易产生拟合误差。

Yan 等人^[7]提出了一种基于毛细管原理的主动

轮廓模型。该模型在传统 GAC 主动轮廓基础上,增加湿壁能量项和体积能量项,提高模型对狭小血管提取的准确性,通过 MRA 血管的分割提取证明模型的有效性。但该模型对于复杂的血管树状结构,没有考虑血管的多尺度问题,也没有利用到血管狭长的管状特性。

提出一种新的自动 3 维血管分割模型,充分利用各种与血管有关的特征,在水平集框架下,对树状的血管进行自动分割,称为血管主动轮廓模型(VAC)。

1 血管主动轮廓模型

树状结构的血管可以认为由两部分组成:一是宽大的主干血管,二是毛细血管,如图 1 所示。主动轮廓模型提取血管的挑战主要在于:1)主干血管分割的精度;2)弱对比度和细小血管的提取;3)平滑降噪要保证血管的形状。

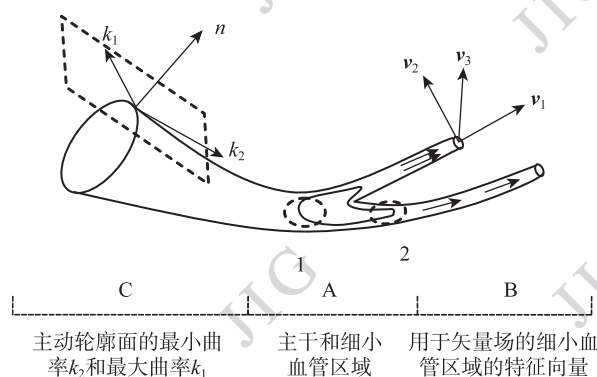


图1 血管主动轮廓模型示意图

Fig. 1 Concepts of the vascular active contour

问题1)主要指分割的准确性。采用了一种基于区域的主动轮廓模型,结合血管的先验灰度分布,得到了基于区域竞争和先验灰度的主动轮廓。问题2)意味着模型有能力提取细小的血管。在模型中引入了一个矢量场作为外部力量,它驱使主动轮廓演化到细小血管。这个矢量场从血管灰度分布的特征向量中得到。对于问题3),采用多曲率方式来解决。

1.1 基于区域竞争和先验灰度的主动轮廓

对于 n 维图像,目标提取问题就是对每个像素归类为目标或者背景。一般地,基于区域的主动轮廓模型的能量函数,定义为对图像内所有像素属于

目标或背景的概率的区域积分,即

$$E[\mathbf{I}, \{\alpha_o, \alpha_b\}] = -\mu_l \left\{ \int_{\Omega_o} P(I(\mathbf{x}) | \alpha_o) d\mathbf{x} + \int_{\Omega_b} P(I(\mathbf{x}) | \alpha_b) d\mathbf{x} \right\} + \mu_c \int_{\Gamma} ds \quad (1)$$

式中, Ω_o 和 Ω_b 分别是目标和背景区域, $\Omega_o \cup \Omega_b = \Omega$, α_o 和 α_b 分别是目标和背景的统计分布参数, Γ 是目标的封闭曲面。 $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ 。 μ_l 和 μ_c 是区域能量和连续能量的常数。

设为目标轮廓面 Γ 相应的符号距离函数 $\phi: R^3 \rightarrow R$, 则其零水平就是目标轮廓。在水平集框架下对能量函数最小化, 得到迭代方程

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta(\phi) \left\{ \mu_l [P(I | \alpha_o) - P(I | \alpha_b)] + \mu_c \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \right\} \quad (2)$$

像素属于目标和背景的后验概率差形成主动轮廓的传播速度, 称为灰度力 (或区域项)。当 $P(I | \alpha_o) - P(I | \alpha_b) > 0$ 时, 主动轮廓继续扩展; 当 $P(I | \alpha_o) - P(I | \alpha_b) < 0$ 时, 主动轮廓向内收缩。目标和背景以这种方式进行竞争, 称为区域竞争。很多情况下, 图像背景分布极为复杂, 很难找到其具体分布模型和参数。解决方法是定义一个映射函数, 当 $P(I | \alpha_o) > P(I | \alpha_b)$ 时, 映射函数为正, 反之为负。假设目标灰度为高斯分布, 分布参数为 $\alpha_o \sim (\mu, \sigma)$ 。 μ 为平均灰度, σ 为标准差。这一先验的灰度分布可以通过在主干血管区域上采样或者其他统计分类方法得到。一般地, $\int_{\mu-3\sigma}^{\mu+3\sigma} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(I-\mu)^2}{2\sigma^2}} d\mathbf{x} = 99.73\%$, 也就是说, 灰度在 $I \in [\mu - 3\sigma, \mu + 3\sigma]$ 范围内包括了 99.73% 的目标。如果灰度值在此范围之外, 认为是背景像素。为了控制主动轮廓的移动, 定义了一个目标灰度的统计分布和主动轮廓的演化速度之间的映射, 即

$$v_l(I) = \begin{cases} -e^{-\frac{(I-\mu+6\sigma)^2}{2\sigma^2}} + \varepsilon & x \in [\mu - 6\sigma, \mu - 3\sigma] \\ e^{-\frac{(I-\mu)^2}{2\sigma^2}} - \varepsilon & x \in [\mu - 3\sigma, \mu + 3\sigma] \\ -e^{-\frac{(I-\mu-6\sigma)^2}{2\sigma^2}} + \varepsilon & x \in [\mu + 3\sigma, \mu + 6\sigma] \\ -1 + \varepsilon & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

式中, 常数 $\varepsilon = e^{-\frac{9}{2}}$ 使曲线连续。如图 2 所示。该映射函数使得主动轮廓在目标内部或者外部以较高的速度演化, 而在目标边缘以较低的速度运动。该函数的优点在于它没有涉及复杂的背景分布。

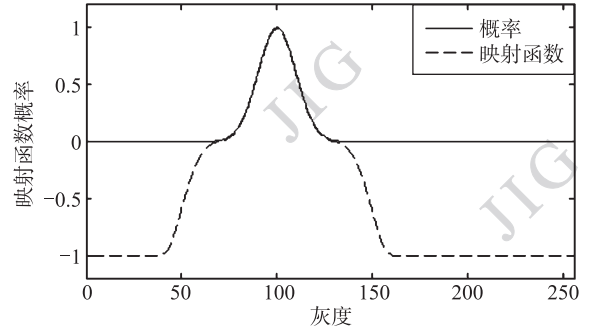


图 2 主动轮廓演化速度和目标灰度统计分布之间的映射

Fig. 2 The evolving speed mapped from intensity probabilistic distribution of the object.

参数 $\delta(\phi)$ 限定演化方程仅仅在目标边缘的临近区域内起作用, 在数值实现中, 导致一个活动的窄带。这样, 导致演化方程只能工作在一个较小的时间步长下, 否则, 主动轮廓容易跑出窄带从而产生不可预料的错误, 尤其是在快速迭代分割过程中。用 $|\nabla \phi|$ 去替代 $\delta(\phi)$, 产生最常见的水平集演化方程, 这样使零水平可以在一个较宽的区域内快速演化, 从而提高演化速度。

由于图像灰度 $I(x)$ 在相邻像素之间可能变化很大, 主动轮廓的映射速度可能由于目标边缘处位置的稍微变化产生速度有较大的变化, 从而使得主动轮廓在目标边缘处以较高的速度往复运动, 产生分割误差。为了使主动轮廓在目标边缘处收敛, 在方程式 (2) 中添加一速度控制项 $\frac{1}{1 + \alpha |\nabla I \cdot \nabla \phi|}$ 。当图像梯度 ∇I 和主动轮廓法向矢量 $\nabla \phi$ 的绝对值均比较高并且方向比较一致的时候, 速度控制项会比较低, 从而大大降低主动轮廓的演化速度, 也因此使其在强边缘处收敛。一个窄的高斯平滑滤波可以使速度控制项在图像边缘处更加稳定。这样, 得到一个新的迭代方程

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \frac{|\nabla(\phi)|}{1 + \alpha |\nabla G(I) \cdot \nabla \phi|} \times \left\{ \mu_l v_l(I) + \mu_c \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \right\} \quad (4)$$

1.2 血管矢量场驱动的主动轮廓

第 1.1 节基于区域竞争和先验灰度的主动轮廓可以提取大的血管, 但对于对比度弱的细小血管, 由于灰度偏离高斯分布 (μ, σ) , 上模型容易分割失败。解决方法是添加附加力, 驱使主动轮廓演化到细小血管内部区域。设计血管矢量场, 它对主动轮廓形成附加力, 驱动主动轮廓在血管内部以较高的速度

沿着血管方向运动。矢量场的方向平行于血管方向 V , 大小是管状结构度量 R 的函数。

管状结构的方向和度量通过对3维灰度图像 Hessian 矩阵 H_I 进行特征分析得到

$$H_I = \begin{bmatrix} I_{xx} & I_{xy} & I_{xz} \\ I_{xy} & I_{yy} & I_{yz} \\ I_{xz} & I_{yz} & I_{zz} \end{bmatrix} \quad (5)$$

设 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 是 H_I 的特征值, 有 $|\lambda_1| \leq |\lambda_2| \leq |\lambda_3|$, v_1, v_2, v_3 是对应的特征向量。3个特征向量互相垂直形成局部笛卡尔坐标。对于管状结构, v_1 代表灰度变化量最小的方向, 也就是血管方向; v_2 和 v_3 形成垂直于血管的纵切面。如图1所示。血管矢量场就是在血管区域的特征向量 v_1 的集合

$$V_s(\lambda) = \begin{cases} v_1 & R_s > \tau \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

式中, R_s 为管状结构度量, 用于滤掉非血管区域的向量; τ 为血管度量的一个阈值。在血管灰度高于背景灰度情况下, 由于 v_2 和 v_3 为灰度变化较大的方向, 有 $\lambda_1 \approx 0$ 和 $\lambda_1 \gg \lambda_2 \approx \lambda_3$ 。根据特征值的这一特性, 研究者们提出了多个血管滤波器^[1, 3, 21]。这里, 采用了 Rashindra 的管状结构度量^[3]:

$$R_s(\lambda_i) = \begin{cases} 0 & \lambda_2 > 0 \text{ 或 } \lambda_3 > 0 \\ \left(1 - e^{-\frac{A^2}{2\alpha^2}}\right) e^{-\frac{B^2}{2\beta^2}} \left(1 - e^{-\frac{S^2}{2\gamma^2}}\right) e^{-\frac{2c^2}{|\lambda_2| |\lambda_3|}} & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

式中, $A = \frac{|\lambda_2|}{|\lambda_3|}$, $B = \frac{|\lambda_1|}{\sqrt{|\lambda_2 \lambda_3|}}$, $S = \sqrt{\lambda_1^2 + \lambda_2^2 + \lambda_3^2}$ 。

A 区分管状和盘状结构, B 表征球状特性, S 表示血管相对于背景的强度。常数 α, β 和 γ 用来平衡 A, B 和 S 对整体度量的影响。 c 是一个非常小的常数, 用于消除度量函数在原点的不连续性。

管状结构是一个与尺度紧密联系的概念。不同直径的管状结构, 只在特定的尺度下表现出管的特性。因此, 若要驱动主动轮廓提取不同直径的血管, 需要在多尺度框架下计算血管矢量场。多尺度矢量场是对各个尺度下的 Hessian 矩阵做主元分析, 综合考虑选择其中的一个向量作为最终向量。相应地, 管状结构度量也应该是多尺度的。最终的管状结构度量一般取为所有尺度下最大的度量(加权的)。在得到最大的管状度量后, 其相应尺度下的向量即为最终的多尺度矢量场。在文献[1]中, 首

先用不同的高斯卷积核 σ_s 对原始图像进行平滑, 得到相应 σ_s 尺度下的 Hessian 矩阵, 对每个 Hessian 矩阵求管状结构度量, 最高的值作为最终的管状结构度量。更精确地, 给每一尺度一个与 σ_s^2 有关的权重 α_s ^[3]。最终的矢量场, 取为最高管状结构度量对应的矢量

$$V(\lambda) = \{V_s(\lambda_1) | R_s = R\} \quad (8)$$

$$R = \max_{\sigma_{\min} \leq \sigma \leq \sigma_{\max}} \{\alpha_\sigma R_\sigma\} \quad (9)$$

式中, α_σ 为尺度权重, 是为了方便于不同尺度间的大小比较。一般情况下取 $\alpha_\sigma = 1$ 。

对于每个像素, 有两个方向相反的血管方向, v_1 和 $-v_1$ 。因为矢量场是为了驱使主动轮廓演化到血管内部, 矢量场应该和主动轮廓的法向量方向一致, 于是有 $V(x) \cdot \nabla \phi(x) \geq 0$ 。因此, 矢量场为

$$A(\lambda_1) = \begin{cases} V & V(x) \cdot \nabla \phi(x) \geq 0 \\ -V & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

这样的矢量场, 使主动轮廓在血管内部保持膨胀演化。实际上, 矢量场力就是 $|V \cdot \nabla \phi|$ 。

对矩阵 H_I 主元分析得到的向量场 V 是归一化的, 即向量的模为1。实际上, 在向量场驱动主动轮廓演化时, 希望在血管内部, 主动轮廓以较高的速度演化, 而在血管边缘, 把速度降低, 在血管区域外面, 矢量场力为零。采用一个附加的函数 $f_\varepsilon(R)$ 来调整矢量场的模。在血管内部, 管状结构度量偏高, 该函数也偏高; 血管边缘, 血管特性变弱, 该函数也降低; 偏离血管区域, 函数迅速降低为零。取

$$f_\varepsilon(R) = \frac{1}{2} \left(1 + \frac{2}{\pi} \arctan\left(\frac{R}{\varepsilon}\right)\right) \quad (11)$$

式中, ε 是管状结构度量的一个阈值。当 R 大于阈值 ε 时, $f_\varepsilon(R)$ 快速达到最大值; 相反地, 当 R 小于阈值 ε 时, $f_\varepsilon(R)$ 快速达到最小值零。

于是, 矢量场驱动的主动轮廓演化方程为

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = f_\varepsilon(R) |V \cdot \nabla \phi| \quad (12)$$

当主动轮廓在一个3维图像中演化时, 在血管内部, 主动轮廓以较高的速度沿着血管方向演化; 在血管边缘处, 以较低的速度演化; 在血管区域外, 由于第1.1节的灰度力作用, 主动轮廓开始收缩。

1.3 曲率平滑项

在基于区域竞争和先验灰度的主动轮廓中, 能量方程式(1)第2项对轮廓面的积分对应迭代方程式(2)中的平滑项 $\text{div}\left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|}\right)$, 本质上是轮廓面的

平均曲率 $H = -\frac{1}{2} \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right)$: 假设符号距离函数在零水平内部有 $\phi(x) < 0$, 当 $H < 0$ 时(曲面为凹), 主动轮廓增长; 当 $H > 0$ 时(曲面为凸), 主动轮廓收缩。内部能量就是用这种方式使轮廓面连续和平滑。

虽然平均曲率可以很好地对大血管进行平滑, 但对细小血管的平滑却很不理想。3 维曲面上任一点有两个主曲率, 最小主曲率 k_2 和最大主曲率 k_1 。最小主曲率是沿着血管方向的曲率, 最大主曲率是曲面切平面内垂直于血管方向的曲率。平均曲率是二者的均值 $H = (k_1 + k_2)/2$ 。对于细小血管的轮廓面, 有最大主曲率 $k_1 \gg 0$ 和 $|k_1| \gg |k_2|$, 这样, 使得平均曲率 $H > 0$, 并且, H 值很大程度取决于 k_1 , 导致主动轮廓不停的收缩, 从而无法对曲面进行平滑。

关于曲面的曲率有很多定义, 每种在特定情况下都可以对曲面进行一定的平滑。实际上, 这些曲率都可以从曲面法向量的导数和散度得到。Lorigo 等人^[6] 采用矩阵 $P_{\nabla \phi} \nabla^2 \phi P_{\nabla \phi}$ 的非零偏小的特征值作为平滑参数。实际上, $\frac{1}{|\nabla \phi|} P_{\nabla \phi} \nabla^2 \phi P_{\nabla \phi}$ 的非零的偏小特征值就是曲面的最小主曲率 k_2 。对于细小血管轮廓面, 最大主曲率值取决于管状结构的直径, 直径越小, 曲率越大; 而最小主曲率是由血管的几何形状决定的。因此, 最小主曲率是细小血管平滑的最好选择。图 3 是血管结构在平均曲率和最小主曲率约束下平滑的结果。对于平均曲率平滑结果, 注意到 30 次迭代后, 血管出现多处断裂。相反地, 最小主曲率平滑血管表面的同时, 可以保持血管的树状几何结构。因此, 在细小血管轮廓面平滑降噪中, 最小主曲率要优于通常的平均曲率。

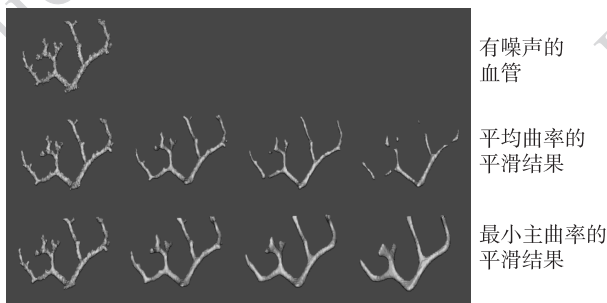


图 3 有噪声的血管分支在平均曲率和最小主曲率下的平滑

Fig. 3 Noised vessel branch smoothed under minimal principal and mean curvatures

平均曲率和最小主曲率在大、小血管各有优势。对于整个血管树, 就需要设计一个函数在两种曲率间取得平衡。设计函数 f_c 作为曲率平滑项。如果像素以较高的概率属于血管, 取最小主曲率; 否则, 取平均曲率。第 1.2 节介绍的管状结构度量用于判别血管区域:

$$f_c = \begin{cases} k_2 & R(x) > \varepsilon_R \\ H & \text{其他} \end{cases} \quad (13)$$

式中, ε_R 是管状结构度量的一个阈值。

1.4 最终迭代方程和分割系统

把区域力、矢量场力和曲率平滑项综合到一个迭代方程中, 得到血管主动轮廓模型的最终迭代方程

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \frac{|\nabla(\phi)|}{1 + \alpha |\nabla G(I) \cdot \nabla \phi|} (\mu_l v_l(I) + \mu_c f_c) + \mu_u f_u(R) |V \cdot \nabla \phi| \quad (14)$$

式中, μ_l 、 μ_v 和 μ_c 是常参数, 用于调整 3 项的比重。由于在细小血管有噪声和断裂, 为了让主动轮廓能够跨过细小的断裂, 没有给矢量场力添加速度控制项 $\frac{1}{1 + \alpha |\nabla I \cdot \nabla \phi|}$ 。

血管主动轮廓的基本思路是: 用区域力去分割大的血管, 因为灰度分布特征明显; 用矢量场去驱使主动轮廓演化到细小血管内部, 因为区域力在低对比度的细小血管处很弱; 曲率约束用于降噪, 平滑轮廓面并同时保持血管的几何形状。图 4 所示为 3 个约束项对分割结果的影响: 图 4(a) 是单一区域力分割的结果。图 4(b) 是单一矢量场力分割的结果。可以看到矢量场力可以提取出更多的细小血管, 但对大血管分割的结果有些偏小。当血管矢量场提取大血管时, 它依赖于管结构度量的尺度。较小的尺度下, 大血管的管状结构度量比较低, 从而无法提取大血管; 相反地, 大尺度下, 意味着对原图像进行较强的高斯平滑来计算血管矢量场, 从而使分割在边缘处不够精确。图 4(c) 是区域力和矢量场力联合作用的结果, 在大血管处更准确。图 4(d) 是 3 个约束项都起作用, 可以看出大血管准确, 有较多的细小血管分支, 表面噪声也少。

开发了一个基于血管主动轮廓模型的血管提取系统。系统包括 4 个输入部分: 原始 3 维图像、初始零水平、血管的先验灰度分布、管状结果度量和血管矢量场。初始零水平一般取为血管区域的几个鼠标点击点, 然后, 在 VAC 模型驱动下, 演化到整个血管

树。先验灰度分布 (μ, σ) 一般从原始图像中主干血管圈出的小块区域统计得到。管状结构度量度和血管速度场是对原始图像主元分析的结果。

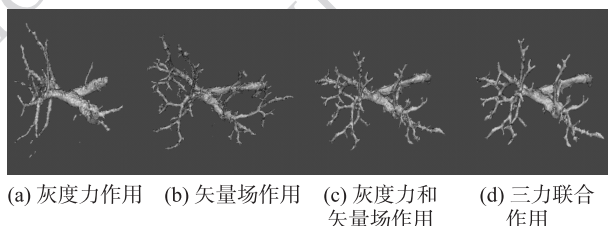


图4 在3种不同约束力下血管的分割结果

Fig. 4 Vessel tree segmented under different terms

图5是计算管状结构度量度和血管矢量场的流程图。高斯平滑滤波是多尺度分析的前提, σ 是高斯平滑核。随后,由平滑后的3维图像计算 Hessian 矩阵 H_I 。对 H_I 做主元分析,得到像素点处的特征值和特征向量。如式(7)中,管状结构度量 R_s 是3个特征值的函数, s 标明尺度核 σ 。血管向量对应特征向量 v_1 。在多尺度框架下,如果 σ 尺度下 R_s 大于 R , R 是 σ 尺度之前所有尺度下管结构度量的最大值,就把输出的管结构度量度和血管矢量更新为当前 σ 尺度下的值。然后,高斯平滑核 σ 替换为一个更高的值。此过程迭代进行,直到尺度核 σ 大于设定的最大值 $\sigma_{\max}$ 。最终得到最大管结构度量度和相应的血管矢量。

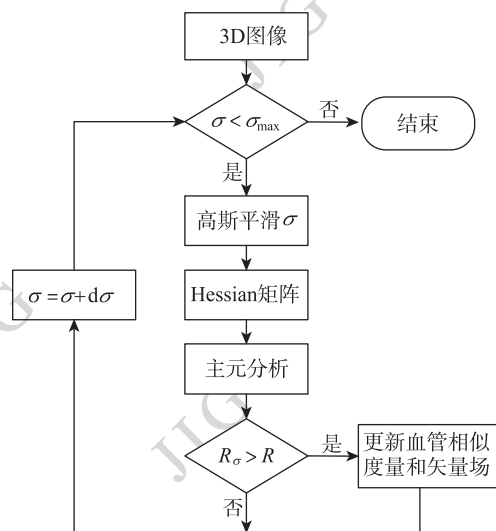


图5 多尺度管结构度量度和血管矢量的计算流程图

Fig. 5 Vascular measurement & vector field from eigen analysis of Hessian matrix in a multi-scale framework

Hessian 矩阵 H_I 的主元分析是 VAC 模型中计算量相当大的一部分,它的效率大大影响了整个系

统的计算时间。一般地,用 QL 分解来计算 3×3 对称 Hessian 矩阵的特征值和特征向量。在单纯计算特征向量过程中, 3×3 对称矩阵的3次方程法效率要高很多。由于在非血管区域没有特征向量,并且,非血管区域构成了整幅图像的绝大部分,只在血管区域使用 QL 分解来计算特征向量。3 次方程法被用作预处理来计算管结构度量 R_s 。在 R_s 比较高的情况下,该区域被判定为血管,再用 QL 分解计算特征向量。这样可以至少节省一半的计算时间。

2 实验结果和分析

把 VAC 模型应用于肝脏血管、冠状动脉和肺血管的分割。在肝脏血管提取中,对 GAC, CURVES, C-V 和 VAC 模型进行了比较,也对冠状动脉和肺血管的部分分割结果进行了可视化。

2.1 肝脏血管的分割

肝癌是东南亚最常见的癌症。精确的提取肝脏血管树是进行放射性治疗和手术规划的必要的前提。由于肝脏血管结构的复杂,自动提取整个树状血管依然是个困难的课题。VAC 模型可以很好地解决这一难题。

为了测试 VAC 模型,建立了一个肝脏 CT 血管造影的数据库。该数据库包括 12 个病例,所有病例由 Philips Brilliance 64 排 CT 使用 Iomeron 增强造影扫描所得。一个典型的肝脏体数据分辨率为 $512 \times 512 \times 120$,空间分辨率为 $0.58 \text{ mm} \times 0.58 \text{ mm}$,2 mm 的层厚,1 mm 的层重叠。所有病例均得到病人许可。

对数据库中部分病例分别用 GAC, CURVES, C-V 和 VAC 模型对肝脏血管树进行提取,并对其结果进行比较。图6为4种模型血管分割的效果图。图4中的两个病例分别为100层和120层CT体数据。第1行是从两个肝脏体数据取出的一层样本,第2行和第3行为这两个病例血管的分割结果。对于 GAC 和 CURVES 模型,演化停止函数 $g(\cdot)$ 取为 $g(|\nabla I|) = 1/(1 + |(\nabla * G)(I)|)$ 。 G 是高斯平滑滤波,取核为 $\sigma = 0.5$ 。方程中的平滑项、膨胀力和边缘力分别取0.5、5和10。迭代次数取为500。对于 C-V 模型,曲率平滑项和灰度项分别取为1和10。迭代次数取为300。对于 VAC 模型, μ_l 、 μ_r 和 μ_c 分别取为0.3、3和10。多尺度矢量场在5个尺度下计算,最小最大尺度分别是1.2和2.5。迭代

次数取 300。对于所有的 4 个模型,都取主干血管上的 1 个点作为演化的初始零水平。

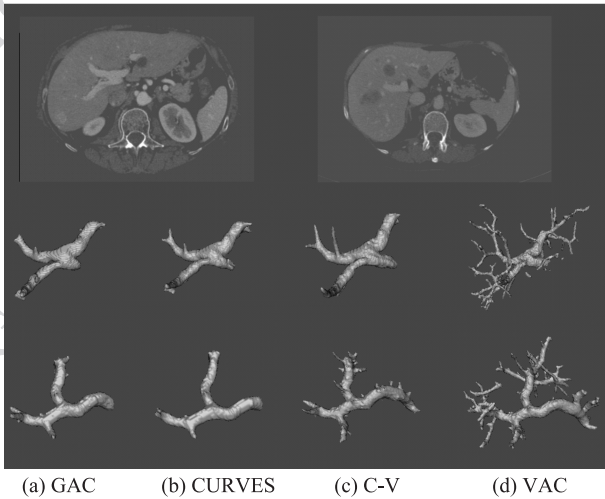


图 6 GAC、CURVES、C-V 和 VAC 模型提取的肝脏血管

Fig. 6 Liver vessels extracted by GAC, CURVES, C-V and VAC models

如实验结果所示,VAC 模型比其他 3 个模型提取出更多的血管分支。GAC 和 CURVES 在血管提取方面不如 C-V 和 VAC 模型,是因为 GAC 和 CURVES 是基于边缘的主动轮廓模型。这类模型采用函数 $g(|\nabla I|)$ 为主动轮廓的演化中止力。当主动轮廓演化到目标边缘处时,函数 $g(|\nabla I|)$ 把演化速度降低到很小最终为零。如果主动轮廓速度下降不够低以致于越过目标边缘,就产生泄漏,这对于分割是致命的。为了阻止泄漏,一般采用滤波器扩大和增强边缘图像,这样的缺点是很难把主动轮廓演化到一个很狭小的血管区域。对于基于区域的主动轮廓模型,如 C-V 和 VAC 模型,如果主动轮廓跑出了目标,区域速度变为负的,从而驱使主动轮廓反方向演化,重新返回目标区域。VAC 能够比 C-V 模型提取更多的血管在于血管向量场能够驱使主动轮廓演化到细小血管内部。实验中用速度收敛项 $1/(1 + \alpha|\nabla G(I) \cdot \nabla \phi|)$ 使得 C-V 模型的结果更平滑。VAC 模型的缺点在于额外的 Hessian 矩阵主元分析使模型运算速度慢于其他模型。对于 $512 \times 512 \times 100$ 体数据,在一台奔腾 4 的 3.4 GHz 电脑上 VAC 要计算大约 4 min,这在医学图像处理中,也是可以接受的。

在一些病例中,还把 4 种模型对分支血管提取效果和专家手工提取作了比较,如图 7 所示。对于

1~4 级粗大血管分支的提取,4 种模型均得到很好的结果。但对于 5~7 级分支血管,GAC 和 CURVES 只能提取出不到 30% 的分支,C-V 提取出接近 60% 的分支,VAC 得到和手工提取非常接近的结果。对于大于 7 级的细小血管,GAC、CURVES 和 C-V 均失效,但 VAC 依然得到很好的结果。

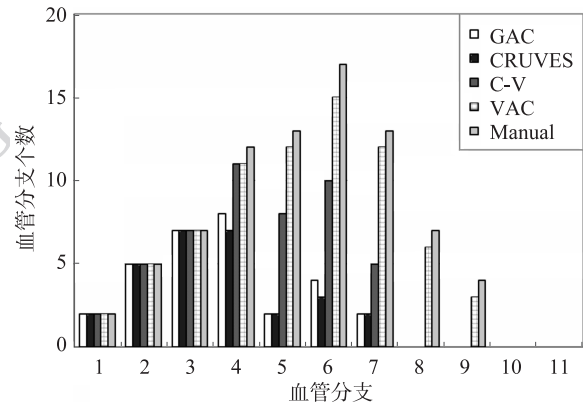


图 7 4 种模型和手工在血管分支提取的比较

Fig. 7 Comparison between the four models and manual outline on vessel branches extraction

在临床应用中,使用两个参数动态化策略:1) 式(14)中 3 个速度项权重为动态。3 个常数 μ_1 、 μ_c 和 μ_e 在区域力、向量场力和曲率平滑项的平衡起重要作用。实际应用中,在演化初期设 μ_c 为一个很小的值,方便主动轮廓的快速演化;在演化末期,增加 μ_c 的权重,使分割结果平滑收敛。2) 动态调整每次迭代的最大演化速度。较高的最大演化速度可以使得主动轮廓对噪声不敏感,并且容易跨过血管的中断点,提取出更多的细小血管。缺点是在血管边缘振荡比较严重。解决方法是在演化初期,取比较高的最大演化速度,而在演化末期,逐步降低最高演化速度,从而减少边缘处的振荡。

图 8 是一些肝脏血管分割的可视化结果。所有的血管树是 VAC 模型自动分割的结果。由于 VAC 模型可以驱动主动轮廓演化到细小血管内部,它对初始轮廓很不敏感,因此,它可以从几个鼠标点击演化到整个血管树。例如,图 8 中的第 1 幅图像是一个零水平点演化的结果。在绝大多数分割中,设迭代次数为 300,最大演化速度为 1.5 个像素,曲率平滑项为 0.3,灰度力参数为 3,血管矢量场参数为 10。在一台奔腾 4 的 3.4 GHz 电脑上,整个分割过程大约为 7 min,其中,包括矢量场计算和主动轮廓演化。对于第 2 行第 1 幅图像,深色的为肝动脉和门

静脉,浅色的为肝静脉。用以下方法将它们分别提取出来:首先,最大演化速度取2像素,300次迭代提取出整个血管树;然后,在肝动脉或门静脉上取一点作为第2次演化的初始轮廓,最大演化速度设为0.5个像素,迭代200次,就提取出了深色的肝动脉和门静脉。

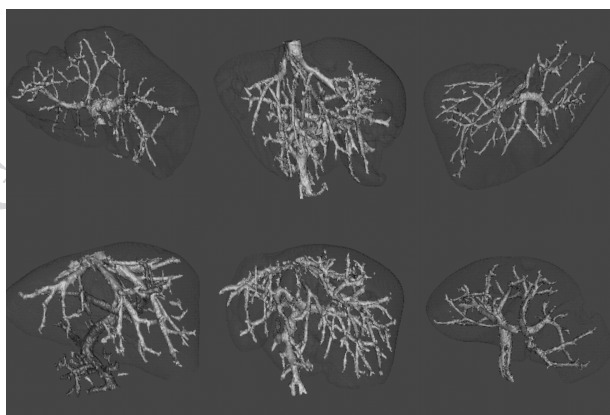


图8 VAC模型分割的肝脏血管

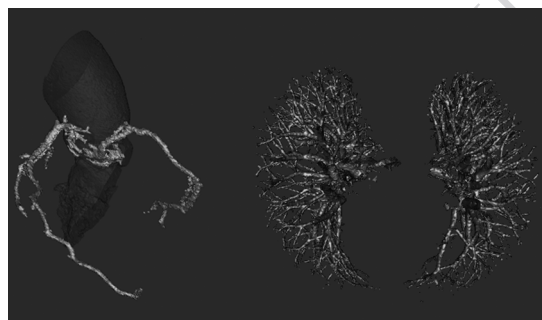
Fig. 8 Liver vessel trees extracted by VAC

2.2 冠状动脉和肺血管的分割

把VAC模型应用于冠状动脉的提取。冠状动脉被认为是心脏病中的第一杀手。精确地提取冠状动脉是辅助诊断和手术规划的重要前提。但自动提取的主要困难在于它被各种复杂器官所环绕。VAC模型可以解决这种复杂情况。在试验中,取CT心脏造影的体数据作为原始输入图像。图像是由Philips Brilliance 64排CT扫描所得。体数据分辨率为 $512 \times 512 \times 332$,空间分辨率为 $0.39 \text{ mm} \times 0.39 \text{ mm}$, 0.9 mm 层厚和 0.45 mm 层间距。为方便计算,裁出冠状动脉所在的区域,大约为120层。图9(a)为冠状动脉的分割结果。初始主动轮廓取为血管上的10个点。 μ_l 、 μ_v 和 μ_c 分别取为0.2、0.5和10。将血管矢量场在5个尺度下计算,最小和最大尺度分别为1.2和2.5。迭代次数为300。在3.4 GHz奔腾4电脑上的计算时间约为8 min。

同时,用VAC模型对肺部的血管进行提取。数据是由Philips Gemini TF 64 CT设备扫描所得。体数据的分辨率为 $512 \times 512 \times 500$,空间分辨率为 $0.68 \text{ mm} \times 0.68 \text{ mm}$, 0.67 mm 层厚, 0.33 mm 层间距。为了计算方便和各个方向的分辨率一致,我们对图像进行了重采样,得到250层的体数据。图9(b)是肺血管分割结果的50层图像的可视化结果。VAC提取中,取初始主动轮廓为血管重要分支

上的20个点, μ_l 、 μ_v 和 μ_c 分别取0.2、3和10。血管矢量场是在4个尺度下进行计算,最小和最大尺幅分别取0.8和2.1。迭代次数取300。在4 GHz奔腾4电脑上的计算时间大约是20 min。



(a) 冠状动脉分割结果

(b) 肺血管分割结果

图9 冠状动脉和肺血管VAC模型的分割结果

Fig. 9 Coronary artery and lung vessel extraction by VAC model

3 结 论

新的血管主动轮廓模型充分利用了和血管有关的信息:先验灰度分布、区域信息、多尺度血管矢量场和血管曲率。基于区域竞争和先验灰度的主动轮廓可以准确提取大的血管。由Hessian矩阵主元分析得到的血管矢量场,可以驱使主动轮廓演化到细小血管内部。最小主曲率和平均曲率的多曲率策略,可以降噪平滑血管的同时,充分保持血管的几何形状。通过与GAC、CURVES和C-V模型比较,表明VAC模型的有效性。成功地把VAC应用于肝脏血管、冠状动脉和肺部血管的分割。VAC模型可以自动的对整个血管树进行提取,不需要太多的预处理和后处理。实验结果表明VAC模型是一种有效的血管自动提取方法。

参考文献(References)

- [1] Frangi A F, Niessen W J, Vincken K L, et al. Multiscale vessel enhancement filtering[C]// Proceedings of Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Berlin: Springer Verlag, 1998:130-137.
- [2] Sato Y, Nakajima S, Shiraga N, et al. Three-dimensional multi-scale line filter for segmentation and visualization of curvilinear structures in medical images[J]. Medical Image Analysis, 1998, 2(2): 143-168.
- [3] Mannesing R, Viergever M A, Niessen W J. Vessel enhancing diffusion—a scale space representation of vessel structures

- [J]. Medical Image Analysis, 2006, 10(6): 815-825.
- [4] Aylward S R, Bullitt E. Initialization, noise, singularities, and scale in height ridge traversal for tubular object centerline extraction[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2002, 21(2): 61-75.
- [5] Yim P J, Choyke P L, Summers R M. Gray-scale skeletonization of small vessels in magnetic resonance angiography[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2000, 19(6): 568-576.
- [6] Lorigo L M, Faugeras O D, Grimson W E L, et al. CURVES: curve evolution for vessel segmentation[J]. Medical Image Analysis, 2001, 5(3): 195-206.
- [7] Yan P, Kassim A A. Segmentation of volumetric MRA images by using capillary active contour[J]. Medical Image Analysis, 2006, 10(3): 317-329.
- [8] Bommel C M, Spreeuwers L J, Viergever M A, et al. Level-set-based artery-vein separation in blood pool agent CE-MR angiograms[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2003, 22(10): 1224-1234.
- [9] Manniesing R, Velthuis B K, Van Leeuwen M S, et al. Level set based cerebral vasculature segmentation and diameter quantification in CT angiography[J]. Medical Image Analysis, 2006, 10(2): 200-214.
- [10] Suri J S, Liu K C, Reden L, et al. A review on MR vascular image processing algorithms: acquisition and prefiltering: part I[J]. IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine, 2002, 6(4): 324-337.
- [11] Kirbas C, Quek F. A review of vessel extraction techniques and algorithms[J]. ACM Computing Surveys, 2004, 36(2): 81-121.
- [12] Chan T F, Vese L A. Active contours without edges[J]. IEEE Transactions on Image Process, 2001, 10(2): 266-277.
- [13] Caselles V, Kimmel R, Sapiro G. Geodesic active contours[J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 22(1): 61-79.
- [14] Foulonneau A, Charbonnier P, Heitz F. Multi-reference shape priors for active contours[J]. International Journal of Computer Vision, 2009, 81(1): 68-81.
- [15] Rousson M, Paragios N. Prior knowledge, level set representations & visual grouping[J]. International Journal of Computer Vision, 2008, 76(3): 231-243.
- [16] Shang Y, Yang X, Zhu L, et al. Region competition based active contour for medical object extraction[J]. Computerized Medical Imaging and Graphics, 2008, 32(2): 109-117.
- [17] Benmansour F, Cohen L D. Tubular structure segmentation based on minimal path method and anisotropic enhancement[J]. International Journal of Computer Vision, 2011, 92(2): 192-210.
- [18] Wang Y, Narayanaswamy A, Roysam B, et al. Novel 4-D open-curve active contour and curve completion approach for automated tree structure extraction[C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York: IEEE Publisher, 2011: 1105-1112.
- [19] Al-Diri B, Hunter A, Steel D. An active contour model for segmenting and measuring retinal vessels[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2009, 28(9): 1488-1497.
- [20] Cohen L D, Cohen I. Finite-element methods for active contour models and balloons for 2-D and 3-D images[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1993, 15(11): 1131-1147.
- [21] Koller T M, Gerig G, Szekely G, et al. Multi-scale detection of curvilinear structures in 2-D and 3-D image data[C]// Proceedings of the 5th International Conference of Computer Vision. Cambridge, MA, USA: IEEE Publisher, 1995: 846-869.