

基于概率跟踪的冠状动脉造影图像的血管树提取

周寿军¹, 陈武凡², 冯前进², 张建贵², 王涌天¹

(1. 北京理工大学信息科学技术学院光电工程系, 北京 100081; 2. 南方医科大学生物医学工程学院, 广东广州 510515)

摘 要: 采用传统的基于跟踪的方法分割冠状动脉 X 射线造影图像的血管时, 易受血管节点和曲率的影响. 对此, 本文提出了基于多特征测度的概率跟踪模型和中心线优化算子, 该方法能够准确地分割出血管树的骨架并进行中心线优化. 实验中, 该方法不仅避免了传统方法的弊端, 而且具有较低的计算耗时、较高的鲁棒性、全自动性: 一次选定跟踪的起点, 可以自动提取出 80% 以上冠状动脉树.

关键词: 血管分割; 血管跟踪; 多特征测度; 概率跟踪模型; 冠状动脉 X 射线造影

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2006) 07-1270-05

Extracting the Coronary Artery Tree in Angiographic Projections Based on Probability Tracking

ZHOU Shou-jun¹, CHEN Wu-fan², FENG Qian-jin², ZHANG Jian-gu², WANG Yong-tian¹

(1. Department of Opto-Electronic Engineering, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China;

2. School of Biomedical Engineering, Southern Medical University, Guangzhou, Guangdong 510515, China)

Abstract Using the tracking-based methods segmenting the coronary artery tree in X-Ray Angiogram (XRA), the traditional methods were subject to the blood vessels node and the local high curvature. To overcome the disadvantages we presented a Multi-Features Measure (MFM) based Probability Tracking Model (PTM) to extract the blood vessel tree, and used a centerline operator to optimize the vessel skeleton-line. In the experiments, the proposed method on one hand avoids the problems of the traditional one, on the other hand the low time-consuming, the high robustness and the full automation are attained. Given an initial point in the interest vessel object, over 80% of the visible vessel branches in XRA image can be automatically delineated.

Key words blood vessel segmentation; blood vessel tracking; multi-features measure; probability tracking model; coronary artery X-ray angiogram

1 引言

鉴于心脏的周期运动的特点, 冠状动脉 (简称冠脉) 的临床检查通常不进行造影前后的减影, 所以直接利用 X 射线造影 (X-Ray Angiogram, XRA) 图像进行观察和诊断心脏疾病是临床确诊的重要手段. 从造影图像中分割出血管树是血管测量和冠脉三维可视化的重要前提. 面对实际造影图像中存在的造影剂的分布不均、衰减, X 射线的曝光不均等复杂情况, 准确、清晰地提取出血管局部和全局结构, 对于诊断和 3D 重建至关重要.

血管造影图像分割技术主要分四类^[1-2]: (1) 模式识别技术: 采用基于匹配滤波、形态学、多尺度等局部算子作用

于整幅图像, 从而提取或强化血管主干; (2) 基于模型的方法: 主要利用模板、变形模型、水平集等技术提取或逼近感兴趣目标; (3) 基于跟踪的方法: 采用一个局部算子作用于血管上某一点并进行跟踪, 并通过最小代价函数寻找最佳特征点; (4) 人工智能方法: 通过建立血管的数字结构模型、数字解剖模型、局部形态特征等知识源, 为血管分割和三维重建提供了重要的基础条件.

其中, 基于跟踪的血管提取方法^[1-4]具有便于测量和描述的特点. 该方法面临的主要难点是: 血管特征的提取^[1-2]、自动化程度^[2-4] (过多的人机交互操作极大地影响到跟踪的速度)、血管的中心点定位问题^[5]等等. 上述问题的解决依赖于提出更加智能、快速、鲁棒的跟踪算法. 采用

基于跟踪的方法进行血管骨架提取时,首先利用多尺度高斯核的二阶偏导数卷积图像,并计算多尺度条件下Hessian矩阵的特征值和特征矢量^[6-7],已成为造影图像预处理的主流方法.该方法可有效进行XRA图像的血管初分割,并计算血管方向场.在这一方面Frangi等^[6]给出基于特征值的血管特征函数.在此基础上,Schrijver等^[3]成功提取了多幅冠脉造影图像中的血管网络,并利用跟踪算法提取出75%以上冠脉树;然而,Schrijver没有为该中心线提取结果提供恰当的评价依据,Cruz^[5]只研究了模拟的外部冠脉中心线提取和优化工作,并不能用于临床实例.

为解决传统跟踪技术的现实问题,本文构造了一种基于多特征测度(Multi-Features Measure, MFM)的概率跟踪模型(Probability Tracking Model, PIM),该模型能够自适应调节跟踪方向,实现包括三步:利用Hessian矩阵特征值和特征矢量构造血管特征函数,并初步分离血管网络、计算血管的MFM并由此构造PIM、优化血管中心线.

2 血管特征检测

通过对XRA图像进行多尺度Gaussian函数滤波和计算Hessian矩阵的特征值、特征矢量,可以有效地提取血管特征.过程如下:

实际的XRA图像中,血管和背景分别为低暗区和高亮区,将对应区域灰度取反后,空间一点 (x, y) 的Hessian矩阵 $H_{x,y}$ 由图像 I 关于该点的二阶偏导数构成,其实对称矩阵表示为 $H_{x,y} = \begin{pmatrix} I_{xx} & I_{xy} \\ I_{xy} & I_{yy} \end{pmatrix}$.将上式表示为 $H = PDP^{-1}$ 时,则 P 为 H 的特征矢量矩阵, D 是由实特征值 l_1 和 l_2 构成的对角矩阵.其中幅值较大的特征值 $|l_1|$ 对应的特征矢量 V_1 代表点 P 曲率最大的方向(与血管走向垂直);相反,较小的特征值 $|l_2|$ 对应的特征矢量 V_2 代表点 P 曲率最小的方向(血管的真实走向).由于冠脉XRA图像存在的大量噪声和伪影,给定尺度 σ 条件下, $H_{x,y}$ 中的二阶偏导数可通过图像 I 与多尺度高斯核的二阶偏导数的卷积得到.

假设图像中一点 (x, y) 的两个特征值满足: $|l_1| > |l_2|$, Frangi^[6]给出了如下计算血管特征的函数:

$$Z(l_1, l_2) = \begin{cases} 0 & \text{if } l_2 > 0 \\ \exp\left[-\frac{R_B^2}{2\beta_z}\right] \left[1 - \exp\left[-\frac{S^2}{2c}\right]\right] & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

上式中比例因子 $R_B = l_1/l_2$, $S = \sqrt{l_1^2 + l_2^2}$, 并且本文中取敏感参数 $\beta = c = 0.5$ 为提取不同的粗细的血管特征,需计算最大响应:

$$Z(\sigma_i) = \max_{\sigma_i} Z(l_1(\sigma_i)); \quad (2)$$

$$V_{1,m}(x, y) = V_1(\sigma_i) \text{ 和 } V_{2,m}(x, y) = V_2(\sigma_i)$$

上式中, $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_L$ 为尺度因子,对应于血管的宽度; V_1, V_2 分别为与血管平行或垂直的方向场.有关计算结果显示在图1中:(a)为右冠状动脉得原始造影图像;(b)图即为计算得到的血管特征图 $Z(x, y)$;在阈值 $0 < T_z < Z_{max}$

条件下,由 $F = \{Z > T_z\}$ 获得二值图像(c);细化后得到血管骨架线(d).

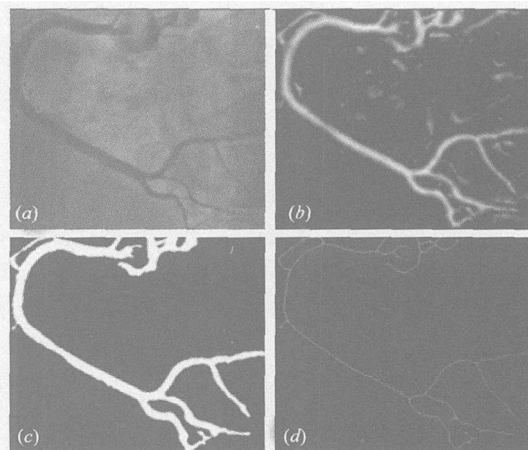


图1 预处理过程中提取右冠状动脉骨架线:(a)原始造影图像;(b)多尺度算子提取特征图;(c)二值化结果;(d)细化结果

3 血管的概率跟踪模型

血管跟踪之前,首先按照图1的各步骤获取血管的初始细化骨架.跟踪一条血管段时,由探测、采样、估计三部份组成并同步进行.探测过程通过一个给定大小的圆周探测器获取圆周和血管骨架线的交点数 M_t ,当 $M_t > 2$ 时可判断为血管节点(分支或交叉);采样和估计过程可描述为:在当前位置 X_t 利用圆环采样器产生候选特征点 X_{t+1}^i , $i = 1, \dots, N_t$ 在MFM的约束下利用PIM提取最佳特征点 X_{t+1} .如已知当前时刻探测器位置 $X_t = (x_t, y_t)$,进行第 $t+1$ 步估计时,特征点的最佳位置可以用最大后验概率函数表示为:

$$P(X_{t+1}|X_t) = P(X_t|X_{t+1})P(X_{t+1}) \quad (3)$$

3.1 圆环采样器

进行血管跟踪时,候选点关于骨架线、特征图 Z 的分布情况可用局部方差分别为 $\sigma_{b,t}^2$ 和 $\sigma_{z,t}^2$ 的正态分布描述:

$$X_{t+1}^i \sim \mathcal{N}(X_t, \sigma_{b,t}^2); \quad X_{t+1}^i \sim \mathcal{N}(X_t, \sigma_{z,t}^2) \quad (4)$$

为了提高实际的跟踪的效率,我们采用圆环采样器

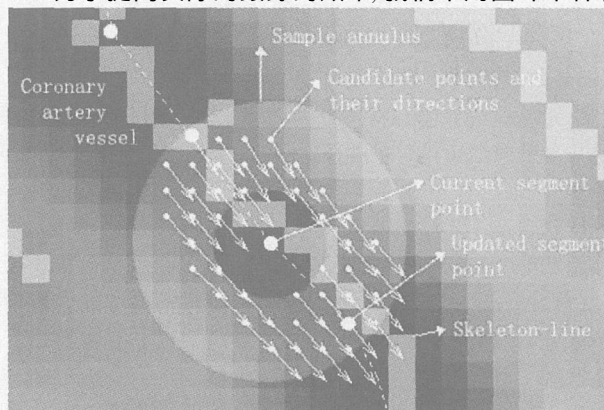


图2 圆环采样与局部跟踪示意图

(图 2) 进行采样. 采样区域的选择非常简单: 在以 X_i 为中心的圆环所覆盖的二值逻辑的特征图 Z . 其中, 圆环采样器的外圈半径取血管的最大宽度 W_d , 内圈半径取 $W_d/2$. 由此决定了跟踪的步长介于期间. 如果说公式 (4) 代表样本的各向同性分布, 那么 PIM 实际上进行了血管特征的各向异性滤波.

3.2 局部测量与血管段跟踪

血管段的跟踪可描述为利用最大后验概率选择最佳采样点的过程: 特征图 Z 二值化后, 经细化可以得到 XRA 图像的初始骨架 $C_z(x, y)$, 再利用特征图和血管方向场 $V_t = (V_x, V_y)$ 条件, 我们可以建立下述采样事件与概率的对应关系:

$$\angle(V_{t+1}, V_t) | X_{t+1}^i \rightarrow P(X_t | X_{t+1}); \quad (5a)$$

$$Z_h(X_{t+1}^i), d(X_{t+1}^i, C_z) \rightarrow P(X_{t+1}) \quad (5b)$$

由于被估计点始终位于特征图的脊附近, 所以点 X_{t+1}^i 在脊附近满足高斯分布; 同时, 点 X_{t+1}^i 与血管中心的贴近量 $d(X_{t+1}^i, C_z)$ 也满足零均值高斯分布. 可以通过式 (5b) 给出如下似然分布的条件概率函数为:

$$D(X_{t+1}^i, C_z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{D,t}} \exp\left[-\frac{|d(X_{t+1}^i, C_z)|^2}{2\sigma_{D,t}^2}\right] \quad (6)$$

$$\varphi_z(X_{t+1}^i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{z,t}} \exp\left[-\frac{|Z_{\max} - Z(X_{t+1}^i)|^2}{\sigma_{z,t}^2}\right] \quad (7)$$

其中 $\sigma_{D,t}^2 = \text{var}_{p(C_z)}(d(X_{t+1}^i, C_z))$; $\sigma_{z,t}^2 = \text{var}_{p(Z_h)}(Z_h(X_{t+1}^i))$; $Z_{\max} = \max(Z(X_{t+1}^i))$. 由跟踪算法估计出血管段上的各点后, 沿血管路径各点的方向向量 $V(X_0), V(X_1), \dots, V(X_t), V(X_{t+1})$ 满足局部一致性先验条件, 可以用先验条件概率表示为:

$$\theta(X_{t+1}^i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_\theta} \exp\left[-\frac{|\angle(V_{t+1}, V_t)|^2}{\sigma_\theta^2}\right] \quad (8)$$

其中 $\angle(V_{t+1}, V_t)$ 为夹角的弧度, 且 $\sigma_{\theta,t}^2 = \text{var}_{p(V_t)}(\angle(X_{t+1}, V_t))$. 进而血管跟踪模型用最大后验计算公式为:

$$X_{t+1} = \arg \max_{i=1,2,\dots,N_t} (D(X_{t+1}^i, C_z) \cdot \varphi_z(X_{t+1}^i) \cdot \theta(X_{t+1}^i)) \quad (9)$$

上式中的 N_t 代表 t 时刻圆环采样器截取的血管特征点的总数, 并以这些点作为下一时刻计算 X_{t+1} 的候选点. 跟踪器获取最佳决策点后, 需进行血管中心点的优化.

3.3 跟踪的过程控制

跟踪过程控制包括两方面内容: 探测器引导的概率跟踪与参数控制下的停止准则. 跟踪过程的执行框架如图 3 所示, 跟踪过程包含 L 个阶段 (由分支点总数决定), 每个阶段包含 $T_l - T_{l-1}$ 个循环 ($1 < l < L$). 单步循环中, 由段内跟踪和分支点探测构成. 分支处 ($M_l \geq 3$) 新探测到的交点 $P_1(t), \dots, P_{M_l-1}(t)$ 被作为下一个阶段跟踪的起始点保存下来, 因此总的阶段数 $L = \sum_l (M_l - 1) + 1$ (包括最初点). 在此基础上, 跟踪过程简要描述为: 手工选择初始点 $X_0(x, y)$ (通常位于冠脉的根部), 跟踪器首先在初始点周围完成分支探测过程. 然后从该点附近开始段内跟踪, 并

且每跟踪迭代一步后都进行分支探测.

跟踪算法的停止准则为: (1) 点 X_i 处探测器发现新的分支点; (2) 没有探测到新的分支点但血管特征响应很弱 ($Z(X_{t+1}) < \epsilon$); (3) 相邻时刻两点跟踪方向发生较大改变; (4) 新决策点 X_{t+1} 与已完成的跟踪路径相交或重合.

4 中心点优化

为了获得血管截面的梯度轮廓, 还需利用高斯梯度核 $G_g(x, y)$ 卷积血管特征图像 $Z(x, y)$: 高斯梯

度核构造为 $G_g(x, y) = \sqrt{g_x^2 + g_y^2}$, 其中高斯函数 $g(x, y) = \exp(-(x^2 + y^2)/\sigma^2) / \sqrt{2\pi}\sigma^2$. 由此得到的边缘增强的梯度图像表示为 $I_e(x, y) = G_g * Z(x, y)$.

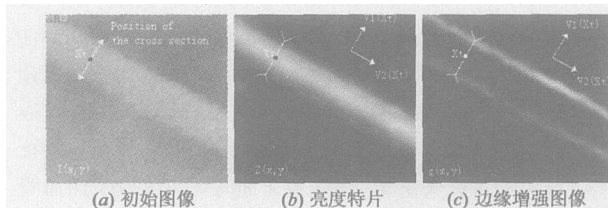


图 4 中心线估计前进行的血管图像处理过程

上述算子作用下, 图像中的血管截面轮廓沿上升缘和下降缘处形成了两个高斯脉冲 (见图 5), 两个脉冲中心较好地对应着血管的真实边缘.

由此, 血管中心的估计可简要概括为: 在边缘增强的梯度图像 $I_e(x, y)$ 中, 沿细化后的初始骨架线逐点提取的血管截面轮廓并估计血管中心, 截面的方向垂直于血管方向向量 $V_1(x, y)$. 具体过程描述如下:

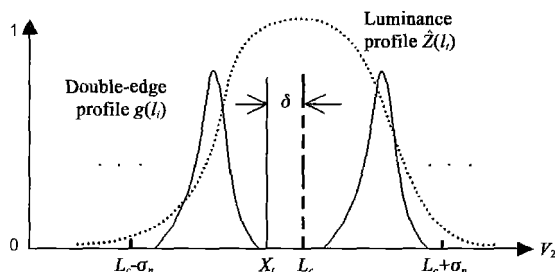


图 5 血管中心线估计时利用的边缘梯度轮廓和亮度轮廓特征

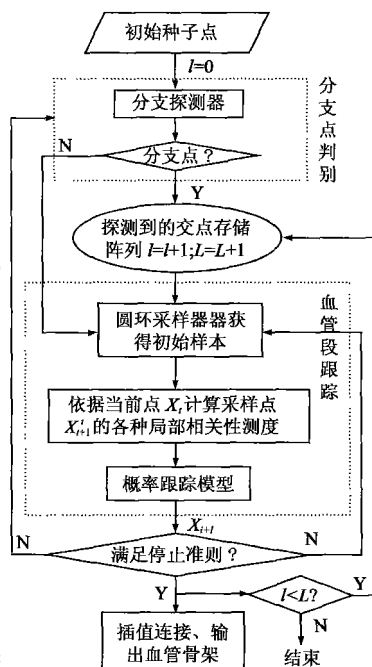


图 3 血管轴线提取的概率跟踪

图 5 中, L_c 代表实际血管中心线, X 代表细化后的血管骨架线. 沿垂直于血管的方向 $V_l(x, y)$, L_c 和 X 之间存在偏差 $\delta(L_x(x, y), V_l(x, y))$. 图 4 中, 初始图像 (a) 经处理后的亮度特征 $Z(x, y)$ 为 (b), 获取的边缘增强图像 $I_e(x, y)$ 为 (c); 在血管上一点 $X_l(x, y)$ 处, 沿血管横截面方向的亮度轮廓和边缘轮廓显示在图 5 中. 点 $X_l(x, y)$ 处的中心点估计可通过分析线段 \bar{l} 截取的轮廓灰度数据 $\{I_e(l_k) | k = 1, \dots, 2\sigma_n\}$ 和亮度数据 $\{Z(l_k) | k = 1, \dots, 2\sigma_n\}$ 得到. 如果令图像中血管的最大直径为 $2\sigma_n$, 那么中心点定位算子写作:

$$k = \underset{k=1,2\sigma_n}{\operatorname{argmax}} \left\{ \frac{Z(l_k)}{2w + 1} \sum_{l=k-w}^{k+w} [I_e(l_u) + I_e(l_v)] \right\} \quad (11)$$

其中各变量满足 $w = \min(2\sigma_n - k, k - 1)$, $(u + v) / 2 = k$. 式 (11) 中, 如果当 $k = j$ 时有最大值, 那么 l_j 对应的点为 $X_l(x, y)$ 处的血管中心, 上式利用了统计均值和亮度控制的搜索技术. 实验中, 中心点估计是伴随跟踪过程同步进行的, 利用公式 (11) 进行中心点优化后, 经插值连接和平滑后可获取血管中心线.

5 实验与分析

本实验共采集了 4 套冠脉 XRA 图像序列 (DICOM-2.0 格式), 并从每套序列中任意选择 2 幅图像构成四组比较实验, 图像尺寸为 $512 \times 512 \times 8 \text{ Bit}$, 采用 Matlab 7.0 编制算法.

血管提取的主要步骤为: (1) 将图像转变为位图格式并调整图像灰度: 血管目标为高亮区域, 背景为低暗区域; (2) 计算多尺度血管特征图 Z 、方向场 V , 取阈值 T_z 并二值化血管特征图后, 获取血管初始骨架 C_z . 该过程消耗时间为 $\text{time} \leq 48 \text{ s}$ (3) 手工选择跟踪目标上的初始点 X_0 ; (4) 设定探测器直径 (介于血管最大直径和最大半径之间) 后, 进行血管跟踪, 跟踪模型获取决策点 X_l 后, 进行中心点优化、插值连接、生成中心线. 上述跟踪过程随血管长度的不同, 消耗时间仅为几秒.

为验证基于 MFM 的 PTM 的实际效果, 实验建立了两种评估手段: 第一, 用 Schrijver 的跟踪结果与 MFM-PTM 的跟踪结果进行比较并给主观评价: 包括血管提取的长度、大曲率处的稳定性; 第二, 对原始图像施加随机噪声后, 比较算法抗噪性能.

血管提取结果图 6 和统计表 1 可见: 在抗噪性、血管提取长度方面, 基于 MFM 的 PTM 提取结果 (a1~c1)、(a3~c3) 明显优于 Schrijver 的算法跟踪结果 (a2~c2)、(a4~c4). 结合表 1, $\sigma = 0$ 条件下, 采用 MFM-PTM 的识别算

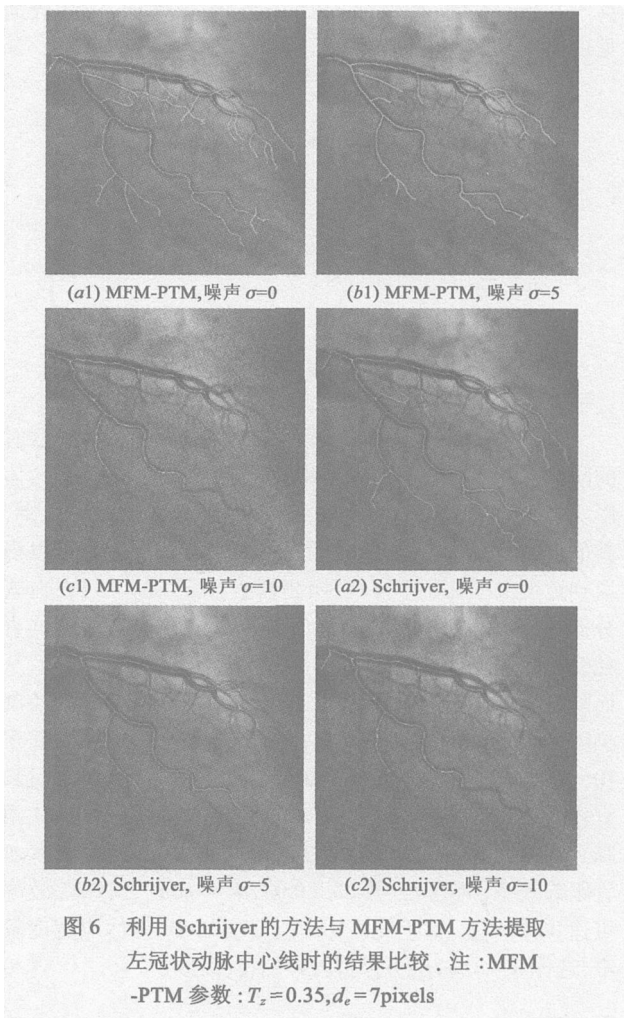


图 6 利用 Schrijver 的方法与 MFM-PTM 方法提取左冠状动脉中心线时的结果比较. 注: MFM-PTM 参数: $T_z=0.35, d_c=7\text{pixels}$

法跟踪 XRA 1 1~XRA 4 2 时, 提取出的血管长度分别占实际长度的: $2422/2900 = 83.5\%$ 、 $3202/3561 = 89.9\%$ 、 $2622/3102 = 84.5\%$ 、 $1511/1710 = 88.4\%$, 普遍高于 Schrijver 的结果; 新算法提取的总长度平均增加 9.13%. 并且, 在噪声增加情况下, 依然好于经典方法的提取结果: $\sigma = 5$ 、 $\sigma = 10$ 条件下, MFM-PTM 跟踪 XRA 1 1 得到的血管长度分别占总长度的 $2079/2900 = 71.7\%$ 、 $1889/2900 = 65.1\%$, 高于 Schrijver 的 64.8%、57.2%; 其它图像类似, 详尽数据

表 1 血管跟踪结果比较 ($T_z = 0.35, d_c = 7$)

比较项目 图像序列	\bar{L}	$\Sigma L; \sigma = 0$			$\Sigma L; \sigma = 5$			$\Sigma L; \sigma = 10$		
		Schrijver	PTM	$\nabla(\Sigma L)$	Schrijver	PTM	$\nabla(\Sigma L)$	Schrijver	PTM	$\nabla(\Sigma L)$
No. 1 XRA 1 1 ...	2900	2203	2422	+ 219	1880	2079	+ 199	1659	1889	+ 230
No. 2 XRA 2 1 ...	3561	3112	3202	+ 90	2861	3010	+ 149	2008	2230	+ 222
No. 3 XRA 3 1 ...	3102	2371	2622	+ 251	2023	2301	+ 278	1903	2033	+ 130
No. 4 XRA 4 1 ...	1710	1312	1511	+ 199	1276	1369	+ 93	1088	1203	+ 115
平均增加长度%				+ 9.13%			+ 9.04%			10.97%

注: 图像尺寸: $512 \times 512 \text{ pixels}$; σ : 噪声方差; ΣL : 血管总长; \bar{L} : 血管实际长

见表 1.

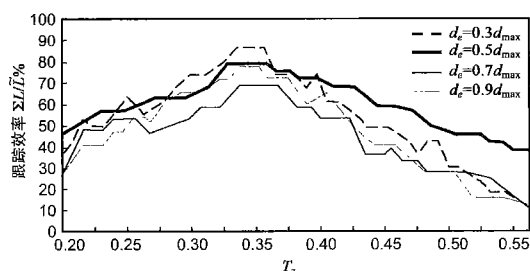


图 7 统计比较不同阈值参数 T_z 和探测器直径 d_e 对血管跟踪效率 (血管提取率) 的影响

在各种可能影响跟踪结果的因素中, 血管特征提取时的阈值 T_z 以及跟踪时刻探测器直径具有较大作用. 具体影响如下: 参数 $T_z \in (0, 1)$ 的设置控制血管提取的范围, 其值较大时只能提取到血管的主杆和根部, 反之则可以提取到更大范围的血管网络; 探测器直径 d_e 较大时, 在血管分支或节点处有较大的跟踪误差, 反之, 较小的探测器直径会较大程度受骨架线局部不规则形状和噪声的影响, 从而降低血管跟踪的效率. 参数选择对实际跟踪结果的控制见图 7. 实验所采用的图像中, 血管最大直径 d_{max} 通常介于 10~13 像素, 探测器直径采用 $d_e = 0.5 d_{max} \sim 0.7 d_{max}$ 时具有较高的跟踪效率. 如果用不同参数条件下 MFM-PTM 跟踪到的血管骨架 ΣL 占血管实际总长度 \tilde{L} 的比率表示血管跟踪效率, 则当 $T_z = 0.35 \pm 0.03$, $d_e = 0.3 d_{max}$ 时跟踪效率可达 80% 以上. 鉴于 $d_e = 0.3 d_{max}$ 对应的 T_z 可适应宽度较窄, 选择 $d_e = 0.5 d_{max}$ 可保持较好的鲁棒性.

6 结论

针对 XRA 图像的血管提取, 本文提出了一种基于多特征测度 (MFM) 的概率跟踪模型 (PTM), 并在血管跟踪过程中采用特定大小的圆周探测器控制并引导跟踪模型沿血管段提取血管. 实验结果说明两点: 第一, 基于 MFM 的 PTM 具有较好的鲁棒性. 除具有一定的抗噪性能之外, 对较大曲率的血管和伪轮廓也有较好的抗干扰能力; 实验在不同高斯噪声和探测器半径下, 对 Schriever 的血管跟踪的长度和本文方法的跟踪长度进行的对比是有效的, 且不同探测器半径的中心线提取误差能够控制在一定程度下. 第二, 自动化程度很高: 给定跟踪的初始目标后, 后续过程是全自动执行的——零噪声条件下全套图像的轴线提取效率超过 80%, 高于经典方法的 75%. 本文仍然存在的不足方面是探测器尺度的决策依赖于跟踪之初的主观选择. 因此, 在今后的研究中力求提出自适应的探测器直径决策算法, 同时深入冠脉重建与运动跟踪方面的研究工作.

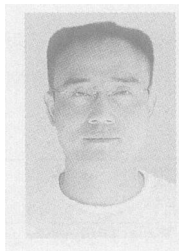
参考文献:

- [1] Cemil Kibas, Francis K H Quek. Vessel extraction techniques and algorithms: a survey [A]. Proceedings of the

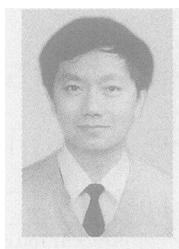
Third IEEE Symposium on Bioinformatics and BioEngineering (BBE) [C] [OL]. 2003. 238–245. <http://vis.kh.cs.vt.edu/review/extraction.htm> 2005-4-15.

- [2] Cemil Kibas, Francis K H Quek. A review of vessel extraction techniques and algorithms [J]. ACM Computing Surveys (CSUR), June 2004. 36(2): 81–121.
- [3] Marc Schriever, Cornelis H. Slump. Automatic segmentation of the coronary artery tree in angiographic projections [A]. Proc. of Proc. ISC 2002 [C]. Veldhoven, the Netherlands. Nov. 28–29, 2002. 449–464.
- [4] Park S, Lee J, Koo J, Kwon O, Hong S. Adaptive tracking algorithm based on direction field using ML estimation in angiogram [A]. Proc. of Speech and Image Technologies for Computing and Telecommunications (TENCON'97) [C]. Brisbane, Australia, 1997. Vol. 2. 671–675.
- [5] Alexandra LaCruz. Accuracy evaluation of different centerline approximations of blood vessels [A]. IEEE TCVG Symposium on Visualization 2004 [C]. Eurographics Association, Konstanz, Germany. May 19–21, 2004. 1–11.
- [6] A F Frangi, W J Niessen, K L Vincken, M A Viergever. Multiscale vessel enhancement filtering [A]. In Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI) [C]. Berlin, Springer, number 1496 in Lecture Notes in Computer Science. 1998. 130–137.
- [7] Jiri Hladuvka, Andreas König, Meister Eduard, Grollier. Exploiting eigenvalues of the Hessian matrix for volume determination [A]. Proceedings of the 9th International Conference in Central Europe on Computer Graphics (WSCG) [C]. Visualization and Computer Vision 2001, Austria, February 2001, Vol. 1. 124–129.

作者简介:



周寿军 男, 1971 年生于兰州, 1993 年、2000 年、2004 年分别于空军工程大学导弹学院、兰州大学电信系、原解放军第一军医大学生物医学工程系获得学士、硕士、博士学位, 1993~1997 年在空军 94921 部队工作. 2004 年至今在北京理工大学光电工程系做博士后工作, 主要研究方向是医学图像处理. E-mail: shoujz@bit.edu.cn; shoujz@163.com



王涌天 男, 1957 年生于北京, 北京理工大学光电工程系教授、博士生导师, 主要研究领域: 虚拟现实和增强现实, 医学图像处理和手术导航. E-mail: wy@bit.edu.cn