

# 一种从 X 射线血管造影图像中自动分割冠状动脉的新方法

周寿军<sup>1,2,3</sup> 杨俊<sup>2</sup> 陈武凡<sup>1\*</sup> 王涌天<sup>3</sup>

(1. 南方医科大学生物医学工程学院, 广州 510515; 2. 广州市解放军 458 医院, 广州 510000; 3. 北京理工大学光电工程系, 北京 100081)

**摘要** 针对 X 射线造影(XRA)图像的分割, 首先分析了血管图像的基本特征和先验知识, 提出血管结构的多特征模糊识别(MFFR)算法; 然后提出基于先验知识引导的概率跟踪算子(PTO), 该算子能够迅速地跟踪动脉血管树, 并能够跨过因干扰或预处理导致的血管局部消弱和断裂区域. 另外, 跟踪过程中同步地进行了血管中心线和宽度的精确测量. 为正确评价该方法, 分别利用真实造影图像和二维仿真动脉树进行实验评估, 结果表明该方法较传统方法高效, 一次选定跟踪的起点, 平均 92.7%的可见血管段或分支可以自动提取出来, 结构识别正确率平均达到 90.0%.

**关键词** 冠状动脉造影 血管跟踪 血管结构判别 概率跟踪模型

## 1 引言

分割并描述 X 射线造影(XRA)图像中的冠状动脉树, 对于血管的三维重建、测量和诊断具有重要的意义. XRA 图像的基本特征包括 3 方面: 一是由成像机理导致的特征, 如空间 X 射线锥形束穿过目标区域导致的投影图像畸变、扭曲; 二是由成像条件和环境导致的图像特征, 如呼吸、心脏搏动造成的伪影和各种噪声(如环境噪声和人体不同组织对 X 射线的不同衰减作用); 三是由被观察目标“血管”所决定的管状目标特性.

造影图像的分割的主要内容包括: 血管图像预处理、动脉树轴线估计和宽度测量等内容, 其中预处理用来增强血管目标、降低背景和噪声的影响. 在各种血管分割技术中<sup>[1]</sup>, 提取血管特征并利用血管先验知识构造算法模型能够有效地分割出血管造影图像中的血管树. 然而, 由于造影剂的分布不均和成像过程中的环境噪声以及复杂的血管形态(尤其是血管节点的多样性和大曲率的血管段), 血管树的分割具有极大的挑战性.

收稿日期: 2006-12-18; 接受日期: 2007-03-29

国家重点基础研究发展计划(批准号: 2003CB716101)、国家自然科学基金项目(批准号: 60772120)和国家自然科学基金重点项目(批准号: 30730036)资助

\*联系人, E-mail: [chenwf@fimmu.com](mailto:chenwf@fimmu.com)

基于血管跟踪的方法<sup>[2-10]</sup>进行血管分割时,通常采用一个局部算子作用于血管树的某个初始点并开始跟踪.不失一般性,跟踪模型的构造主要利用 3 种图像目标处理手段:其一,探测血管边缘,并利用边缘连续性信息构造跟踪算子<sup>[2-5]</sup>;其二,利用图像强度表面的脊,优化地逼近血管的中轴线<sup>[6,7]</sup>;其三,分析并获取连续的血管横截面的轮廓中心<sup>[6-10]</sup>,该应用多采用各种血管特征及血管先验知识,如:血管截面的轮廓中心、图像强度的脊,并结合连续的血管边缘、血管方向、局部宽度进行跟踪.基于跟踪的一类方法在跟踪的初始时刻通常规定相关的参数和变量,并在执行过程中周而复始地进行测量与决策.

在解决跟踪面临的实际问题时,Yannis等<sup>[9]</sup>利用了严格定义的模糊C均值聚类算法跟踪血管轮廓:截面轮廓上的点属于“血管”或“非血管”被赋予了模糊隶属度,并由聚类算法进行跟踪.其方法克服了人工初始化问题和复杂的轮廓建模问题,而且额外提供了评价探测效果的检测手段和血管分支、交叉的判别依据.然而遗憾之处在于:没能通过基于轮廓的模糊判别依据区分血管分支和交叉结构,因此无法对血管三维重建提供充分的支持.从评价血管跟踪的效率方面,Yannis等给出了理想的血管跟踪算法应具备的主要依据:(i)自动初始化,即跟踪的整个过程中应尽量避免人工交互参与;(ii)自动中止,即跟踪到在血管段结尾,或所有血管段已被提取和注册后应停止跟踪;(iii)自动定义血管中心线和边缘;(iv)有效处理血管节点(即血管的分支点或交叉点).

本文所采用的方法不仅充分接纳了Yannis等人提供的上述依据,还充分考虑了Frangi等人<sup>[11]</sup>对血管特征函数的描述:该函数是通过计算和分析图像的Hesse矩阵得到的,对于预处理造影图像并提取血管特征非常重要.Hesse矩阵中的各元素来自图像关于某一点的二阶偏导数,也就是该点的Taylor展开式的二阶项系数,它广泛应用在图像特征分析领域.以此为基础的特征值/特征矢量分析也发展得相当成熟,基本原理、方法、应用在文献<sup>[7,11,12]</sup>中有详尽描述.本文依据Hesse矩阵特征值设计了一种简洁的血管函数,不含人为给定的控制参数,因而能够自动进行处理.血管函数设计好需满足两个条件:(i)自动化性——要求最少的控制参数;(ii)能较好地增强血管目标、压制背景和噪声.此外,本文也涉及到低级处理算法,如:利用低阈值、细化等方法处理血管特征图,这使得血管亮度细节和连接信息产生部分损失;作为补偿,Gabor方向滤波器被用在血管结构探测中.考虑到Wink等人<sup>[13]</sup>利用该血管特征成功地构造了跟踪的最小代价路径函数,受此启发,本文利用最大后验概率函数构造了一种基于多特征测度的概率跟踪模型,获得了“最小代价”路径函数类似的跟踪效果.

为实现鲁棒的动脉树跟踪,在利用Hesse矩阵分析血管特征的基础上,本文提出了一种集知识引导和模糊识别于一体的、智能的、全自动的概率跟踪模型.文章内容主要包含特征提取、跟踪和结构判别 3 部分.第 2 节采用Hesse矩阵分析血管的亮度特征和方向特性;第 3 节顺序论述了血管跟踪的原理和算法,定义了各项血管局部测度,提出了概率跟踪模型(PTM)的后验概率形式和多特征模糊识别算法(MFFR).中心线优化和血管宽度测量算法在第 4 节进行了简要论述;经过第 5 节的系统实验和比较分析,第 6 节得出了恰当结论.

## 2 血管属性

在分割一幅冠状动脉XRA图像之前,首先分析血管的基本属性(即:各种血管特征和先验知识)尤为必要,包括:(i)血管连续性属性<sup>[2,8]</sup>,如方向连续性、亮度连续性、空间位置连续性;(ii)动脉树的基本拓扑结构,如弯曲、交叉、重叠、末梢.获取第 1 种基本属性时,可以直接

对原始血管图像取阈值, 粗略地获得图像中的血管. 但是这种手段多数情形下无法解决局部阈值和全局阈值的不一致问题<sup>[14]</sup>. 获取第 2 种基本属性时, 可以对亮度增强后的血管特征图二值化, 并细化得到血管的粗略骨架线, 进一步通过结构识别算法判断动脉树的各种局部结构.

如果对实际造影图像数据的灰度值取反, 使得血管目标和非血管背景的亮度分别为高、低数值, 那么图像的强度表面一点  $X(x, y)$  的 Hesse 矩阵<sup>[7,11,12]</sup>  $H(X) = [I_{xx}, I_{xy}; I_{yx}, I_{yy}]$  可以反映该点的曲率大小, 并且矩阵的特征值和特征矢量反映了图像在该点对应于血管亮度和方向的主要特征. 事实上原始图像  $I$  的二阶偏导数  $I_{ab}$  是由 Gauss 插值滤波器  $h_{ab}(x, \sigma)$  以给定血管尺度  $\sigma$  卷积原始图像得到. 由于多参数控制的经典血管函数<sup>[11,12]</sup> 不能满足血管分割的自动化要求, 因此本文下述内容提出无参数血管函数是非常有意义的: 初始化血管尺度范围  $\sigma_n (n=1, 2, \dots, N)$  之后, 如果一点  $(x, y)$  处 Hesse 矩阵特征值及特征矢量满足  $|\lambda_1| > |\lambda_2|$ , 那么血管函数可以写作

$$Z(\lambda_1, \sigma_n) = \begin{cases} \ln(|\lambda_1|) + \sigma_n, & \lambda_1 < -\sqrt{2\pi}\sigma_n; \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (1)$$

上式为单尺度血管判别函数, 多尺度函数可写为

$$\hat{Z}(\lambda_1) = \max_{n=1, \dots, N} Z(\lambda_1, \sigma_n), \quad (2)$$

其中,  $\sigma_n$  为适应于血管宽度范围的尺度因子. 采用多尺度函数(2)处理初始血管造影图像, 便能够获得各种宽度的血管强度信息, 处理后的结果称为血管特征图  $\hat{Z}$  (如图 1 所示). 进而, 血管上一点  $(x, y)$  的方向可以通过分析 Hesse 矩阵特征矢量得到: 如果  $|\lambda_1| > |\lambda_2|$ , 并且特征矢量  $V_1$  和  $V_2$  分别对应于特征值  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$ , 那么  $V_2$  平行于血管轴线; 反之  $V_1$  垂直于血管轴线.

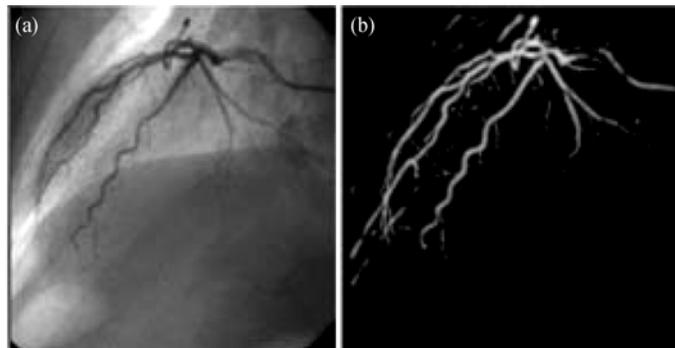


图 1 利用血管判别函数获取血管特征图  
(a)原始造影图像; (b)血管特征图

### 3 跟踪方法

鲁棒的自动跟踪框架具备两个基本特征: (i) 充分利用了血管的基本属性, 即血管特征与先验知识; (ii) 结构探测器对血管属性进行分析后, 判断出血管的局部模式, 并以此引导跟踪模型. 跟踪过程涉及自动初始化、采样、结构判别、过程控制等主要步骤. 预处理阶段获得的基本属性集包括: 特征图  $\hat{Z}(x, y)$ 、血管方向场和基于常规细化算法的动脉树的二值骨架线  $C(x, y)$ . 在跟踪阶段, 血管属性分别量化为模糊测度; 依据该测度, 基于多特征测度的概率跟

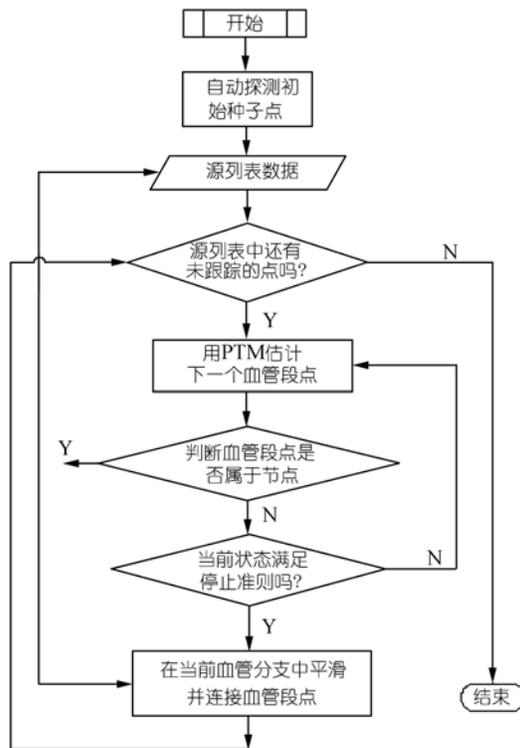


图 2 血管跟踪流程图

踪模型(PTM)沿血管路径计算并记录下样本中的最佳候选点.

### 3.1 跟踪框架

血管跟踪的框架如图 2 所示. 与传统技术类似, 跟踪过程中建立源列表存储跟踪的初始点和血管节点. 跟踪过程分段进行: 从自动初始化的血管种子点开始, 在血管的端、节点或未梢处结束; 初始跟踪时, 源列表中的一个源点被选出作为初始跟踪的血管位置, 结构识别算法与跟踪同步进行: 分类出的节点也作为下一段血管跟踪的起点顺序存储于源列表中; 每段血管的跟踪独立于其他血管; 当所有的血管点  $X_0, X_1, \dots, X_t, X_{t+1}$  获取后, 进一步计算出血管中心; 最后计算出的所有中心点通过样条插值技术分段, 平滑地连接起来形成血管树的轴线. 关键步骤和问题描述如下.

跟踪的初始化: 跟踪过程从一初始种子点开始, 该点并非唯一定位于动脉树的根部, 而是自动定位在血管树骨架线上亮度较大的几个

点上. 然后通过执行基于轮廓的优化算法, 最先估计出初始点对应轮廓的血管中心, 同时该初始点被存入源列表, 以供分段跟踪使用.

候选点与采样: 后续血管点  $X_t (t=1, 2, \dots)$  的估计恰似通过 PTM 筛选候选点的低通滤波过程, 在该过程中, 候选点的获取是通过一个中心位于当前血管点  $X_t$  的圆环模板与二值血管特征图的重叠区域得到的. 如图 3(a)所示, 在实际过程中, 这种采样手段是非常有效的, 我们可以使得圆环的内外直径自适应地随当前点处的血管宽度变化, 从而有效地获取样本, 并且决定了跟踪的速度和探测器单步移动的最小距离. 对于  $512 \times 512$  像素大小的造影图像, 血管直径大概分布在 8 至 14 像素之间.

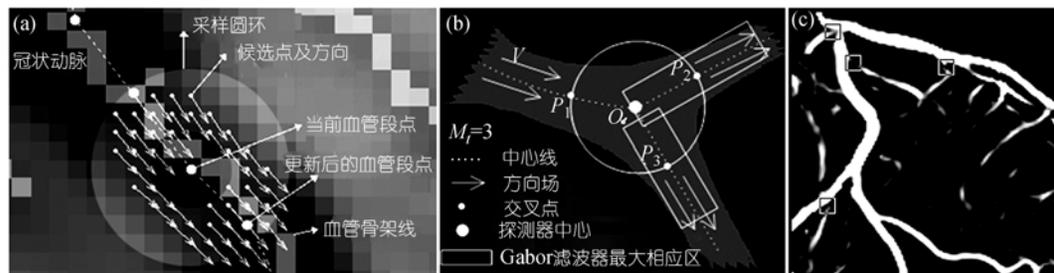


图 3

(a)造影图像中圆环模板沿血管路径采样; (b)圆周探测器获取血管局部测度; (c) 矩形窗标出存在局部特征消失或削弱的区域

分支和交叉点的识别: 现有的血管跟踪技术不能区分血管的分支和交叉结构, 本文提出的 MFFR 算法能够有效解决这一问题. 执行过程中利用了一个圆周探测器截取血管骨架线  $C(x, y)$ , 由此获得  $M$  个交点  $P_i(t)$ ,  $i=1, \dots, M_t$ , 交点处的相关的血管模糊隶属度可由 MFFR 算法进行模式分类, 分类结果便反映探测器中心处的血管结构模式, 当检测到血管分支或交叉点时, 应被保存在源列表中.

过程控制: 跟踪过程中, 当下述情形之一满足条件时, 系统自动终止当前计算: (i) 当前点  $X_t$  处发现新的节点; (ii) 特征响应很弱 ( $Z_\lambda(X_{t+1}) < \varepsilon$ ); (iii) 相邻两点跟踪方向  $\alpha$  发生较大改变 ( $\nabla\alpha > 100^\circ$ ), 或者新决策路径与已完成的跟踪路径相交或重合; (iv) 源列表为空, 或者没有发现新的节点.

### 3.2 跟踪模型

跟踪模型从  $t$  到  $t+1$  步跟踪血管路径的过程中, 可以看作依据血管的基本属性和先验知识进行最小代价路径选择的过程<sup>[12]</sup>. 不失一般性, 当血管的各种局部属性能够被测量, 并用恰当的先验和似然概率条件表示出来后, 最大后验概率路径即为最小代价路径, PTM 的最大后验概率(MAP)表示如下:

$$\hat{X}_{t+1} = \arg \max_i P(X_{t+1}^i | X_t). \quad (3)$$

上式表明: 下一点  $X_{t+1}$  的估计可以从当前点  $X_t$  的分布  $N(X_t, \sigma^2)$  中获得. 如果给定局部方差  $\sigma_{D,t}^2$  和  $\sigma_{Z,t}^2$  分别表示样本候选点  $X_{t+1}^i$  到骨架线和最大响应点的距离, 那么候选点满足  $X_{t+1}^i \sim N(0, \sigma_{D,t}^2)$ ,  $X_{t+1}^i \sim N(0, \sigma_{Z,t}^2)$ . 实际执行中这一样本分布的初始化利用了环形模板与二值特征图  $B(Z_\lambda) = \{(x, y) | Z_\lambda \geq \varepsilon\}$  的交集得到, 该环形模板将沿跟踪路径以可变步长和自适应的宽度进行候选点初始化, 如图 3(a)所示. 由于血管中造影剂本身存在分布的不均匀的问题, 再加上造影瞬间存在的时机问题, 图像亮度特征经常被噪声干扰, 产生局部中断、弱化、消失等特异情形(如图 3(c)), 血管走向不能简单地等价于  $V_2$ . 为此, 下面引入多尺度 Gabor 方向响应函数, 以此描述血管局部特征, 并能补偿各种特异情形下的血管测量问题.

跟踪的计算过程是通过最大后验概率算法, 估计样本集中的最佳候选点, 其采样和 PTM 概率事件的关系如下:

$$d(X_{t+1}^i, C); \hat{Z}(X_{t+1}^i); \angle(V_{t+1}^i, V_t) \mid X_t \rightarrow P(X_{t+1} | X_t). \quad (4)$$

令  $B = \{(x, y) | \hat{Z}(\lambda) > T_Z\}$  代表二值血管区域, 其细化后的血管初始骨架线为  $C(x, y)$ , 则样点  $X_{t+1}^i$  到  $C(x, y)$  的最小距离  $d(x, C)$  能够测量出来. 结合血管特征图  $\hat{Z}$  与方向矢量特征, MAP 血管跟踪的公式表示为

$$X_{t+1} = \max_i (p_d(X_{t+1}^i) \cdot p_z(X_{t+1}^i) \cdot p_\theta(X_{t+1}^i)), \quad (5)$$

其中各项的概率密度函数  $p_j(X_{t+1}^i)$  为对应测度下的局部概率条件, 反映了血管局部先验知识和连续性等基本属性. 各概率密度函数可以表示为

$$p_j(X_{t+1}^i) = T_j \cdot \exp\left(-f_j(X_{t+1}^i) / \sigma_j^2\right).$$

当  $j$  取  $d, Z, \theta$  时,  $f_j$  为响应的测度函数, 分别取为

$$d(X_{t+1}^i, C(x, y)), |\angle(V_{t+1}^i, V_t)|^2, |\hat{Z}_{\max} - \hat{Z}(X_{t+1}^i)|^2,$$

其中  $\hat{Z}_{\max} = \max_i \{\hat{Z}(X_{t+1}^i)\}$ ,  $\angle(V_{t+1}, V_t)$  为矢量  $V_t$  和  $V_{t+1}$  夹角的弧度. 如果所有局部测度的方差都已经知道, 那么系数  $T_i$  应为常数:  $T_d = 1/\sqrt{2\pi\sigma_d^2}$ ,  $T_Z = 1/\sqrt{2\pi\sigma_Z^2}$ ,  $T_\theta = 1/\sqrt{2\pi\sigma_\theta^2}$ . (5)式计算得到的血管点经过线性插值连接后得到近似血管轴线. 各测度函数在跟踪过程中的使用与相互关系描绘在图 3(a)中.

### 3.3 基于 MFFR 算法的血管结构判别

当血管跟踪模型遇到血管分支和伪节点干扰正常的进程时, 传统方法经常需要手工纠正和交互式引导. 本节利用 MFFR 算法来解决这一问题: 当圆周探测器沿跟踪路径扫描动脉树的初始骨架线时, 在当前位置  $X_t$  可以获得  $M_t$  个交点  $P_m$ ,  $1 < m < M_t$ ; 各个交点上的多特征测度来自 (i) 血管特征图  $\hat{Z}(m)$ , (ii) 由探测器中心指向交点  $P_m$  的方向矢量  $V_{O,m}$ , (iii) Gabor 函数  $|\tilde{\psi}_m| e^{i\theta_m}$  的幅度响应. 各局部测度及其对应的模糊隶属度分析如下.

#### 3.3.1 Gabor 滤波器响应

Gabor 滤波器是由复指数调制的具有特定带宽、周期和方向的 2D Gauss 函数, 被广泛应用在图像纹理分析和边缘轮廓检测领域. 本文采用了下述形式的 Gabor 函数<sup>[15,16]</sup>:

$$W_{x,y}(\omega, \theta, S) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \cdot e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}} \cos[(x \cos(\theta) + y \sin(\theta)) \cdot 2\pi\omega]. \quad (6)$$

X 射线造影存在对比剂分布和图像获取时间的不均匀性, 因此血管分支的局部特征经常很弱. 依据多信道滤波技术, 一幅造影图像可以用一套不同方向、频率和相位的 Gabor 掩膜滤波, 获取造影图像的纹理特征. 为获取血管方向和尺度的局部响应, 可定义下述算子:

$$\psi(X_0) = \frac{\sum W_{i,j}(\omega, \theta, S) \cdot I_{\langle X_0 \rangle_s}(i, j)}{\sum W_{i,j}(\omega, \theta, S)}, \quad (7)$$

其中  $W_{i,j}(\omega, \theta, S)$  为特定带宽  $\omega$ 、方向  $\theta$  和尺度  $S$  的 Gabor 掩膜窗. 如果令  $S = M \times N$ ,  $-\beta \leq W_{i,j}(\omega, \theta, S) \leq \beta$ , 那么掩膜滤波的响应满足  $-1 < \psi(X_0) < 1$ . 图像中一点  $X_0$  处, 图像子块  $I_{\langle X_0 \rangle_s}(i, j)$  与掩膜  $W_{i,j}(\omega, \theta, S)$  的相关性可以用两者的乘积表示. 当掩膜特征近似于图像子块时, 便可得到最大响应  $\tilde{\psi}(X_0)$ . 令  $\tilde{W} = W/\Sigma W$ , 最大响应用归一化形式写为

$$\tilde{\psi}(X_0) = \max_{\omega, \theta, S} (\tilde{W}(\omega, \theta, S) \cdot I_{\langle X_0 \rangle_s}). \quad (8)$$

如果取掩膜方向  $\theta$  平行于血管局部方向  $V_1(X_0)$ , 便有最大响应发生, 由此可极大地减少计算量. 计算出的 Gabor 掩膜窗的形态如图 4 所示.

#### 3.3.2 特征的模糊隶属度

图 5 描述了沿血管路径跟踪时, 依据局部测度圆周探测器可以探测到血管的各种局部模式, 如分支、交叉、局部并行等. 局部血管测度分析如下.

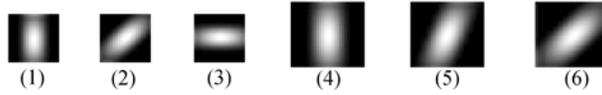


图 4 各种尺寸和方向条件下的 Gabor 掩膜窗

(1)  $S_1=8, \theta_1=\pi/2, \omega_1=0.63$ ; (2)  $S_2=8, \theta_2=\pi/4, \omega_1=0.63$ ; (3)  $S_3=8, \theta_3=0, \omega_3=0.63$ ; (4)  $S_4=12, \theta_4=\pi/2, \omega_4=0.43$ ; (5)  $S_5=12, \theta_5=\pi/3, \omega_5=0.42$ ; (6)  $S_6=12, \theta_6=\pi/4, \omega_6=0.42$

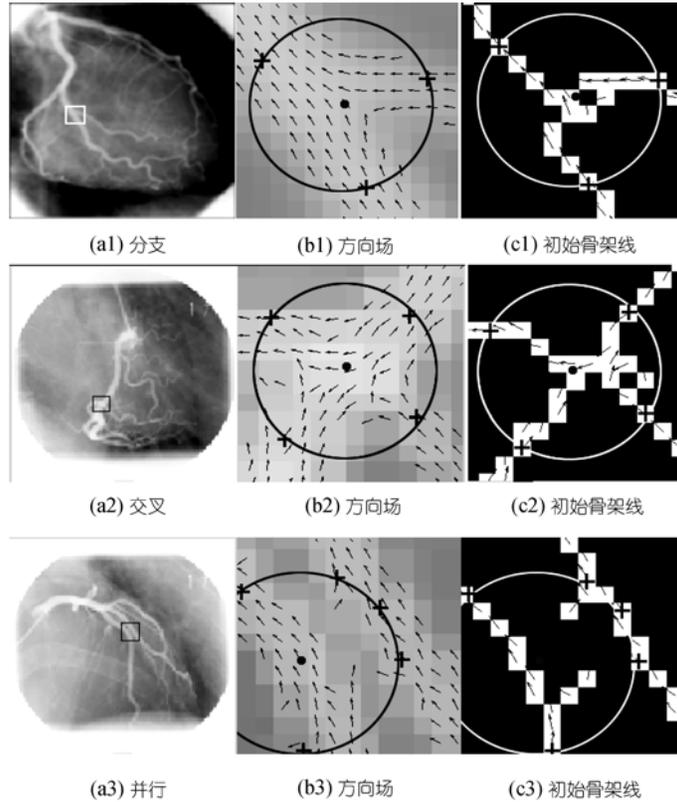


图 5 圆周探测器和局部血管的分支、交叉、并行情形

第 1 列为初始血管造影图像和感兴趣区; 第 2 列为感兴趣区对应的方向场; 第 3 列为感兴趣区对应的血管初始骨架线

**定义 1** 在区域  $\Omega = \{X_t, P_m, \hat{Z}_m, \tilde{\psi}_m, \angle V_{O,m}, M_t \mid m \in [1, M_t], \hat{Z}_m \in [0, 1], |\tilde{\psi}_m| \in [0, 1], \angle V_{O,m} \in [0, 2\pi], t \in \mathbb{N}\}$  中, 假设  $F_{Z,m}, F_{V,m}, F_{\psi,m}$  分别代表各交点  $P_m(t)$  对应于特征  $\hat{Z}_m, V_{O,m}, |\tilde{\psi}_m|$  的模糊子集, 那么各模糊子集所反映的交点  $P_m(t)$  位于血管中心的隶属度可以分别由标准 Gauss 函数表示为

$$\begin{aligned} \mu_{Z,m} &= \exp\left(\frac{(\hat{Z}_{\max} - \hat{Z}_m)^2}{-\sigma_Z^2}\right), \quad \mu_{V,m} = \exp\left(\frac{(1 - |\cos \angle(V_{O,m} - V_m)|)^2}{-\sigma_V^2}\right), \\ \mu_{\psi,m} &= \exp\left(\frac{(|\tilde{\psi}|_{\max} - |\tilde{\psi}_m|)^2}{-\sigma_{\psi}^2}\right). \end{aligned} \tag{9}$$

圆周探测器进行血管探测时, 其情形可以由图 3(b)和图 5 描述. 捕获的交点数  $M_t$  能够较弱地反映血管的结构模式, 不妨称其为伪模式. 由于噪声和伪轮廓的影响, 经常有血管末梢处存在  $M_t \geq 1$ , 血管段处存在  $M_t \geq 2$ , 分支处存在  $M_t \geq 3$ , 交叉处存在  $M_t \geq 4$  的情形, 因此有必要建立伪模式数的模糊子集  $F_{M,t}^i$ , 并且可以给出其隶属度函数为

$$\mu_{M,t}^i = \begin{cases} e^{(M_t-i)^2/4}, & M_t \geq i, \\ 0, & \text{否则.} \end{cases} \quad (10)$$

### 3.3.3 多特征模糊识别

**定义 2** 在相同论域下, 如果  $J_i(t)$  代表点  $X_t$  处血管的第  $i$  类结构模式, 那么它可以由该点的模糊特征集  $F_{m,Z}$ ,  $F_{m,V}$ ,  $F_{m,\psi}$  和第  $i$  类伪模式集  $F_{M,t}^i$  的交集唯一决定, 并可以表示为

$$J_{X_t}^i = \left\{ \bigcap_{m=1}^{M_t} F_{m,Z} \right\} \cap \left\{ \bigcap_{m=1}^{M_t} F_{m,V} \right\} \cap \left\{ \bigcap_{m=1}^{M_t} F_{m,\psi} \right\} \cap \{F_{M,t}^i\}. \quad (11)$$

进一步, 模糊集合  $J_i(t)$  的隶属度函数可以写为

$$\mu_{X_t}^i = \left( \bigwedge_{m=1}^{M_t} \mu_{m,Z} \right) \wedge \left( \bigwedge_{m=1}^{M_t} \mu_{m,V} \right) \wedge \left( \bigwedge_{m=1}^{M_t} \mu_{m,\psi} \right) \wedge \mu_{M,t}^i. \quad (12)$$

上式即为基于多特征测度的血管结构判别公式. 可以用阈值  $T_\alpha$  控制下的  $\mu_{X_t}^i > T_\alpha$  简化描述该公式, 即: 第  $i$  类模式的结构能够采用阈值技术从图像中提取出来. 然而, 这一主观方式无法满足自动计算的处理要求, 因此, 最优模式分类应利用下述最大隶属度原则进行:

$$\mu_{X_t}^{i_0} = \bigvee_{i=1}^4 (\mu_{X_t}^i). \quad (13)$$

上述表达式给出了当前血管点  $X_t$  处的最大隶属度对应于第  $i_0$  类模式. 图 6 用数字标识给出了沿跟踪路径计算出的血管局部模式, 由图可见血管分支处有多个最大隶属度对应着分支模式, 我们称其为由探测器尺度造成的节点冗余性问题. 此时, 节点唯一性问题由邻域最大值解决:

$$(x_m, y_m) = \max_{t=1, \dots, \text{num}(i_0)} (\mu_{X_t}^{i_0}), \quad (14)$$

其中  $\text{num}(i_0)$  为  $i_0$  模式的个数. 当某一血管点被唯一判断为血管节点模式时(分支点、交叉点), 将被存入源列表中; 当被判断为血管端点时, 当前血管段(分支)的跟踪过程即被终止.

## 4 血管中心线

概率模型能够依据血管连续性特征和先验知识描绘出血管近似的血管轴线, 并且能够跨越因预处理、噪声、伪影产生的局部中断、弱化、消失等特异情形. 在此基础上, 我们采用一种基于血管截面轮廓搜索算法进行血管中心线优化, 该过程由跟踪的每一步迭代计算完成.

借助血管的截面轮廓进行分析, 不难发现沿血管垂直方向  $V_2(X_t)$  处, 当前血管点  $X_t$  与实际中心点  $L_c$  之间存在偏差  $\delta(X_t, V_2(X_t))$ . 在尺度因子  $\sigma_n(x, y)$  等于图像中最大血管直径  $D_m$  的条件下, 有  $|\delta(\cdot)| < \sigma_n(x, y)$  (见图 7). 为优化估计血管点  $X_t (t=1, \dots, T_N)$ , 首先可以通过 Gauss 梯度算子卷积初始图像并获取边缘增强的图像  $g(x, y)$ ; 从图 7 中观察血管断面的灰度轮廓有如

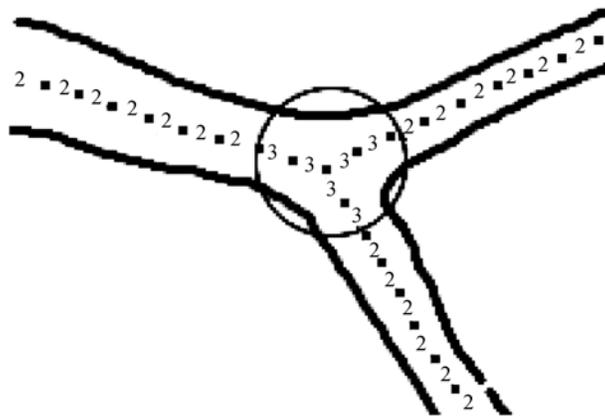


图 6 沿血管路径探测血管结构模式遇到的节点冗余性问题

一对 Gauss 状脉冲曲线. 在当前点  $X_i$  处, 如果用单像素宽的线段  $P_i(i=1, \dots, K)$  捕获血管轮廓的灰度数据, 最优中心点的计算可通过分析该灰度数据集  $\{g(P_i) | i=1, \dots, K\}$  和对应的强度数据给出, 中心线定位算子表示为

$$l_K = \max_{k=1:2\sigma_n} \left[ \frac{\hat{Z}(l_k)}{2w+1} \sum_{u=k-w}^{k+w} g(l_u)g(l_v) \right], \quad (15)$$

其中, 对应的整数变量满足  $w = \min(2\sigma_n - k, k - 1)$  和  $(u + v)/2 = k$ . 在(15)式中, 如果当  $k = j$  时获得最大值, 则位置  $l_j$  对应于当前血管点  $X_i$  的最优血管中心. 该算子利用了统计平均和特征控制的搜索技术, 在此条件下最优血管直径可以表示为

$$D_K = 2w = 2 \cdot \min(2\sigma_n - K, K - 1).$$

实践中, 上述中心点估计结果和直径测量结果是令人满意的: 评估中平均误差分别为 0.81 像素和 1.00 像素.

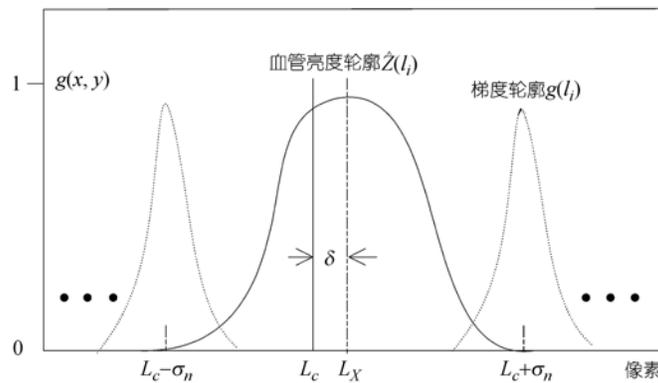


图 7 特征图中的血管截面轮廓与边缘增强后的血管截面轮廓示意图

### 5 实验结果与分析

实验中, 采用了 5 套原始冠状动脉 XRA 序列(每套 16 幅图像, 图像尺寸为  $512 \times 512 \times 16$

bit): 包括 1 套右冠状动脉造影(RCA)、4 套左冠状动脉造影(LCA), 以及 1 幅右冠脉树的仿真图像, 血管最大参考直径的测量值为  $d_{\max} = 14(\text{pixels})$ . 原始数据来自北京医科大学附属朝阳医院心脏中心的设备: GE INC (INNOVA 2000). 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. 各种算法代码由 Matlab7.0 编制.

主要过程包括如下 4 步: (i) 将原始图像中血管目标和背景分别转变为高亮和低暗灰度值; (ii) 计算血管特征图、方向场、并获取初始血管骨架; (iii) 估计感兴趣目标上的初始点; (iv) 判别血管结构、跟踪血管路径、优化中心线. 跟踪之初, 利用了特征图强度  $\hat{Z}(x)$  和细化的骨架线  $C(x, y)$  获取初始种子点; 然后跟踪器在选定的初始点周围自动判别有无血管节点, 再沿某一节点对应的血管分支开始跟踪; 跟踪实验中局部方差  $\sigma_i^2$  与常数  $T_i$  的计算结果分别为:  $\sigma_d^2 = 9.20$ ,  $T_d = 0.132$ ;  $\sigma_z^2 = 0.481$ ,  $T_z = 0.575$ ;  $\sigma_\theta^2 = 0.527$ ,  $T_\theta = 0.550$ . 实验中, 针对一幅 LCA 的处理与提取, 整个计算过程总耗时大约 32 s 左右, 其中实际跟踪所消耗的时间仅为 4~6 s.

实验如下构造了仿真血管模型来精确评估算法: 首先通过二值化和细化步骤获取一副血管特征图中的动脉骨架线, 并以此作为假设的血管中心线; 其次, 利用亮度和宽度控制的 Gauss 函数(沿着中心线)逐点逐段地顺序绘制血管, 便可生成仿真动脉血管树.

实验采用的相关指标如下:  $C_r$  为血管局部结构识别的效率; 相邻血管段跟踪点之间的长度为  $L_{sp}$ , 代表血管跟踪过程中单步迭代移动的距离(该距离不超过采样器半径);  $L_v$  为实际跟踪到的动脉树长度; 血管跟踪效率  $C_v$  为  $L_v$  占可见动脉长度的百分数; 动脉段提取效率为  $C_s$ , 代表提取到的动脉段数目占可见动脉段(或血管分支)的比例;  $d_{\min}$  为可探测血管最小直径,  $k$  为动脉级数.

在评估血管结构判别方面: 实验从仿真模型图中截取了图 8(a)所示大小的窗口, 部分感兴趣的基准点的位置和模式已经由心血管专家手工标出, 并将结果统计在表 1 中.

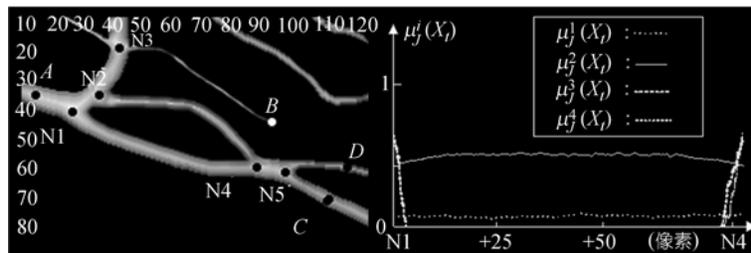


图 8 在动脉仿真图像中判断局部血管结构

(a) 动脉仿真图像; (b) 沿血管路径 N1~N4, 各类模式的隶属度分布

在血管中心线和宽度计算方面: 实验对仿真血管图像上叠加了  $\sigma = 5$  的 Gauss 噪声, 中心线估计的平均误差为 0.23 像素、最大误差 2 个像素并分布在血管节点附近; 宽度测量的误差分布有类似情形: 平均误差 0.51 像素、最大误差达到 3 个像素. 然而, 在未叠加上述 Gauss 噪声前, 统计误差结果仅接近上述情形的一半. 该宽度评估结果小于当年 Sun<sup>[2]</sup>给出的平均 0.95 像素的误差结果; 中心线平均误差也小于 Aylward 等<sup>[6]</sup>最近给出的 0.5 个像素的误差级别.

表 1 在仿真血管图像中进行血管隶属度、伪模式和结构的实际判别结果之间的比较

$X_i$	真实结构	$M_i$	$\mu_j^1(X_i)$	$\mu_j^2(X_i)$	$\mu_j^3(X_i)$	$\mu_j^4(X_i)$	$i_0$
B	末梢	1	0.7107	0	0	0	1
A	段点	2	0.1900	0.6174	0	0	2
C	段点	2	0.1830	0.6412	0	0	2
D	段点	2	0.2010	0.6920	0	0	2
N1	分支点	3	0.1823	0.4372	0.6512	0	3
N2	分支点	3	0.1919	0.3911	0.7017	0	3
N3	交叉点	4	0.1512	0.3611	0.3901	0.6013	4
N4	交叉点	4	0.1741	0.4002	0.5205	0.4309	3
N5	交叉点	4	0.1603	0.3123	0.4980	0.6309	4

在血管跟踪效果方面: 在无噪声条件下跟踪模型平均能够提取 86.3%的血管长度、提取血管分支占可见分支的 92.7%. 实验中, 在施加  $\sigma=5$  和  $\sigma=10$  级别 Gauss 噪声条件下, 依然具有较高的鲁棒性: 不低于总长度的 70%和可见分支的 80%, 但结构识别效率受到较大影响. 结果见实际效果图 9 和表 2 的分类统计平均值.

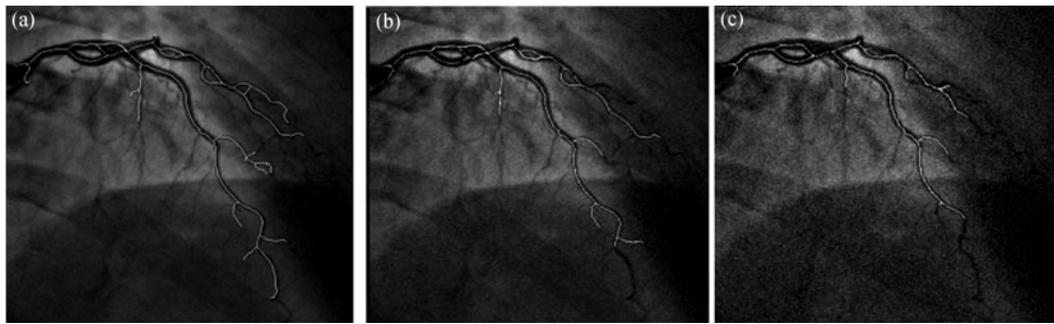


图 9 不同噪声级下的血管跟踪结果  
(a) 噪声级  $\sigma=0$ ; (b) 噪声级  $\sigma=5$ ; (c) 噪声级  $\sigma=10$

表 2 血管跟踪的总体结果的分类统计(平均值)

图像	数量	总效果(单位: 像素)								节点判别结果(单位: 个)				
		种子点数	$\bar{C}_r$	$\bar{L}_{sp}$	$\bar{L}_v$	$\bar{C}_v$	$\bar{C}_s$	$\bar{d}_{min}$	$\bar{k}$	时间消耗/s	分支点	误差	交叉点	误差
LCA	64	1.35	89.3	713.7	3182.1	84.2	91.3	4.2	4	5.24	9.70	1.30	3.40	0.60
RCA	16	1.15	92.8	532.4	2035.7	94.7	98.1	3.7	4	4.67	7.50	1.20	2.10	0.40
平均值		1.31	90.0	677.4	2952.8	86.3	92.7	4.0	4	5.13	9.26	1.28	3.14	0.56
仿真	1.00	1.00	98.0	519.0	2565.4	98.0	100.0	3.0	3	4.13	8.00	1.00	3.00	0.00

比较本方法与现有方法<sup>[7,9,10]</sup>中公布的部分结果, 不难发现本方法具有明显优势: Yanniss 等<sup>[9]</sup>宣布其探测到的血管分支为  $C_s = 79.41\%$ ; Grisan 等<sup>[10]</sup>公布的血管识别效率  $C_r < 0.87$ ; Schrijver 等<sup>[7]</sup>公布的血管跟踪效率  $C_v$  不到 78%. 相反, 本文基于多特征模糊识别算法PTM对 LCA和RCA的血管提取率分别达到  $C_s = 91.3\%$ 与 98.1%, 识别效率  $\bar{C}_r$  达到 90%, 其他方面的指标也有明显提高.

依据上述统计和评估结果, 可以看出本方法已达到自动化程度高、跟踪动态范围大(能够提取大面积的动脉树)、灵敏度高的特点(实际可探测到的最小血管直径  $d_{min}$  与最大直径  $d_{max}$  之

比  $d_{\min}/d_{\max} < 28.6\%$ , 且能够跟踪至 4 级以上的微细血管).

## 6 结论

跟踪的主要过程表现为沿动脉路径判断血管结构、并从样本集中选择最佳的候选点作为估计的血管段点, 并将其连接成血管中心线. 提取出的左、右冠状动脉有着较大差别: 左冠脉树在根部开始分为两条二级血管分支, 而右冠脉树具有一条较长的一级血管; 左冠脉树的总长度(或面积)远大于右冠脉树, 如图 7 和 9. 实验关于中心线和宽度测量误差在血管节点处较大, 原因在于各血管段的节点连接处采用了线性平滑连接方式; 除此之外, 血管边缘增强图像的噪声、血管节点处的不规则结构形式, 以及较大的血管局部曲率也会有限地影响估计的结果.

总而言之, 针对造影图像的冠状动脉树分割, 本文采用的 MFRR 算法引导二维跟踪模型分割图像中的血管目标, 期间成功解决了管状目标混叠、非目标轮廓、伪边缘和噪声干扰等问题. 基于跟踪的血管提取方法较大程度依赖于血管局部的分支、交叉、端点等结构的判别, 以及对各种噪声情形的抗干扰性能. MFRR 算法能够在 X 射线造影图像中精确判断血管结构, 为跟踪模型的精确提取血管提供了智能的引导, 并避免了血管特征图中存在的“非病理性局部血管断裂”情形. 此外, 多尺度问题在本文中得到了很好的解决: 在跟踪模型与探测器同步扫描和提取血管的过程中, 沿跟踪路径的血管直径测量结果被选择为探测器和采样器的直径, 因此达到了自适应跟踪与探测的要求, 提高了计算效率. 存在的不足是: 对三维空间相互交叉的血管和分支情形, 不能准确地从二维投影上加以判断(尤其是相互交叉的血管直径又较相似的情形). 当然, 这一问题的解决有赖于提出依据多平面投影图像的空间结构判别算法, 因此, 本文所提出的二维算法向三维拓延将是下一步的主要工作. 在今后的研究中, 我们还将重点解决冠状动脉的量化运动估计和基于双平面造影图像的动脉树重建工作.

**致谢** 衷心感谢朝阳医院心脏中心和天津医科大学总医院的临床和数据支持.

## 参 考 文 献

- 1 Kirbas C, Quek K H F. Vessel extraction techniques and algorithms: A survey. In: Proceedings of the 3rd IEEE Symposium on BioInformatics and BioEngineering (BIBE). Maryland: IEEE Press, 2003. 238—245
- 2 Sun Y. Member IEEE. Automated identification of vessel contours in coronary arteriograms by an adaptive tracing algorithm. IEEE Trans Med Imaging, 1989, 8(1): 78—88 [\[DOI\]](#)
- 3 Can A, Shen H, Turner N J, et al. Rapid automated tracing and feature extraction from retinal fundus images using direct exploratory algorithms. IEEE T Inf Technol Biomed, 1999, 3(2): 125—138 [\[DOI\]](#)
- 4 Lalonde M, Gagnon L, Boucher M C. Non-recursive paired tracing for vessel extraction from retinal images. In: Proceedings of the Conference Vision Interface 2000, Montreal. 61—68 [\[DOI\]](#)
- 5 Park S, Lee J, Koo J, et al. Adaptive tracing algorithm based on direction field using ML estimation in angiogram. In: IEEE Conference on Speech and Image Technologies for Computing and Telecommunications. Brisbane: IEEE Press, 1997. 671—675
- 6 Aylward S R, Bullit E. Initialization, noise, singularities, and scale in height ridge traversal for tubular object centerline extraction. IEEE Trans Med Imaging, 2002, 21(2): 61—75
- 7 Schrijver M, Slump C H. Automatic segmentation of the coronary artery tree in angiographic projections. In: Proceedings of ProRISC 2002. Veldhoven, 2002. 449—464
- 8 Chutatape O, Zheng L, Krishnan S M. Retinal blood vessel detection and tracing by matched Gaussian and Kalman filters. In: Proceedings of the 20th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society.

- Hong Kong, 1998. 3144—3149
- 9 Yannis A T, Stavros M P. A fuzzy vessel tracing algorithm for retinal images based on fuzzy clustering. *IEEE Trans on Med Imaging*, 1998, 17(2): 263—273 [\[DOI\]](#)
  - 10 Grisan E, Pesce A, Giani A, et al. A new tracing system for the robust extraction of retinal vessel structure. In: *Proceedings of the 26th Annual International Conference of the IEEE EMBS*. San Francisco: IEEE Press, 2004. 1620—1623
  - 11 Frangi A F, Niessen W J, Vincken K L, et al. Multiscale vessel enhancement filtering. In: Wells W M, Colchester A, Delp S L, eds. *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*. Berlin: Springer Verlag, 1998. 130—137
  - 12 Sato Y, Nakajimma S, Atsumi H, et al. 3-D multi-scale line filter for segmentation and visualization of curvilinear structures in medical images. *Med Image Anal*, 1998, 2(2): 143—168 [\[DOI\]](#)
  - 13 Wink O, Wiro J N, Max A V. Multiscale vessel tracking. *IEEE Trans Med Imaging*, 2004, 23(1): 130—133 [\[DOI\]](#)
  - 14 Wilkinson M H F, Wjibenga T, de Vries G, et al. Blood vessel segmentation using moving-window robust automatic threshold selection. In: *Proceedings of 2003 International Conference on Image Processing (ICIP)*, 2003. 14—17
  - 15 Moreno P, Bernardino A, Santos-Victor J. Model based selection and classification of local features for recognition using Gabor filters. In: *Proceedings of International Conference on Image Analysis and Recognition (ICIAR)*, 2006. 181—192
  - 16 Moreno P, Bernardino A, Santos-Victor J. Gabor parameter selection for local feature detection. In: *Proceedings of the 2nd Iberian Conference on Pattern Recognition and Image Analysis*. Estoril: Springer Verlag, 2005. 7—9