

一种新的虚拟血管镜自动导航路径生成方法

金朝勇¹ 耿国华¹ 李姬俊男¹ 周明全² 朱新懿¹

摘要 血管的中心路径提取是虚拟血管镜的重要组成部分, 它提供了自动导航的路径. 本文提出一种新的内窥镜路径生成方法, 用改进 L1 中值算法对体素点云化的脑血管数据进行骨架的提取. 首先, 对核磁共振成像 (Magnetic resonance imaging, MRI) 增强血管数据进行基于统计的分割算法进行分割; 其次, 对推广的 Roberts 算子在体素空间分割出的单体素点边界进行体素点的点云化, 生成点云模型; 最后, 在点云空间中运用基于法向信息的 L1 中值算法进行骨架提取. 该过程克服了传统方法在体素中进行骨架提取时对数据缺失、孤点敏感的局限性, 并且对下采样后的点云化数据提取的骨架效率高, 骨架居中性较好, 最终把骨架用作脑血管虚拟内窥镜的自动漫游路径, 实现自动导航.

关键词 血管分割, 梯度算子, L1 中值, 骨架提取, 血管内窥镜导航

引用格式 金朝勇, 耿国华, 李姬俊男, 周明全, 朱新懿. 一种新的虚拟血管镜自动导航路径生成方法. 自动化学报, 2015, 41(8): 1412–1418

DOI 10.16383/j.aas.2015.c150014

A New Automatic Navigation Path Generation Approach to Virtual Angioscopy

JIN Chao-Yong¹ GENG Guo-Hua¹ LI Ji-Jun-Nan¹ ZHOU Ming-Quan² ZHU Xin-Yi¹

Abstract Centerline extraction of curvilinear objects is a crucial component of virtual angioscopy because it provides path planning for automatic navigation. In this paper, we suggest a new idea to extract center path for point cloud data of cerebrovascular based on improved L1-media algorithm. First, the vessel segmentation algorithm based on statistics is applied to enhanced cerebrovascular. Then the promoted Roberts operator is used to extract single-voxel edge to generate a point cloud model of the vessel. At last, the L1-media algorithm based on point cloud normals is put forward to extract the wandering path. This process overcomes the limitations that the conventional wandering path extraction algorithms fail in outlier and missing data, improves efficiency and makes the wandering path closer to the medial axis of the vessel. The wandering path is the navigation path for angioscopy to achieve automatic navigation.

Key words Vessel segmentation, gradient operator, L1-media, wandering path extraction, intravascular navigation

Citation Jin Chao-Yong, Geng Guo-Hua, Li Ji-Jun-Nan, Zhou Ming-Quan, Zhu Xin-Yi. A new automatic navigation path generation approach to virtual angioscopy. *Acta Automatica Sinica*, 2015, 41(8): 1412–1418

近些年来, 虚拟内窥镜 (Virtual endoscopy, VE) 是随着计算机技术、计算机图形学、计算机图像处理、虚拟现实等学科的发展而逐步形成的一种独特的技术. 它是一种无接触式的检查手段, 使用计算机对体数据集进行处理来可视化人体腔的内部结构^[1–2]. 光纤内窥镜检查是侵入性的, 往往会导致患者的不适感与严重的副作用, 如穿孔、感染和出血. 相比之下, 虚拟内窥镜避免这些风险并提高了诊

断的准确性, 因而它具有潜在的临床医学价值^[3]. 传统虚拟内窥镜技术手段是基于三维体数据的, 其中, 非交互的内窥镜漫游路径确定通常采用基于体数据的骨架提取, 存在噪声敏感和视野盲区的缺点. 随着点云数据的快速增长, 直接作用于点云上的几何方法研究逐渐成熟, 出现了大量稳定、鲁棒的处理技术. 不同于医学影像处理和绘制技术, 虚拟内窥镜中的漫游技术并不依赖于体素数据, 确定漫游路径可由原始体素数据或体素数据转成的点云、网格数据求得; 随着直接作用于点云及网格上的骨架提取技术成熟, 尤其是近些年研究学者提出的基于 L1 中值的点云骨架提取方法, 尤其适用于提取心血管等半径较小、结构复杂的点云数据, 算法执行效率较医学体素骨架提取方法更为高效, 求得的结果更为准确. 本文采用点云骨架提取方式确定 VE 中的漫游路径, 解决了传统漫游方法中的需要人为引导路径、设置相机碰撞检测或自动生成路径效率低下、存在视野盲区的问题; 得到的虚拟漫游路径很好地位于血管几何

收稿日期 2015-01-09 录用日期 2015-04-08
Manuscript received January 9, 2015; accepted April 8, 2015
国家自然科学基金 (61170203, 61172170), 陕西省自然科学基金 (2014JQ8315), 西北大学科学研究基金 (12NW03)
Supported by National Natural Science Foundation of China (61170203, 61172170), Natural Science Grant of Xi'an Province (2014JQ8315), and Scientific Research Fund of Northwestern University (12NW03)
本文责任编辑 贾云得
Recommended by Associate Editor JIA Yun-De
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
1. College of Information Science and Technology, Northwest University, Xi'an 710127 2. College of Information Science and Technology, Beijing Normal University, Beijing 100875

结构的中心, 为 VE 医学应用场景提供了快速便捷的技术支撑.

对于内窥镜的临床医学价值, 国内外一直在研究. Sun 等^[4]对 20 (13 男, 7 女, 平均年龄 54 岁) 个疑似冠状动脉疾病的患者的 64 层 CT 血管造影纳入研究. 并对 4 个主要的冠状动脉分支进行了评估并进行多平面重建, 三维体积渲染和可视化 VIE (Virtual intravascular endoscopy), 实验结果在 18 个病人中识别到冠状动脉斑块的存在. Preim 等^[5]讨论了渲染比较狭窄的内部结构的特殊性, 提高了渲染质量增强了视觉真实感, 并给出最重要的临床应用, 对虚拟结肠镜、纤维支气管镜和血管镜进行评估调查, 辩论究竟虚拟内窥镜的使用应如何集成在临床工作流程.

血管的骨架提供虚拟血管镜的自动导航的路径, 目前针对医学体素的骨架提取方法有 3 种: 人工提取、距离变换的方法、拓扑细化方法. 手工提取需要用户通过切片来手动识别对象区域切片的中心. 它不提供足够的速度. 对于三维体素数据, 基于距离变换算法^[6]要求内部每个体素到边界的距离, 得到距离映射图, Dijkstra 的最短路径算法自动提取中心线. 当体素数据量大时, 计算时间长. 基于拓扑细化^[7-8]的过程比较复杂, 必须要给出大量的删除简单点条件, 特别是对于医学血管分割后数据不完整、边界噪声较敏感、含有大量噪声的边界常常会导致许多点被误认为端节点, 进而产生许多错误分支. 并且形成的骨架在部分区域中不是单一体素点, 也不能保证漫游路径位于相对物体边界的中心, 导致虚拟相机的视线太小造成视线盲区, 给医生观察病灶地方带来困难. 本文针对脑血管体数据, 克服了以往在体素中骨架提取算法的缺陷, 将边界体素点云化, 通过对 L1 中值骨架提取算法^[9]的改进, 提取血管的单一体素宽度、局部边界中心的骨架. 该算法在原始体素点云化的数据上进行骨架提取, 不需要去噪、孤立点移除, 由于 L1 中值^[10]的特性, 所以提取出的骨架对这些噪声点和孤点不敏感, 而且提取的骨架光滑. 实验结果证明, 该方法简单有效, 能较好地保持骨架上点的连续性, 防止骨架点之间相互聚集, 并且保持骨架的居中性, 给虚拟相机提供宽阔视野.

1 血管的数据分割及点云化

图像分割是图像处理与计算机视觉领域的基础性工作, 图像分割方法非常多^[11]. 精确的血管分割算法直接影响后续提取骨架的空间居中性和提取算法容错性. 针对心脑血管结构复杂、管径较小的特点, 分割过程易受到其他细胞组织的干扰, 本文采用混合高斯模型血管分割算法^[12-13], 并且为了减

少待分类体素的数量和其他组织对分类的干扰, 提高分割的精度, 引入最大密度投影 MIP (Maximum intensity projection) 算法^[14], 只保留血管和血管周围少量的脑组织; 然后采用基于双高斯模型拟合预处理后的体素灰度值, 进行非监督聚类. 设整体体素的概率分布模型为

$$f(x | \theta) = \omega_1 f_1(x | \theta_1) + \omega_2 f_2(x | \theta_2) \quad (1)$$

其中, f_1 为脑血管类的高斯概率密度函数, f_2 为其他组织的高斯概率密度函数. θ_1, θ_2 为对应高斯密度函数的参数, $\theta_i = (\mu_i, \sigma_i)$ 即均值方差. $\omega_1 + \omega_2 = 1$. 引入高斯分布随机元 θ_i , 计算每个体素样本的后验条件概率:

$$p_k^{r+1}(y_i) = \frac{\omega_k^t f_k(y_i)}{\sum_{j=1}^2 \omega_j^t f_j(y_i)},$$

$$i = 1, \dots, N; k = 1, 2 \quad (2)$$

其中, y_i 表示体素样本, f 表示高斯概率密度函数, ω_k^t 表示第 t 次, 第 k 高斯分布的权值.

对所得条件概率, 进行随机划分 p_1^t, p_2^t , 得到脑组织和血管组织的分类结果. 依靠类均值和方差, 迭代选取最优 θ_i , 其中给定阈值, 满足条件 $\|\theta_i^{(t+1)} - \theta_i^{(t)}\| < \epsilon$ 时迭代结束. 最后把参数带入模型. 用 $f(x)$ 表示三维体数据, 最终二值化的体数据 $bin(x)$, 根据文献 [15] 把分类问题概括为式 (3):

$$bin(x) = \begin{cases} 255, & \omega_2 f_2(x | \theta_2) \leq \omega_1 f_1(x | \theta_1) \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

图 1(a) 显示核磁共振成像 (Magnetic resonance imaging, MRI) 图像序列在轴向的最大灰度投影图. 图 1(b) 显示的是分类后二值化的体绘制^[16]结果, 可以看到大部分血管轮廓都被分割出来, 特别对于脑部冠状动脉, 分割出的血管信息比较完整, 这有利于本文算法提取出局部中心化的漫游路径.

通过上述分割算法之后, 得到每个体素的类标签, 血管组织一类, 其他组织一类, 通过分类把体素二值化, 血管显示白色, 其他组织为黑色, 为了提取整个单体素宽的血管边缘数据, 本文运用了 Roberts 的三维推广算子来提取血管边缘. 体数据边缘是指

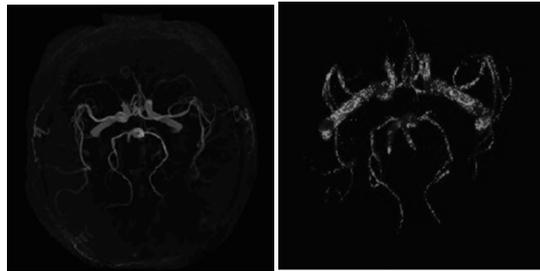
其周围灰度剧烈变化体素的集合, 其定义为

$$\nabla f(x, y, z) = \frac{\partial f(x, y, z)}{\partial x} i_x + \frac{\partial f(x, y, z)}{\partial y} i_y + \frac{\partial f(x, y, z)}{\partial z} i_z \quad (4)$$

实验中采用差分数值计算方法逼近微分, 计算过程采用体素空间前后左右上下交叉差分, 即:

$$|\nabla f(x, y, z)| = \frac{f(x + \Delta x, y, z) - f(x - \Delta x, y, z)}{2\Delta x} + \frac{f(x, y + \Delta y, z) - f(x, y - \Delta y, z)}{2\Delta y} + \frac{f(x, y, z + \Delta z) - f(x, y, z - \Delta z)}{2\Delta z} \quad (5)$$

其中, Δx , Δy , Δz 分别为体素行列间距, 切片间距. 把模板代入每个体素即可得出每个体素的 $|\nabla f(x, y, z)|$. 对于二值化的体数据, 当梯度的模不等于 0 时, 提取边界体素集合为 R , 获取空间体素点的坐标, 继而转化为点云数据, 图 2 为提取得到的血管边界点云数据.



(a) 原始数据 MIP 图 (a) MIP map of raw data
(b) 体绘制结果 (b) Results of volume rendering

图 1 血管三维体数据二值化结果

Fig. 1 Binarization results of 3D volume data for vascular

2 漫游路径提取和虚拟漫游

2.1 漫游路径提取

漫游路径提取算法有多种, 常见的方法是对体数据提取骨架作为漫游路径, 本文借鉴 Hilditch 算法对分割后的二值体素进行骨架提取, 实验结果如图 3(a), 可以看出基于拓扑细化提取的血管骨架有些地方并不光滑, 并且骨架的形成对血管边界体素过于敏感, 血管表面凸起致使产生错误的分支, 因此基于细化算法提取的骨架不适用于漫游路径. 本文采用基于体素点云化的模型进行骨架提取. 其中 Huang 等^[9] 运用 L1 中值提取了点云的骨架, 她们

给出的定义: 给定一组离散点云 $Q = \{q_j\}_{j \in J} \subset \mathbf{R}^3$, 定义点云的 L1 骨架点 $X = \{x_i\}_{i \in I}$ 是满足以下表达式:

$$\arg \min_X \sum_{i \in I} \sum_{j \in I} \|x_i - q_j\| \theta \|x_i - q_j\| + R(X) \quad (6)$$

其中, 第一项为 Q 的 L1 中值骨点, $\theta(r) = e^{-r^2}/(h/2)^2$ 是快速平滑滤波函数, h 决定了 L1 中值收缩局部邻域大小. 第二项 $R(X)$ 是惩罚项调整骨架点之间的间距, 防止在 Q 中, 如果 2 个点之间距离很近, 它们的 K 邻域集合会有大量的重合, 那么由这 2 个 K 邻域定义的 L1 局部中值可能是同一个点, 会造成局部聚集. 为了判断收缩之后的点是否是骨架点, 定义了 x_i 邻域方向角:

$$\sigma(x_i) = \frac{\lambda_i^2}{\lambda_i^0 + \lambda_i^1 + \lambda_i^2} \quad (7)$$

本实验血管数据结构复杂, 点云密度比较大等特点, $R(X)$ 惩罚项惩罚太小起不到惩罚作用, 太大则由于误差的影响会容易导致出现收缩后形成错误的骨架结构, 并且由于缺少表面信息导致部分血管表面的 L1 中值落在了血管外部. 如图 3(b) 所示.

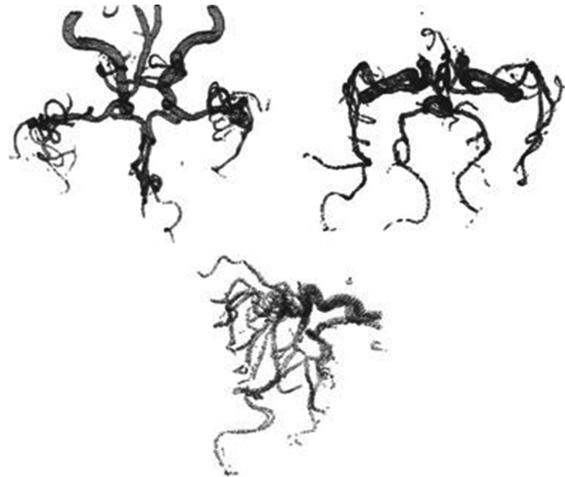


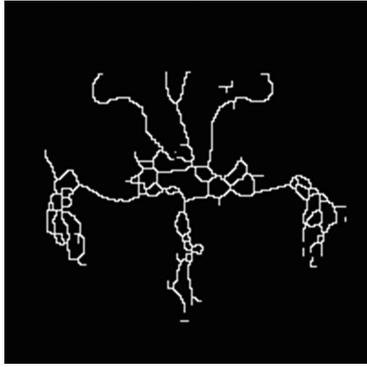
图 2 血管 3 个轴向点云数据

Fig. 2 Three axial point cloud data of vessel

而本文不引入惩罚项 $R(X)$, 借鉴 Lipman 等^[17] 的方法, 改进 L1 中值项, 使得在求中值的过程中不会出现图 3(b) 现象. 首先利用一种 Alexa 等^[18] 定义的投影算子预测插值点附近的信息如下:

$$\tilde{q}_i(x) = x - (\mathbf{n}_i(x - q_i))\mathbf{n}_i \quad (8)$$

其中, \mathbf{n}_i 为点 q_i 经过法向一致性估计后方向朝模型外部的法向, 如图 4 所示.



(a) 基于 Hilditch 细化算法提取体数据骨架
(a) Skeletal extraction of volume data based on Hilditch thinning algorithm



(b) L1 中值算法^[9] 提取的血管骨架
(b) The extracted vascular skeleton based on L1-median^[9]

图 3 细化算法和 L1 中值算法^[9] 的实验结果
Fig. 3 Results of thinning algorithm and L1-median algorithm^[9]

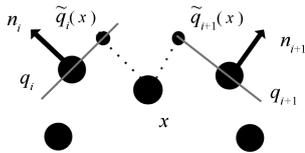


图 4 预测位置示意图
Fig. 4 Diagram of forecast

把式 (8) 引入到 L1 中值求解项中得到如下定义:

$$\arg \min_X \sum_{i \in I} \sum_{j \in I} \|x_i - \tilde{q}_j(c_i)\| \theta \|x_i - \tilde{q}_j(c_i)\| \quad (9)$$

其中, c_i 为原始采样过的初始迭代点云数据, 在每一个局部点不去求邻域内点集的 L1 中值, 而是求式 (8) 决定的新预测点集的 L1 中值, 对于初始点云上不同的点 m_i, n_j , 即使它们邻域有大量重合的点, 但是经式 (8) 计算后的邻域很少有重合的点, 避免了 L1 中值点的聚集现象, 但是由于图 5(a) 这种分支的存在, 对于式 (6) 缺乏表面法向信息, 而导致中值求取错误. 本文通过引入表面的法向, 根据 c_i 邻域

中所有点与法线法向 n_i 的夹角 θ 作为相似度测度进行聚类, 筛选出 $\theta \leq 90^\circ$ 的点集作为邻域进行 L1 中值求取, 如图 5(b) L1 中值应为内圈中值而非 c_i 领域 (大圈) 所有的点.

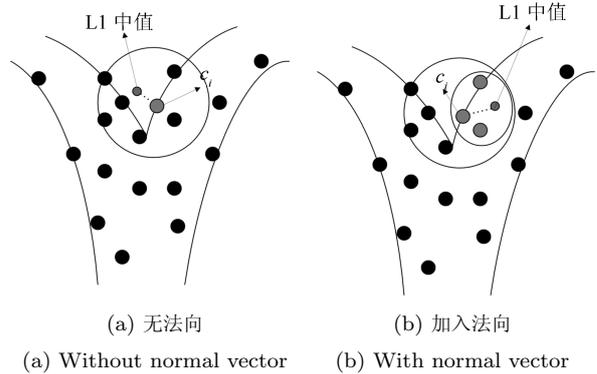


图 5 带有和无法向量信息的 L1 中值算法

Fig. 5 L1-median algorithm with and without normal vector

为了求得局部中值, 令式 (9) 的导数等于 0, 推导过程得出以下迭代公式:

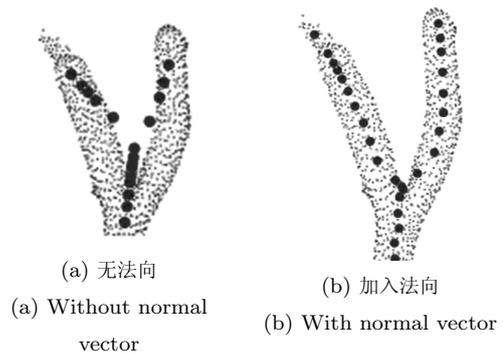
$$x_i^{k+1} = \frac{\sum_{j \in J} \tilde{q}_j(x_i^k) \alpha_{ij}^k}{\sum_{j \in J} \alpha_{ij}^k} \quad (10)$$

其中, $\alpha_{ij}^k = \theta(\|x_i^k - \tilde{q}_j(x_i^k)\|) / \|x_i^k - \tilde{q}_j(x_i^k)\|$, $j \in J$; $\tilde{q}_j(x_i^k) = x_i^k - (n_j(x_i^k - q_j))n_j$.

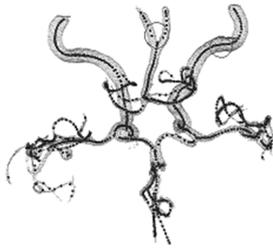
第一次迭代通过引入的法向进行聚类, 并且在每次迭代过程中调整点的邻域关系, 防止出现邻域中大部分邻域点重合问题, 最终得到骨架点相对均匀、平滑、单体素宽的骨架. 图 6(a) 和 (b) 为加入法向前后的结果, 图 6(c) 为整个改进后的骨架结构.

2.2 虚拟漫游

点云中提取得到的骨架需要确定拓扑以便转化为虚拟漫游路径, 本文采用 K-D 树数据结构进行邻域搜索构建拓扑关系, 通过桥接点、分支点和拓扑关系构造无向非循环图, 提供交互式的手段确定虚拟



(a) 无法向
(a) Without normal vector
(b) 加入法向
(b) With normal vector



(c) 改进后整个骨架结构

(c) Improved skeletal structure

图 6 改进算法后提取的血管骨架

Fig. 6 Extract the vascular skeleton by improved algorithm

内窥的起始点和终止点, 两点间最短路径采用 Dijkstra 算法求得.

3 实验结果及分析

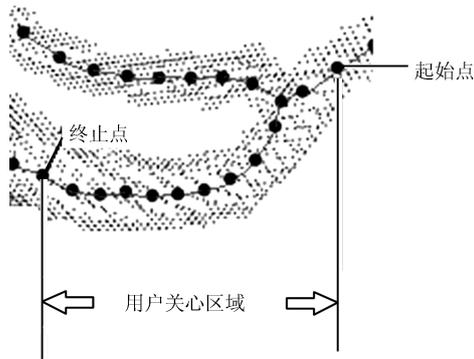
本文运用基于 Hilditch 体素细化算法和改进 L1 中值骨架提取算法对一组包含 136 幅 512×512 的 MRI 数据进行实验, 开发工具 Visual C++ 6.0 和 VTK (Visualization toolkit), 机器配置为: Intel Core 2 Quad 2.66 Hz 双核 CPU, 内存为 4.0 GB. 部分实验结果的相关数据如表 1, 漫游结果图 7(c)~(f) 所示.

表 1 在点云提取骨架的算法中 T_1 表示采样时间, T_2 表示点云骨架提取算法执行时间, 点云提取骨架的输入数据为原始血管边缘点的个数, 而基于细化的骨架提取算法需要对所有体素寻找模板匹配的简单点进行删除, 时间复杂度为 $O(n^2)$, n 为整个血管模型体素个数, 即输入数据. 图 7(a) 中用线

表 1 算法性能参数

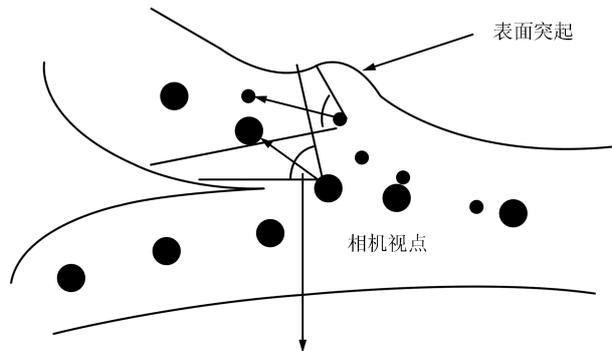
Table 1 Performance-related parameters of all algorithms

算法	输入数据	迭代次数	算法时间 $T_1 + T_2$ (s)
基于 Hilditch 体素细化算法	63 306	63 306	6.816
基于点云骨架提取算法 ^[9]	36 177	374	0.015 + 1.577
本文改进过的算法	36 177	362	0.017 + 1.434



(a) 虚拟相机内窥路径

(a) Camera path for virtual endoscopy



(b) 虚拟相机视野

(b) Field of view of virtual camera



(c) 细化算法的关键帧

(c) Key frame of thinning algorithm

(d) 本文算法的关键帧

(d) Key frame of our algorithm

(e) 细化算法在分支处关键帧

(e) Key frame of thinning algorithm in a branch

(f) 本文算法在分支处关键帧

(f) Key frame of our algorithm in a branch

图 7 内窥路径示意图及实验结果

Fig. 7 Endoscopic path schematic diagram and experimental results

标注了之间的拓扑关系, 并给出了起始点和终止点. 图 7 (b) 为模拟虚拟相机在本文骨架提取方法和拓扑细化算法提取骨架上的视野, 其中小点为拓扑细化提取该部分的骨架点, 其对突起血管边缘比较敏感; 大点表示本文算法提取骨架上的点. 点之间的箭头表示相机视向, 由此可以看出本文基于局部中值的骨架算法给虚拟相机的漫游带来比较宽阔的视野. 图 7 (c) ~ (f) 为细化算法和本文算法分别在血管和血管分支处的关键帧图像.

4 总结

本文用两种提取骨架算法提出的骨架作为虚拟内窥镜漫游路径. 如图 7 (c) ~ (f), 拓扑细化的方法得到的骨架部分分支处偏离血管中心而且不够平滑, 相机抖动比较大; 而用本文漫游路径算法提的骨架相对血管壁居中, 视野开阔.

但是本文中值提骨架算法还有许多需要改进的地方. 比如, 对于脑部部分毛细血管, 由于分割算法聚类的一些误分类和 MRI 造影设备的局限性, 导致毛细血管数据丢失比较大, 形成表面一些孔洞, 因而得到的骨架没有很好的居中性, 并且有一些错误的骨架, 如图 8 (a) 是对数据进行网格化处理后的结果, 血管表面只有部分面片. 图 8 (b) 数据表面信息大量丢失导致错误的骨架. 为了进一步提高血管表面数据的完整性其中一种方法是通过部分表面信息进行表面拟合插值处理, 对处理后的数据进行骨架提取. 另外对本文边缘提取的算法进一步改进, 根据体素的 26 邻域等更丰富邻域信息去进行边缘提取, 提高准确性, 保留更多的边缘信息.

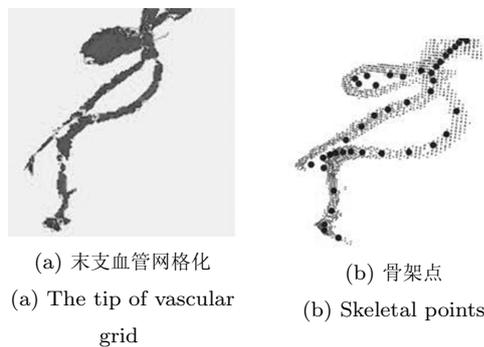


图 8 缺失数据的末支血管

Fig. 8 Vascular tips which miss large amounts of data

References

- 1 Marsh A, Simistira F, Robb R. VR in medicine: virtual colonoscopy. *Future Generation Computer Systems*, 1998, **14**(3-4): 253-264
- 2 Chou S C, Tsai C Y, Lin Y C. Virtual colonoscopy perforation in two asymptomatic patients without apparent colon diseases. *Journal of Experimental & Clinical Medicine*, 2013, **5**(5): 199-200

- 3 Vilanova Bartroli A V, Wegenkittl R, Konig A, Groller E. Nonlinear virtual colon unfolding. In: *Proceedings of the Visualization Conference*. San Diego, CA, USA: IEEE, 2001. 411-579
- 4 Sun Z H, Dimpudus F J, Nugroho J, Adipranoto J D. CT virtual intravascular endoscopy assessment of coronary artery plaques: a preliminary study. *European Journal of Radiology*, 2010, **75**(1): e112-e119
- 5 Preim B, Botha C. *Visual Computing for Medicine* (2nd Edition). New York: Morgan Kaufmann Publishers, 2014. 509-536
- 6 Datta A, Soundaralakshmi S. Fast parallel algorithm for distance transforms. In: *Proceedings of the 15th International Parallel and Distributed Processing Symposium*. San Francisco, CA, USA: IEEE, 2001. 1130-1134
- 7 Palágyi K, Kuba A. A 3D 6-subiteration thinning algorithm for extracting medial lines. *Pattern Recognition Letters*, 1998, **19**(7): 613-627
- 8 Cui Ning, Zhang Cai-Ming, Liu Yi. Optimized topological thinning algorithm for virtual endoscopy. *Journal of System Simulation*, 2006, **18**(10): 2856-2858
(崔宁, 张彩明, 刘毅. 应用于虚拟内窥镜系统的拓扑细化算法的优化. *系统仿真学报*, 2006, **18**(10): 2856-2858)
- 9 Huang H, Wu S H, Cohen-or D, Gong M L, Zhang H, Li G Q, Chen B Q. L1-medial skeleton of point cloud. *ACM Transactions on Graphics*, 2013, **32**(4): 96
- 10 Milasevic P R, Ducharme G. Uniqueness of the spatial median. *Annals of Statistics*, 1987, **15**(3): 1332-1333
- 11 Liu Song-Tao, Yin Fu-Liang. The basic principle and its new advances of image segmentation methods based on graph cuts. *Acta Automatica Sinica*, 2012, **38**(6): 911-922
(刘松涛, 殷福亮. 基于图割的图像分割方法及其新进展. *自动化学报*, 2012, **38**(6): 911-922)
- 12 Xu Feng, Wang Xing-Ce, Zhou Ming-Quan, Wu Zhong-Ke, Liu Xin-Yu. Segmentation algorithm of brain vessel image based on SEM statistical mixture model. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2010, **22**(11): 1905-1911
(徐丰, 王醒策, 周明全, 武仲科, 刘新宇. SEM 混合模型脑血管分割算法. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2010, **22**(11): 1905-1911)
- 13 Zhou Shou-Jun, Jia Fu-Cang, Hu Qing-Mao, Xie Yao-Qing, Gu Jia, Shang Peng. Segmentation of three-dimensional data of brain magnetic resonance angiography based on Markov random field. *Journal of Integration Technology*, 2014, **3**(1): 27-37
(周寿军, 贾富仓, 胡庆茂, 谢耀钦, 辜嘉, 尚鹏. 基于 Markov 随机场的脑部三维磁共振血管造影数据的分割. *集成技术*, 2014, **3**(1): 27-37)
- 14 Akas G, Grimm M, Savopoulos A. Optimized maximum intensity projection (MIP). In: *Proceedings of the 1995 Eurographics Rendering Workshop*. Dublin, Ireland: Springer, 1995. 51-63
- 15 Long Jian-Wu, Shen Xuan-Jing, Chen Hai-Peng. Adaptive minimum error thresholding algorithm. *Acta Automatica Sinica*, 2012, **38**(7): 1134-1144
(龙建武, 申铨京, 陈海鹏. 自适应最小误差阈值分割算法. *自动化学报*, 2012, **38**(7): 1134-1144)

- 16 Fang Jun, Fang Xiao-Yang. An efficient ray casting volume rendering algorithm. *Computer Technology and Development*, 2014, **24**(8): 67–70
(方军, 房晓阳. 一种高效的光线投射体绘制算法. 计算机技术与发展, 2014, **24**(8): 67–70)
- 17 Lipman Y, Cohen-Or D, Levin D, Tal-Ezer H. Parameterization-free projection for geometry reconstruction. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 2007, **26**(3), DOI: 10.1145/1276377.1276405
- 18 Alexa M, Adamson A. Interpolatory point set surfaces — convexity and Hermite data. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 2009, **28**(2): 1–20



金朝勇 西北大学信息科学与技术学院硕士研究生. 主要研究方向为医学图像处理, 可视化技术. 本文通信作者.

E-mail: chaoyong00@163.com
(**JIN Chao-Yong** Master student at the School of Science and Information Technology College, Northwestern University. His research interest covers

medical image processing and visualization. Corresponding author of this paper.)



耿国华 西北大学信息科学与技术学院教授. 主要研究方向为智能信息处理, 数据库与知识库, 图形图像处理.

E-mail: ghgeng@nwu.edu.cn
(**GENG Guo-Hua** Professor at the School of Science and Information Technology College, Northwestern University. Her research interest covers intelligent information processing, database and knowledge base, graphics and image processing.)

medical image processing and medical data visualization techniques.)



李姬俊男 西北大学信息科学与技术学院博士研究生. 主要研究方向为计算机图形学, 可视化技术.

E-mail: emre2005@sohu.com

(**LI Ji-Jun-Nan** Ph.D. candidate at the School of Science and Information Technology College, Northwestern University. His research interest covers computer graphics and visualization.)

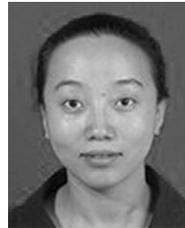


周明全 北京师范大学信息科学与技术学院教授. 主要研究方向为虚拟现实与可视化技术, 智能信息处理, 数据库与知识库, 图形图像处理.

E-mail: mqzhou@nwu.edu.cn

(**ZHOU Ming-Quan** Professor at the School of Science and Information Technology College, Beijing Normal University. His research interest covers intelligent information processing, database and knowledge base, graphics and image processing.)

medical image processing and medical data visualization techniques.)



朱新懿 西北大学信息科学与技术学院讲师. 主要研究方向为医学图像处理, 医学数据可视化技术.

E-mail: nwuzxy@163.com

(**ZHU Xin-Yi** Lecturer at the School of Science and Information Technology College, Northwestern University. Her research interest covers

medical image processing and medical data visualization techniques.)