

利用模糊识别算法分析 冠状动脉造影图像中的血管结构

江贵平¹⁾ 周寿军²⁾

¹⁾(南方医科大学生物医学工程学院 广州 510515)

²⁾(北京理工大学光电工程系 北京 100081)

摘 要 定性与定量地描述冠状动脉血管,很大程度依赖于造影图像中的血管结构识别结果.对此,该文提出了一种多特征模糊识别算法判别血管结构.实现过程中,首先通过图像预处理获得血管初始特征,然后利用一圆周探测器沿血管路径扫描并获取多种局部测度;在定义各种局部测度的多特征模糊子集及其隶属度函数之后,通过构造模糊识别算子准确地判别血管的端、段、分支和交叉结构.该方法在仿真血管模型和多套实际冠状动脉造影图像上获得了较好的效果,对实际图像的结构识别平均正确率达到 92.60%.

关键词 冠状动脉;X射线造影(XRA);血管结构判别;模糊识别算法

中图法分类号 TP391

Analyzing the Structures of Coronary Artery Trees in Angiogram Images Based on Fuzzy Recognition Algorithm

JIANG Gui-Ping¹⁾ ZHOU Shou-Jun²⁾

¹⁾(School of Biomedical Engineering, Southern Medical University, Guangzhou 510515)

²⁾(Department of Opto-Electronic Engineering, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081)

Abstract The qualitative and quantitative description of coronary artery depends largely on inferring the artery tree structure in the angiograms. In this paper, an algorithm of Multi-feature based fuzzy recognition is proposed to infer vessel structure in the angiograms. In the implementation, the initial vessel features are attained by preprocessing the original image, and then a circle-detector is used to scan and calculate multi-feature metrics along the vessel path. After defining the membership degree of the multi-feature metrics, a fuzzy operator is constructed to infer the vessel structures, i. e., the distal ends, segments, bifurcations and crossovers of the artery tree. The algorithms perform well in a simulated phantom, and the ratios of structure identification reach on average to 92.60% in the clinical angiograms.

Keywords coronary artery angiogram; X-Ray Angiogram (XRA); vascular structure inferring; fuzzy recognition algorithm

1 引 言

在造影图像中识别冠状动脉树(Coronary Artery

Tree, CAT)结构具有重要的研究意义:首先,从 XRA 图像中分割出 CAT 的局部和全局结构是诊断心脏疾病的重要手段;其次,精确血管分割与识别对于定性和定量描述 CAT 结构、心血管真三维重建、运动

估计也具有重要作用. 与血管结构识别密切相关的研究领域涉及血管提取、分割、测量、中心线估计等内容. 本文提出的血管结构判别算法意在解决基于跟踪^[1-4]的血管提取算子在跟踪路径中遇到的复杂结构形态问题, 所不同的是跟踪顺序和路径已指定为血管骨架线.

血管结构识别的主要方法可分为两类: 基于特征测量的方法^[1-5]和模型匹配法^[8-10]. 特征测量方法主要利用了血管的截面轮廓、脊、血管走向等特征判别血管结构. 比如: Marc 等^[1]利用血管跟踪的技术构造了圆周轮廓函数, 并获取轮廓函数的局部响应极大值, 其中所有极大值都代表一个可能的血管走向, 并沿某一分支探测血管. Enrico 等人^[6]利用模糊 C 均值和一种气泡分析法跟踪并识别血管的截面轮廓. 由于噪声和伪边缘的干扰, 截面轮廓的连续性受到极大挑战. 在该问题的解决中, Yannis 等^[7]提出了严格定义的模糊 C 均值聚类算法跟踪血管轮廓: 截面轮廓上的点属于或不属于“血管”被赋予了模糊隶属度并由聚类算法进行跟踪和识别. 模型匹配法主要利用各种形态的局部模型来模拟局部血管结构, 存在的主要问题是计算速度较慢, 比如: Li 等^[8,10]提出了一种多特征高斯叠加模型, 利用似然信息和代价函数来选择模型的最佳尺寸, 并迭代逼近目标.

采用特征测量法识别血管, 通常先对原始图像进行预处理以提取血管特征, 然后在跟踪的过程中通过测量函数判断血管结构, 它避免了多尺度匹配和区域连接问题^[10], 因此具有较模型匹配法更快的速度. 然而, 特征测量法依然面临测量函数不易反映复杂的结构形态这一难题^[7].

利用特征测量法跟踪并判断血管结构时, 本文综合利用了血管预处理、特征监测、先验知识等手段进行识别. 首先, 利用 Hessian 特征值分析算法^[11-12]和方向滤波器^[12-13]技术, 经过多尺度血管特征提取和增强后获得血管图、矢量场和特征骨架. 其次, 结合 Gabor 能量描述子^[14], 血管的形状和方向特征能够被准确测量和描述, 而且避免了血管分支处信号较弱带来的局部断开情况. 最后, 在获取各种血管局部相似性测度之后, 本文给出了基于多特征的模糊识别算法, 并通过实验获得了预期的效果.

2 方 法

2.1 图像预处理

将一幅原始 XRA 图像中的血管目标和背景分

别改变为高亮值和低暗值后可得到一幅初始造影图像. 图像高阶微分特性能够提供较理想的血管亮度特征. 为此, Alejandro 等^[12]建立了基于 Hessian 矩阵的特征值的血管属性判据. Hessian 矩阵由图像 I 关于某一点 (x, y) 的二阶偏导数构成: $\mathbf{H} = [I_{xx}, I_{xy}, I_{yx}, I_{yy}]$. 空间一点 x_0 是否属于血管, 可利用 Hessian 矩阵的特征值进行分析. 针对初始图像中不同粗细的血管, 利用不同尺度的高斯核的二阶偏导数卷积造影图像后, 最大响应结果对应的尺度即为探测到的血管宽度. 另外, 矩阵 \mathbf{H} 的最小特征值 $|\lambda_2|$ 对应的特征矢量 \mathbf{V}_2 即为血管的方向场. Alejandro 利用该特征值给出了一种血管函数; 本文假设图像中血管和背景分别为亮、暗区域, 且点 (x, y) 的特征值满足 $|\lambda_1| > |\lambda_2|$, 则血管函数表示为

$$Z(\lambda_1, \lambda_2) = \begin{cases} 0, & \lambda_1 > 0 \\ \exp\left(-\frac{R_B^2}{2\beta^2}\right) \left[1 - \exp\left(-\frac{S^2}{2c^2}\right)\right], & \lambda_1 \leq 0 \end{cases} \quad (1)$$

上式中 $R_B = \lambda_1 / \lambda_2$, $S = \sqrt{\lambda_1^2 + \lambda_2^2}$, 并取 $\beta = c = 0.5$. 针对多尺度情况, 只需计算:

$$\hat{Z}(\sigma_n) = \max_{\sigma=n_1, n_2, \dots, n_k} Z(\lambda_1(\sigma)) \quad (2)$$

上式中, n_1, n_2, \dots, n_k 为尺度因子, 对应于血管半径的范围; 特征值对应的特征矢量为 $\mathbf{V}_1, \mathbf{V}_2$, 并分别对应于局部垂直和平行于血管路径的方向矢量. 利用该函数作用于整幅血管造影图像后, 血管强度分布如图 1, 不妨称为“血管特征图”. 图 1 的血管特征图中, 多处窗口显示了血管分支处强度很弱、几乎断离的情况. 该结果一定程度上影响着血管结构的正确识别. 本文在血管特征测量与结构识别算法设计中, 将 Gabor 滤波器^[14]作用于血管轴线上的各个观察点, 滤波器响应最大的方向便为局部血管方向, 从而有效避免了上述问题对结构判别的影响. Gabor 滤波器函数构造如下:

$$\phi(X_0) = \frac{\sum W_{i,j}(\omega, \theta, S) \cdot I_{\langle X_0 \rangle_S}(i, j)}{\sum W_{i,j}(\omega, \theta, S)} \quad (3)$$

其中, $W_{i,j}(\omega, \theta, S)$ 为 Gabor 掩膜函数, 具有可变的频率带宽 ω 、方向 θ 和尺度 $S = M \times N$, 且有 $-Z_{X_0} \leq W_{i,j}(\omega, \theta, S) \leq Z_{X_0}$. 因此, 式(3)满足: $-1 < \phi(X_0) < 1$. 掩膜与图像进行相关时, 每一点对应尺寸的区域中血管的特性如果和掩膜相近, 则有最大响应输出. 令 $\tilde{W} = W / \sum W$, 式(3)可归一化为 $0 \sim 1$ 之间, 最大响应输出表示为: $\tilde{\phi}(X_0) = \max_{\omega, \theta, S} (\tilde{W}_{\omega, \theta, S} \cdot I_{\langle X_0 \rangle_S})$, 其中 θ 取血管方向场中点 X_0 的对应值 $V_2(X_0)$ 时, 可

极大地减少计算时间. 实际处理中, 作为预处理手段, 血管相似性函数作用于整幅图像分析血管的亮度特征和方向矢量; 而 Gabor 响应函数作用于血管轴线上的各个观察点, 并测量血管的局部强度和方向响应.



图 1 提取原始血管造影图像(左)的血管特征图(右)(矩形窗标出存在血管局部特征消失或消弱的区域)

2.2 血管结构判别

在不同成像角度下, 冠状动脉空间结构的二维投影具有复杂的形态. 因此局部血管的测量采用一个圆周探测器沿血管路径扫描, 并进行逐点测量与结构判别. 结构识别时利用多种局部特征数据进行测量, 包括圆周探测器与血管轴线的交点 P_m ($m=1, 2, \dots, M_t$ (也称为扫描点, 如图 2 中 (b) 和 (c)))、特征图或交点 P_m 处的亮度特征 \hat{Z}_m 、探测器中心 O_t 到点 P_m 的矢量 $\mathbf{V}_{O,m}$ 、Gabor 滤波器响应 $|\tilde{\psi}_m| \exp(j\theta_{m,t})$ 、血管方向场 \mathbf{V}_m . 上述测量数据构成了血管的多特征测度 (Multi-Feature Measure, MFM).

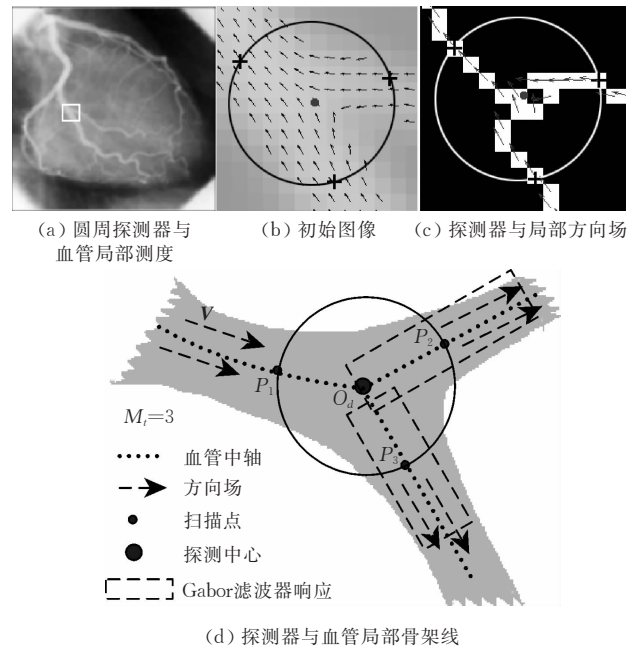


图 2 利用圆周探测器测量血管局部结构示意图

(1) 多特征测度和模糊隶属度

圆周探测器沿血管路径顺序搜索时, 在 t 时刻与骨架 C 的关系如图 2(d) 所示. 局部 MFM 是模式分类和模糊识别算法的依据. 针对不同模式, 点 P_m 处 MFM 的各子项对模式分类的贡献各有侧重: (1) t 时刻探测器获取的交点数 M_t 与当前真实血管模式 i 的关系为 $M_t > i$, 具体说: 血管末梢处 $M_t \geq 1$, 血管段处 $M_t \geq 2$, 血管分支处 $M_t \geq 3$, 血管交叉情况下有 $M_t \geq 4$. 不妨称 M_t 为 t 时刻的伪模式. (2) 交点处的特征 \hat{Z}_m 反映了血管亮度. (3) 除了局部血管平行情况之外, P_m 到探测中心的矢量与该点方向矢量的相位差是 $\arg |\angle(\mathbf{V}_{O,m} - \mathbf{V}_m)| = 0$, 且该点处 Gabor 滤波器沿 $\mathbf{V}_{O,m}$ 方向有较大响应.

利用 MFM 及其关系进行血管的局部模式判别时, 我们令 $n=1, 2, 3, 4$ 分别代表血管的末梢、段、分支、交叉 4 种局部结构模式. 在跟踪的第 t 步, 当扫描点 P_m 的特征 $\{M_t\}, \{|\tilde{\psi}_m|\}, \{\mathbf{V}_{O,m}\}$ 被看作第 n 类模式的模糊子集时, 各特征对应的模糊隶属度可以写为

$$\mu_{M,n} = \begin{cases} \exp\left[\frac{(M_t - n)^2}{-\sigma_M^2}\right], & M_t \geq n \\ 0, & M_t < n \end{cases} \quad (4a)$$

$$\mu_{V,n}(m) = \exp\left[\frac{(1 - |\cos(\angle \mathbf{V}_{O,m} - \angle \mathbf{V}_m)|)^2}{-\sigma_v^2}\right] \quad (4b)$$

$$\mu_{\tilde{\psi},n}(m) = \exp\left[\frac{(|\tilde{\psi}|_{\max} - |\tilde{\psi}_m|)^2}{-\sigma_{\tilde{\psi}}^2}\right] \quad (4c)$$

其中, $\sigma_M=2, \sigma_v=\sigma_{\tilde{\psi}}=1, |\tilde{\psi}|_{\max} = \max_{m=1:N_t} (|\tilde{\psi}_m|)$. 上述隶属度函数反映了血管局部特征的基本属性, 即树结构、平滑性、方向性. 结构函数 (4a) 较大程度决定结构的分类的结果; 平滑函数 (4b) 和方向函数 (4c) 从两方面分别反映血管的相似度; 各类模式下, 圆周探测器中心 O_t 至点 P_m 的矢量 $\mathbf{V}_{O,m}$ 与 P_m 处的方向场平行, 我们采用相角差的余弦测量方向 $(\angle \mathbf{V}_{O,m} - \angle \mathbf{V}_m)$ 的平滑性, 可以获得较大隶属度; 该方向函数能够减少由于血管预处理、噪声以及造影不均匀等特异情况的产生的血管断离和伪轮廓.

(2) 模糊识别算法

模式的判断取决于扫描点 P_m ($m=1, 2, \dots, M_t$) 上各类特征的联合测度, 基于多特征的模糊判别函数识别一点的真实结构时, 首先可以假设式 (4) 的计算结果的可信度受到特征强度 \hat{Z}_m 的影响——较细和较暗的血管分支在视觉和诊断上意义不大; 如果将特征强度 \hat{Z}_m 作为决策的风险, 则可采用可靠性系数 $\alpha_m = \hat{Z}_m / \sum_{i=1:M_t} \hat{Z}_i$ 有效控制权重, \hat{Z}_m 越大时, 可靠性

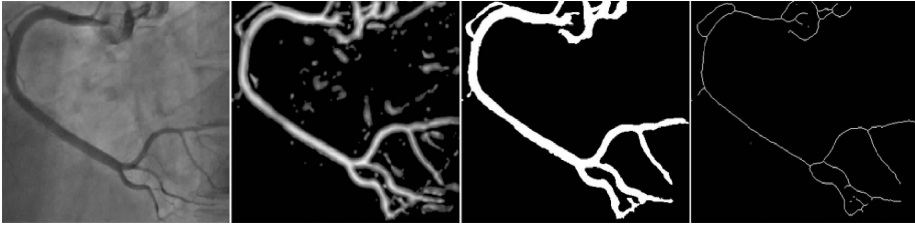
越大, 风险越小. 因此不难定义如下基于上述多特征模糊测度的血管结构判别公式.

令 $B_n (n=1, 2, \dots, 4)$ 对应于第 n 类模式的模糊子集, 且其作用于论域 Ω 上: $\Omega = \{M_t, \hat{Z}_m, |\tilde{\varphi}_m|, \angle V_{O,m} | m \in [1, M_t], Z_m \in [0, 1], |\tilde{\varphi}_m| \in [0, 1], \angle V_{O,m} \in [0, 2\pi], t \in \mathbb{R}^T\}$. 那么, 探测到的第 t 个状态集 $\{X_t, P_m | m=1, 2, \dots, M_t\}$ 属于第 n 类模式的隶属度为

$$\begin{aligned} \mu_{B,n} &= \omega_1 \cdot \mu_{M,n} + \omega_2 \cdot \sum_{m=1;M_t} \alpha_m \cdot \mu_{V,n}(m) + \\ &\quad \omega_3 \cdot \sum_{m=1;M_t} \alpha_m \cdot \mu_{\tilde{\varphi},n}(m) \\ &= \omega_1 \cdot \mu_{M,n} + \\ &\quad \sum_{m=1;N_t} \alpha_m \cdot [\omega_2 \cdot \mu_{V,n}(m) + \omega_3 \cdot \mu_{\tilde{\varphi},n}(m)] \end{aligned} \quad (5)$$

上述加权求和的构造形式考虑到了各特征的差异, 加权系数满足 $\sum_{j=1;3} \omega_j = 1$; 可靠性系数满足 $\sum_{m=1;M_t} \alpha_m = 1$, 参数 α_m 通过血管特征强弱控制隶属度的计算.

沿血管中心线探测血管结构过程中, 不断产生多特征样本模糊集, 定义 1 通过风险因子与加权求和的方式给出了多特征模糊集合对第 n 类模式的隶属度计算公式. 依据隶属度的最大贴近度原理, 样本集的分类识别定义如下.



(a) 原始造影图像 (b) 提取特征图 (c) 二值化结果 (d) 细化结果

图 3 预处理过程中提取右冠状动脉骨架线

实验手段与评价方法如下: (1) 标记血管段的扫描(结构探测)顺序: 将预处理得到的血管树链码按由低到高的级别分解为多条血管段, 并记录每条血管的起点和终点, 用链码的形式存储每一条血管段. 不失一般性, 如果用 b_k 代表第 k 级血管的数量, 那么左冠状动脉树可探测到 $b_1=1$ 段的一级血管、 $b_2=2$ 段的二级血管、 $b_3=6 \sim 9$ 段的三级血管以及更多的四级和五级血管段; 右冠状动脉有较长的 1 段一级血管、2~4 段二级血管、更多的三级和四级血管. 因此通常的一幅动脉树 T_{CA} 可用链码段表示为: $T_{CA} = \{r_{1,b_1}; r_{2,1}, r_{2,2}, \dots, r_{2,b_2}; \dots; r_{k,1}, r_{k,2}, \dots, r_{k,b_k} | r_{k,b_k} = [(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_t, y_t)] | t =$

在相同论域 Ω 下, 令 $B_i (i=1, 2, \dots, 4)$ 代表第 i 类血管结构的模糊子集, 如果模糊集合 A 可具体化为状态序列的当前模式, 当满足 $\mu_{B,m} = \max_{i=1,2,\dots,4} \{\mu_{B,i}\}$, 则模糊集合 A 最接近模式 B_m .

3 实验结果与分析

原始数据来自首都医科大学附属朝阳医院心脏中心的两套采集设备: GE INC (INNOVA 2000) 和 PHILIPS H5000. 图像中既有健康的又有病态的冠状动脉, 并涵盖临床中常见的各种成像条件. 实验利用了 3 套实际采集的左冠状动脉(LCA)图像序列 XRA1~XRA3、1 套右冠状动脉(RCA)序列 XRA4、一幅 RCA 仿真图像, 从每套实际序列中选择 6 幅图像(尺寸: $512 \times 512 \times 8$ 比特), 共计 24+1 幅图像参加实验. 代码由 Matlab7.0 编制.

实验内容包括: 利用仿真动脉血管(SAV)模型验证模糊识别算法; 基于模糊识别算法的临床 XRA 图像血管结构判别. 结构判别前的预处理过程包括: 将造影图像转变为规定尺寸; 调整图像中血管目标灰度为高亮值, 背景灰度为低暗值; 计算多尺度血管特征图 \hat{Z} 、方向场 \mathbf{V} , 并对特征图二值化和细化, 获取初始骨架 C_E . 上述预处理过程的时耗为 30.034s, 效果如图 3 所示.

$length(r_{k,b_k})\}$. (2) 按照血管树链码顺序, 圆周探测器逐点、顺序探测各种血管特征测度, 并识别血管结构. (3) 由资深的心内科医生逐点评价识别的结果.

仿真血管(SAV)对于演示、测量和算法评估具有非常重要的意义. 在背景灰度为零的图像中, 仿真模型的构造利用了变尺度和强度的二维高斯函数沿特定的血管骨架线逐点卷积生成, 结果如图 4 所示. 仿真和实际血管结构识别实验中, 可靠性系数一般选择 $\alpha_m = 1/M_t$. SAV 中标注有感兴趣血管点, 矩形窗口中的结构判别结果比较如表 1 所示. 表 1 给出了 X_t 对应各点处的实际血管模式, 除了空间形态特异性点 N_4 之外, 计算结果 B_m 与真实血管模式一致.

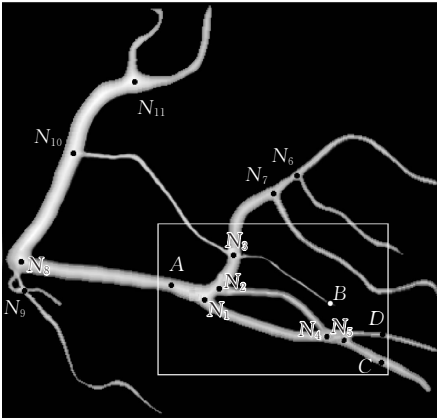


图 4 右冠状动脉仿真血管 SAV

表 1 SAV 中感兴趣点的伪模式、隶属度与结构判别结果的比较

X_i	血管真实模态	M_i	$\mu_{B,1}(X_i)$	$\mu_{B,2}(X_i)$	$\mu_{B,3}(X_i)$	$\mu_{B,4}(X_i)$	B_m
B	末梢	1	0.5312	0.1729	0.2301	0.1090	1
A	段点	2	0.1219	0.6941	0.1090	0.0912	2
C	段点	2	0.1051	0.5503	0.1988	0.0933	2
D	段点	2	0.0991	0.5074	0.1794	0.0112	2
N ₁	分支点	3	0.1241	0.2001	0.6192	0.5731	3
N ₂	分支点	3	0.0901	0.1020	0.7787	0.5981	3
N ₃	交叉点	4	0.0544	0.1120	0.6900	0.6013	4
N ₄	交叉点	4	0.1040	0.2701	0.5732	0.4309	3
N ₅	交叉点	4	0.0991	0.2123	0.5979	0.6309	4

针对实际 CAT 结构分析,表 2 分别统计了 CAT 不同级别血管段的识别的效率.对应于各级血管段,在原始噪声条件下,模糊识别算法对 CAT 的第 1、2 级血管段逐点的识别正确率接近 100%;对第 3、4、5 级血管段逐点进行识别的平均正确率分别高于 85%以上;总体正确率分别达到 92.60%.由于较危险的和对心功能影响较大的病灶多出现在较大的初级血管段上.本文所提出的方法对于 CAT 三维重建方面的价值主要反映在识别算法对特异性结构(如血管分支点)和非特异性结构(如交叉点)的分辨力和判别效率,对此我们统计了表 3 的结构分类识别情况:表中统计出心脏 LCA 与 RCA 平均分支数分别为 10.4 与 7.1,数量误差小于 1.2;并且上述结果符合医生临床测量的实际情况.

表 2 血管结构识别的效果比较

分类	序号	\bar{L}	$(T/(T+F))/\%$			
			$k=1$	$k=2$	$k\geq 3$	平均
LCA	01~06	3110	100	97.17	89.16	90.41
LCA	07~12	3281	100	97.01	90.71	93.02
LCA	13~18	3406	100	98.82	85.98	91.95
RCA	19~24	2239	100	98.91	91.01	95.03
SAV	S_0	2565	100	98.29	97.32	98.03
$\frac{1}{24} \sum_{i=1,24} (\bullet)$		3014	100	97.98	89.23	92.60

注:图像尺寸为 512×512;识别正确率为 $T/(T+F)$ (T 为正确的结构数, F 为错误的结构数);血管长度为 \bar{L} ;血管段级别为 k .

表 3 血管结构识别分类比较

分类	图像	平均 耗时/s	分支点 平均数	分支点 平均误差	交叉点 平均数	交叉点 平均误差
仿真	1	4.03	8.0	0	3.0	0
LCA	18	5.27	10.4	1.2	4.3	0.5
RCA	4	4.47	7.1	1.0	3.2	0.4

4 总 结

针对血管跟踪、冠脉的真三维重建、血管病灶识别等研究课题,血管结构识别具有非常重要的研究意义.在解决这一挑战性的问题中,Marc^[1]和 Li^[8,10]的方法存在诸多限制:前者依据普通的统计测量函数进行一般性血管分支点判断,不能处理其它节点类型;后者采用复杂的高斯叠加模式模拟局部复杂血管形态时,随着模拟形态越多,算法复杂性也越高,而且棘手的 ML 和 EM 参数估计问题使得该方法步履艰难.本文所提方法的步骤为:(1)对图像进行预处理,计算各类血管特征;(2)利用圆周探测器沿血管路径扫描并获取它与血管骨架线交点处的血管特征和测度关系;(3)最后通过定义各类特征的模糊集合、隶属度公式,从而给出血管的结构判别公式.为有效评价上述技术的性能,实验给出了二维 CAT 仿真血管模型并结合医生的主观评分手段,通过对多套临床获取的动脉树造影图像进行处理,取得了较好的效果.

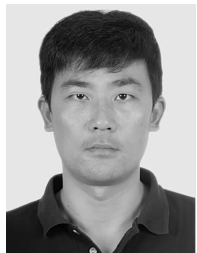
本文提出的方法是在血管骨架线(轴线或中心线)已知的基础上提出的,因此并未涉及血管的中心线和节点定位精度问题.本方法完全可以在精确定位血管中心点和中心线之后进行识别,并仍然能够保证识别的效率.这一优势已在基于仿真图像的中心线的结构识别结果中得到验证.模糊识别算法原理中对探测器中心的定位只要求位于二值和细化后的骨架线上,从而规定了探测中心位于血管上.本文提出模糊识别算法力求解决多特征条件下的血管复杂局部结构的识别问题,主要成功之处在于结构识别结果符合临床的和解剖学的依据.

仍然存在的不足方面是多尺度问题的解决部分依赖圆周探测器半径的主观选择,多尺度问题也是 Li 等^[8,10]略感遗憾之处.因此,在今后的研究中力求提出自适应的多尺度解决方案,同时进一步探索血管的病灶识别和冠脉运动跟踪方面的工作.

参 考 文 献

[1] Marc S, Cornelis H S. Automatic segmentation of the coro-

- nary artery tree in angiographic projections//Proceedings of the ProRISC 2002. Veldhoven, 2002: 449-464
- [2] Can A, Shen H, Turner J N, Tanenbaum H L, Roysam B. Rapid automated tracking and feature extraction from retinal fundus images using direct exploratory algorithms. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 1999, 3(2): 125-138
- [3] Park S, Lee J, Koo J, Kwon O, Hong S. Adaptive tracking algorithm based on direction field using ML estimation in angiogram//Proceedings of the IEEE Conference on Speech and Image Technologies for Computing and Telecommunications, 1997, 2: 671-675
- [4] Hong S, Charles V S, Badrinath R. Optimal scheduling of tracing computations for real-time vascular landmark extraction from retinal fundus images. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 2001, 5(1): 77-91
- [5] Chia L T, Chia L, Charles V S, Howard L T, Badrinath R. Model-based method for improving the accuracy and repeatability of estimating vascular bifurcations and crossovers from retinal fundus images. *IEEE Transactions on Information Technology for Biomedicine*, 2004, 8(2): 122-130
- [6] Grisan E, Pesce A, Giani A, Foracchia M, Ruggeri A. A new tracing system for the robust extraction of retinal vessel structure//Proceedings of the 26th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. San Francisco, 2004, 1(3): 1620-1623
- [7] Yannis A T, Stavros M P. A fuzzy vessel tracing algorithm for retinal images based on fuzzy clustering. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1998, 17(2): 263-273
- [8] Li W, Abhir B. Detecting branching structures using local Gaussian models//Proceedings of the Medical Image Understanding and Analysis (MIUA). Coventry, UK, CS-RR-385, 2001
- [9] Abhir B, Roland W. Estimating local and global structure using a Gaussian intensity model//Proceedings of the Medical Image Understanding and Analysis (MIUA). Springer Berlin/Heidelberg, 2001
- [10] Li W, Abhir B, Roland W. Robust modelling of local image structures and its application to medical imagery//Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition. 2004, 3: 534-537
- [11] Jiri H, Andreas K, Meister E G. Exploiting eigenvalues of the Hessian matrix for volume decimation//Proceedings of the 9th International Conference in Central Europe on Computer Graphics, Visualization and Computer Vision. University of West Bohemia, Czech Republic, 2001, 1: 124-129
- [12] Alejandro F F, Wiro J N, Koen L V, Max A V. Multiscale vessel enhancement filtering//Proceedings of the Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Berlin: Springer Verlag, 1998: 130-137
- [13] Pajak R. Use of two-dimensional matched filters for estimating a length of blood vessels newly created in angiogenesis process. *Opto-Electronics Review*, 2003, 11(3): 237-241
- [14] Moreno P, Bernardino A, Santos-Victor J. Gabor parameter selection for local feature detection//Proceedings of the 2nd Iberian Conference on Pattern Recognition and Image Analysis. Estoril: Springer Verlag, 2005: 7-9



JIANG Gui-Ping, born in 1971, Ph.D., associate professor. His research interests include medical image processing and medical imaging.

ZHOU Shou-Jun, born in 1971, Ph.D., senior engineer. His research interests focus on biomedical engineering, especially in image analysis.

Background

This research is supported by the National Basic Research Program of China (973 Program) under grant No. 2003CB716100 called MIP973 and National Science Foundation of China under grant No. 60772120.

The grants aim to establish a set of fundamental theory and algorithms for medical image processing and electrophysiological signal processing, which are one of the most essential technical supports for the development of medical imaging equipments and electrophysiological devices.

The MIP973 is divided into 6 subprojects. This paper is an outcome of the image analysis group, one direction of the

fifth subproject-Intelligent Analysis and 3D Reconstruction of DSA. The angiography technique has been applied in clinic for more than 60 years, it is the critical method for non-invasive and interventional surgery navigation for cardiac cerebral vascular disease. But the 2D angiography image makes diagnosis and therapy very difficult, especially in spacial location of ducts. Therefore, true 3D reconstruction of vessels is the key point to solve the problem, which should includes automatic segmentation, recognition and reconstruction of vascular. This paper is the first step towards the goal.