

文章编号 1004-924X(2011)10-2507-13

基于血管内超声图像自动识别易损斑块

张 麒¹, 汪源源^{2*}, 马剑英³, 钱菊英³, 施 俊¹, 严壮志¹

(1. 上海大学 通信与信息工程学院, 上海 200072; 2. 复旦大学 电子工程系, 上海 200433;
3. 复旦大学 附属中山医院心内科, 上海 200032)

摘要: 为克服手工判别动脉粥样硬化易损斑块耗时耗力、主观性强、重复性差等缺点, 研究了基于血管内超声自动识别易损斑块的方法。首先将 Contourlet 变换与 Snake 模型相结合进行斑块的图像分割, 提取内腔轮廓与外弹力膜。接着实现经典形态特征的计算机自动提取, 并提取纹理、弹性两类新特征以量化斑块属性, 其中纹理特征包括一阶统计量和灰度共生矩阵特征, 弹性特征的提取则基于非刚性图像配准。最后设计 Fisher 线性判别、支撑向量机、广义相关学习矢量量化 3 种分类器进行分类判决。对 124 例斑块(36 例易损, 88 例非易损)的实验结果表明: 20 个形态特征、24 个纹理特征和 6 个弹性特征在两类斑块间存在显著性差异($P < 0.05$); 采用三类特征由支撑向量机进行分类时效果最好, 在测试集上敏感性、特异性、准确率和约登指数分别达到 91.7%、97.7%、96.7% 和 89.4%, 表明利用血管内超声图像中斑块的三类特征能自动、准确地识别易损斑块。

关键词: 血管内超声; 动脉粥样硬化易损斑块; 特征提取; 模式识别; 图像分割

中图分类号: TB559; TP391.4 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20111910.2507

Automatic identification of vulnerable plaques based on intravascular ultrasound images

ZHANG Qi¹, WANG Yuan-yuan^{2*}, MA Jian-ying³, QIAN Ju-ying³, SHI Jun¹, YAN Zhuang-zhi¹

(1. *School of Communication and Information Engineering,*
Shanghai University, Shanghai 200072, China;

2. *Department of Electronic Engineering, Fudan University, Shanghai 200433, China;*

3. *Department of Cardiology, Zhongshan Hospital of Fudan University, Shanghai 200032, China)*

* *Corresponding author, E-mail: yywang@fudan.edu.cn*

Abstract: In order to overcome drawbacks in manual identification of vulnerable atherosclerotic plaques, a method for automatic identification of vulnerable plaques is proposed based on computerized analysis of intravascular ultrasound images. First, the Contourlet transform is combined with the Snake model to segment images and detect lumen borders and external elastic membranes. Two categories of new features representing texture and elasticity of plaques are then automatically extracted to quantitate the features of plaques. The texture features consist of first-order statistics and features

收稿日期: 2010-12-13; 修订日期: 2011-02-17.

基金项目: 上海市教委“晨光计划”项目(No. 11CG45); 上海市教委重点学科建设项目(No. J50104); 上海市教委科研创新项目(No. 09YZ15; No. 12YZ026); 上海大学创新基金项目(No. 10010710007)

from the gray-level cooccurrence matrix, and the elastic features are extracted from strain tensors estimated by nonrigid image registration. Finally, three types of features are used to design classifiers including Fisher linear discrimination, support vector machines, and generalized relevance learning vector quantization. The experimental results on 124 plaques, consisting of 36 vulnerable and 88 nonvulnerable ones, reveals that 20 morphological features, 24 texture features and 6 elastic features has significant difference ($P < 0.05$) between the two types of plaques. The Support Vector Machine(SVM) outperforms the other two classifiers with the sensitivity, specificity, correct rate, and Youden's index of 91.7%, 97.7%, 96.7%, and 89.4%, respectively. Therefore, the proposed method can automatically and accurately identify vulnerable plaques.

Key words: intravascular ultrasound; atherosclerotic vulnerable plaque; feature extraction; pattern recognition; image segmentation

1 引言

全球每年有近 2000 万人经历急性心血管病事件,大多数人事先并无症状^[1],导致急性心血管病事件的主要原因是动脉粥样硬化斑块破裂从而引发血栓。并非所有斑块都会破裂、形成血栓;斑块是否会破裂,取决于其易损性。易损斑块,即指容易破损、形成血栓、可能快速发展从而引发冠状动脉阻塞、死亡的斑块。因此,识别易损斑块是具有重要意义的前瞻性课题。

影像学技术是检测易损斑块的重要手段,主要包括血管内超声(Intravascular Ultrasound, IVUS)、冠脉血管镜、光学相干断层成像、冠脉内近红外光谱仪、热成像等成像技术^[2]。冠脉血管镜、光学相干断层成像需要阻断血流,制约了成像时间、增加了操作复杂性,同时给病人带来了安全隐患;冠脉内近红外光谱仪、热成像等图像分辨率低、易受心脏运动干扰。血管内超声成像技术通过将超声导管送入动脉获得血管的横截面图像,不需阻断血流,且可观察斑块内小至 100 μm 的结构,因此在识别易损斑块的研究中发挥着越来越重要的作用。

但是 IVUS 图像也存在自身缺点。它属于超声图像,血液、组织散射引起的斑点噪声使其信噪比欠佳,同时图像中还存在环晕伪影、导丝伪影等干扰^[1-2]。这两方面原因导致目前基于 IVUS 的易损斑块识别尚处于人工识别水平。人工识别的过程分为图像分割、特征提取、分类判决 3 个步骤,各步均需较多的肉眼观察、人工操作。图像分割的目的是确定斑块的位置,传统方法采用手工

描记斑块轮廓(即内腔边界、外弹力膜两条轮廓线)的方式确定斑块位置。特征提取的目的是抽取图像中能反映易损与非易损斑块两个类别不同特点的量化参数,传统方法主要提取形态学上的经典参数,比如斑块面积、偏心指数等,但一部分经典参数尚未实现自动化测量,例如在测量偏心指数时,需要医生手工描点测定斑块的厚度、最小厚度。分类判决即根据前一步提取的形态参数及患者病史、临床症状、心电图等信息综合判定斑块性质。

人工识别繁琐、费时费力,且依赖于医生的经验,主观性强、重复性差。为了克服人工识别的缺点,需要借助计算机图像分析自动识别易损斑块。人工识别的 3 个步骤均要达到自动化,且满足较高的精度。图像分割需摆脱传统手工描记的繁琐操作,在噪声、伪影的干扰下实现精确的自动分割。近年来出现了一些 IVUS 图像自动分割算法,比如统计建模法^[3]、高层知识建模法^[4]等,但这些模型精确度不高;Giannoglou 等^[5]采用 Snake 模型(又称活动轮廓模型)分割图像,在目标附近设定一条初始轮廓,通过轮廓形变收敛到最终轮廓,但初始轮廓的提取仍需人工描点选定,且轮廓形态过程易受噪声及伪影干扰。在斑块的特征提取方面,需思考两个问题:第一,如何实现经典形态学参数的自动提取;第二,除了形态学参数,是否还可以提取其它有用特征以便更全面地表征斑块属性?研究表明易损斑块含有大脂质核,脂质在图像上表现为透声区^[6-7],那么是否可以用量化参数度量透声区特性?斑块的易损性与其弹性亦有关联^[8],那么是否可从图像中提取表征弹性的特征?最后一步分类判决也需借助计算机

自动实现^[9-10],即设计性能优越的分类器,以充分运用提取出的诸多特征,综合判断斑块所属类别,且达到高敏感性与特异性。

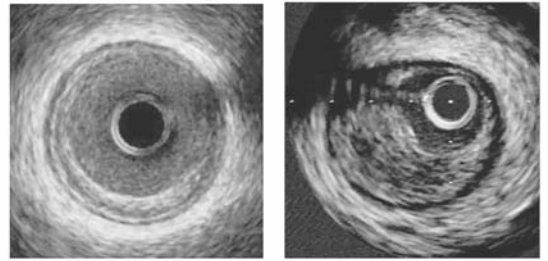
本文从上述 3 个步骤入手,提出自动识别易损斑块的方法。首先,结合 Snake 模型与 Contourlet 变换准确自动地分割斑块、确定斑块所处位置。接着自动提取斑块的形态、纹理、弹性 3 类特征,全面准确地定量表征斑块属性。最后,将 3 类特征作为特征集设计 Fisher 线性判别、支撑向量机、广义相关学习矢量量化 3 种分类器,比较 3 者的分类性能。

2 血管内超声图像数据库的建立

本研究所用的血管内超声图像为在体数据,由复旦大学附属中山医院内科医生从 27 例患者体内采集得到。图像采集过程使用了 3 套 IVUS 超声成像系统(ClearView、Galaxy2 和 iL-ABTM)和 2 种 IVUS 机械式导管(312F 30-MHz 导管和 310F 40-MHz 导管)。所有成像系统及导管均由波士顿公司(Boston Scientific Corporation, Natick, MA, USA)出产。成像系统的参数由医生设定以使成像质量最佳。采集的原始数据是视频序列,将其数字化,存入 PC 机以供离线分析处理。将视频序列分离成静态的灰度图像,深度为 8 位;3 套成像系统的分辨率分别为 53, 63, 45 pixel/mm。

选取 124 幅具代表性的静态 IVUS 图像,各病人所选用的图像数量取决于其冠脉上斑块分布的数量及范围,若某病人的斑块分布越多越广则其图像数量越多。由有经验医生人工鉴别每幅图像中斑块性质。首先手工描记内腔边界和外弹力膜,并根据回声明暗肉眼判断斑块中是否存在脂质核,若存在,则手工描记脂质核边界;接着计算斑块形态学参数,根据前人研究总结的 IVUS 评价易损斑块的参考标准^[6](脂质核面积 $>1\text{ mm}^2$,脂质核占斑块面积百分比 $>20\%$,纤维帽厚度 $<0.7\text{ mm}$,偏心指数 >0.5),并结合患者病史、临床症状与体征、心电图检查等综合判定斑块是否为易损斑块。据此,将全部 124 幅图像归为易损斑块图像与非易损斑块图像两类,其中易损斑块图像有 36 幅,非易损斑块图像有 88 幅。作为实例,图 1 给出易损与非易损斑块各一幅图像。非易损

斑块几乎未见脂质核,且偏心指数(即 1 减去斑块最小与最大厚度的比值,详见 3.2.1 节(3)式)较小,而易损斑块有较大的脂质核,且偏心指数较大。



(a) 非易损斑块 (b) 易损斑块

(a) Nonvulnerable plaque (b) Vulnerable plaque

图 1 易损斑块与非易损斑块 IVUS 图像示例

Fig. 1 Examples of vulnerable and nonvulnerable plaques

3 易损斑块的自动识别

3.1 斑块的图像分割

Snake 模型通过最小化图像中的能量函数使预先定义的初始轮廓变形并收敛到目标边界,该模型简单易行,在医学超声图像分割中得到了广泛应用^[5]。本文即运用 Snake 模型分割 IVUS 斑块图像,其目标即准确提取血管内腔边界、外弹力膜两条轮廓线。分割时需解决两个难点:初始化和鲁棒性。第一,要确定两条初始轮廓,分别尽可能接近内腔边界和外弹力膜。第二,IVUS 图像受斑点噪声、环晕伪影、导丝伪影及斑块钙化灶后方声影等因素干扰^[1-2],分割算法需具有较好的鲁棒性。为解决这两个难点,本文采用 Contourlet 变换与 Snake 模型相结合的分割算法^[11]。由 Contourlet 变换将原图像分解为多分辨率低通分量和多分辨率带通分量方向性子带^[12]。对低通分量进行模板匹配,确定内腔边界和外弹力膜的初始轮廓;对带通分量方向性子带进行各向异性扩散滤波,抑制噪声的同时尽可能保留有用边缘,之后结合边界矢量场(Boundary Vector Flow, BVF)^[13]使轮廓变形并收敛到目标边界,从而提高分割算法的鲁棒性。

方法的具体步骤为:(1)对图像进行多尺度的 Contourlet 分解。先由拉普拉斯金字塔将图像分出低通分量与带通分量,再由方向性滤波器组对带通分量进行方向性分解,得到方向性子带。各

尺度的低通分量可视为一组由粗到细的多分辨率图像,各尺度各方向的带通分量组成多分辨率的方向性信号^[12]。(2)利用 Contourlet 多分辨率低通分量提取 Snake 初始轮廓。由于内腔边界和外弹力膜大致都呈圆形,因而可通过对多分辨率图像进行环形模板匹配^[11]来提取它们的初始轮廓。设计内圆与环形的面积相等、灰度值分别为-1与1的环形模板,求出使得模板和待分割图像乘积的元素之和最大时环形的位置与大小,即表示图中圆形目标所在位置及大小。需注意的是,环形模板中环形以外区域的灰度值 M_{out} 取大值时模板匹配算法将找到较小的圆形目标。因此,提取内腔边界时 M_{out} 应取较大值(这里取经验值0.2),提取外弹力膜时应取较小值(取经验值0)。匹配过程采取多尺度分析技术:先在低噪声的低分辨率图像上进行粗糙的模板匹配;再提高分辨率,在上层匹配结果附近微调,从而由粗到细地实现初始轮廓的提取。(3)利用 Contourlet 多分辨率带通分量方向性子带提取 Snake 最终轮廓。在不同子带上根据边缘、噪声的特点进行各向异性扩散滤波^[13],以减少噪声,同时保留甚至强化有用边缘。各子带信号滤波后,进行 Contourlet 反变换,对重建的图像计算 BVF 场^[13],在 BVF 场的作用下 Snake 变形、收敛到最终轮廓。这里,采用 BVF 场而非传统的 Snake 外力场的原因是 BVF 场具有更广阔边缘捕获范围且计算速度更快。

3.2 斑块的特征提取

首先针对经典的形态特征,实现特征提取的自动化。接着提取其它类别的特征,更全面地量化易损与非易损斑块间的差异。

易损斑块具有较大的脂质核,而脂质的声阻抗较小,在超声图像中表现为均匀的低回声;非易损斑块通常具有较多纤维,而纤维在图像中表现为较高回声,且灰度整体差异较大、分布不均匀^[6]。因此在计算机自动识别斑块时,可提取表征斑块内灰度统计分布规律的纹理特征,本文使用一阶统计量和灰度共生矩阵提取该类特征。另外,从弹性力学的角度考虑易损斑块与非易损斑块的差异:脂质相对纤维弹性更大,同样的受力情况下应变更大^[8]。因此可从中提取量化特征表征不同斑块弹性的差异。本文借助非刚性图像配准估计组织应变,从而提取斑块的弹性特征。综上,共提取三类特征,所有特征均由计算机提取,满足

了自动化要求。

3.2.1 形态特征提取

以往研究已定义了诸多形态特征^[14]。在进行图像分割之后,一些特征可以由计算机自动测量,如内腔面积(Lumen Area, LA)、外弹力膜面积(External Elastic Membrane, EEMA, 又称血管面积)、斑块面积(Plaque Area, PA)、斑块负荷(Plaque Burden, PD),其中 PA 与 PD 的计算公式为:

$$PA = EEMA - LA, \quad (1)$$

$$PD = PA / EEMA, \quad (2)$$

还可自动计算内腔和外弹力膜的周长(PE_L, PE_E)和等效直径(面积的平方根, D_L, D_E),下标“L”与“E”分别表示内腔与外弹力膜。

但是其它一些形态特征的提取通常还依赖于人工操作,主观性强、重复性差。例如斑块最大厚度、最小厚度、偏心指数等,医生仍通过肉眼观察、手工描点予以测量^[14]。本文借助计算机算法自动提取所有形态特征,其示意图见图2。

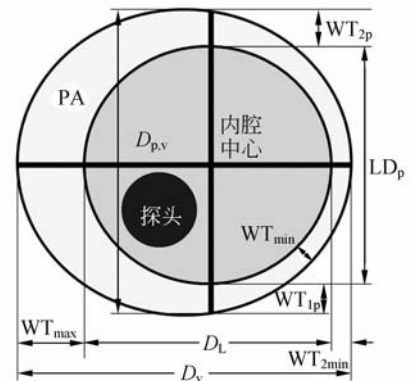


图2 斑块形态特征提取示意图

Fig. 2 Morphological feature extraction

由内腔轮廓确定内腔中心。以内腔中心为起始点,沿着各角度的径线方向搜索两条轮廓与径线的交点,并计算两者间的距离(该角度的斑块厚度);找到最大距离与最小距离即为斑块的厚度 WT_{max} 与最小厚度 WT_{min} 。而 WT_{max} 所在径线反方向(相隔 180°)的斑块厚度一般也非常薄,将其称为近似最小厚度,记为 WT_{2min} 。从 WT_{max} 所在径线及其反方向径线上还可以计算内腔直径(D_L)和血管直径(D_V);与 WT_{max} 所在径线垂直的径线上则可以提取垂直厚度($WT_p = WT_{1p} +$

WT_{2p})、垂直内腔直径(D_{P,L})和垂直血管直径(D_{P,V})。斑块的偏心指数(eccentricity index, EI)计算公式为^[14]:

$$EI=1-WT_{\min}/WT_{\max}, \quad (3)$$

将式中的 WT_{min} 替换成 WT_{2min}, 则称之为近似偏心指数 EI₂。EI 和 EI₂ 表征了斑块厚度的不均匀性,取值范围在(0,1)。

除了上述参数,还对两条轮廓进行椭圆拟合,计算椭圆的长轴径(MAAL)、短轴径(MAIL)、偏心率(ECC)等参数,其中偏心率 ECC 定义为:

$$ECC=d_f/MAAL, \quad (4)$$

这里 d_f 是椭圆两焦点间的距离。因此得到 MAAL_L, MAAL_E, MAIL_L, MAIL_E, ECC_L, ECC_E 6 个参数。

3.2.2 纹理特征提取

为了反映斑块内部灰度分布的统计规律,提取了两类纹理特征:一阶统计量和灰度共生矩阵(Gray-level Co-occurrence Matrix, GLCM)统计特征^[15]。

一阶统计量包括斑块内部灰度的均值(Mean)、标准差(STD)、差异系数(CoV)、偏度(Skew)、峰度(Kurt)。此外,将直方图熵(EtH)也归为此类特征,其计算公式为:

$$EtH = - \sum_{i=0}^{255} p_i \log_2(p_i), \quad (5)$$

其中 p_i(i=0,1,⋯,255)是灰阶 i 在图像中出现的概率,可以由图像直方图求出。

图像 I 的灰度共生矩阵^[15-16] 定义为间隔距离 d 和方向 θ 的函数 G(i, j; d, θ)。特定的 θ 方向、间隔距离为 d 的 GLCM 的第 i 行 j 列的元素表示图像 I 中起始像素取 i 值、终止像素取 j 值、θ 方向、间隔为 d 的像素点对的个数。GLCM 的大小取决于图像 I 的灰阶数量,这里将原本 256 阶的灰度图像变换为 8 阶图像,得到 8×8 的灰度共生矩阵 G(i, j), (i=1,⋯,8; j=1,⋯,8)。将灰度共生矩阵 G(i, j) 归一化得到概率矩阵 p(i, j):

$$p(i, j) = G(i, j) / \sum_{i=1}^8 \sum_{j=1}^8 G(i, j). \quad (6)$$

从 p(i, j) 中可进一步求取反映图像纹理信息的统计量,包括对比度(Ct)、相关度(R)、能量(E)、均一度(Hm)、纹理熵(Et)^[15]。

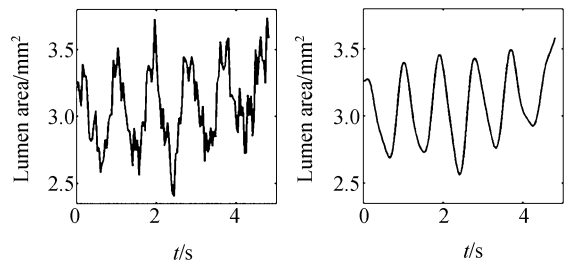
计算 4 个方向(θ=0°, 45°, 90°, 135°)、5 个距离(d=1, 2, 3, 4, 8 pixel)的 GLCM,并将各方向

的 GLCM 统计量取平均值作为纹理特征,因此得到 25 个 GLCM 纹理特征,用 Ct1、Ct2、Ct3、Ct4、Ct8 等表示,数字后缀为相应的距离 d。值得注意的是,由于本文采集的 IVUS 图像具有 3 种不同的分辨率,上述 5 个 d 值是提取分辨率最差(45 pixel/mm)图像的 GLCM 时所用的,当针对更高分辨率的图像时,d 根据分辨率进行相应的放大。

3.2.3 弹性特征提取

血管搏动时,收缩压与舒张压的差异造成斑块的形变;不同斑块的弹性状况不同,因此形变也不同。可以从收缩期与舒张期的两幅 IVUS 图像中检测斑块的形变,从而表征斑块的弹性特点。本文首先从 IVUS 序列图像中自动抽取一对舒张期和收缩期图像,接着借助非刚性图像配准估计斑块的应变^[8],最后从应变分布中提取表征斑块弹性状况的量化特征。

本文建立的斑块数据库中 124 幅 IVUS 图像都是从视频序列图像中抽取出的单帧图像。对各单帧图像所在的一段序列图像进行图像分割,得到一系列分割结果,并计算内腔面积来获得内腔面积随时间变化曲线。用巴特沃斯低通滤波器(通带截止频率 2.5 Hz,阻带频率 5 Hz,通带波纹 3 dB,阻带衰减 60 dB)去除高频噪声,从光滑曲线的波谷、波峰自动抽取一对舒张期图像 I_D(x, y)和收缩期图像 I_S(x, y),分别作为后续非刚性配准的待配准图像与基准图像。作为实例,图 3 给出一个病例的内腔面积变化曲线,图 3(a)是原始曲线,从中可以明显地发现血管是周期搏动的,图 3(b)是滤波平滑后的曲线。



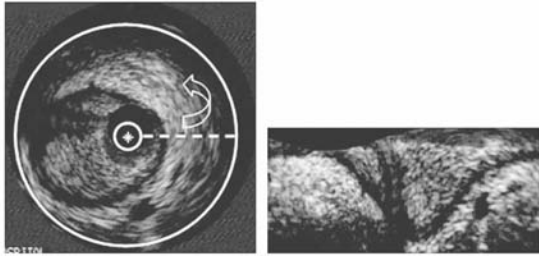
(a) 内腔面积变化曲线 (b) 经低通滤波
(a) Lumen areas (b) After low pass filtering

图 3 内腔面积随时间变化曲线

Fig. 3 Pulsatile curves of lumen areas

图像配准的任务即求解将 I_D(x, y) 映射至 I_S(x, y) 的非刚性变换。首先将 I_D(x, y) 与 I_S

(x, y) 中离内腔中心 r_{\min} 至 r_{\max} 的环形区域(如图 4(a)所示)通过极坐标变换展开成矩形(图 4(b)),其中 r_{\min} 为小于内腔最小径若干像素的值, r_{\max} 为大于外膜最大径若干像素的值,极坐标变换中采用了双线性插值。两幅矩形图像分别以 I_D (r, θ) 与 $I_S(r, \theta)$ 表示,其中 (r, θ) 为极坐标系下的距离(径向)与角度(周向)。极坐标系下,图像配准任务即求解径向与周向的位移场 $D = [u, v]$, 以使得变换后的图像 $I_D(r+u, \theta+v)$ 与基准图像 $I_S(r, \theta)$ 尽量相似。



(a) 极坐标变换前的环形区域 (b) 变换为矩形区域
(a) Annulus in an IVUS image (b) A rectangle

图 4 经极坐标变换展开 IVUS 图像中斑块所处的环形区域

Fig. 4 An annulus in an IVUS image is transformed into a rectangle using polar coordinate transform

由此得到图像配准的目标函数:

$$E_R(D) = E_{IS}(D) + \alpha \cdot E_{IC}(D) + \beta \cdot E_{SC}(D), \quad (7)$$

式中求和的三项分别为灰度相似度、非压缩性控制项与应变平滑约束项^[8],其中 α, β 为求和加权系数,本文根据实验效果,取经验值 $\alpha = 10, \beta = 100$ 。

位移场由基于三次 B 样条的自由形态形变模型构建^[8],即各像素点的位移量 (u_i, v_i) 由其周围 4×4 个均匀分布的控制点的位移量 (\hat{u}_j, \hat{v}_j) ($j = 1, 2, \dots, 16$) 经 B 样条插值得到:

$$\begin{cases} u(r_i, \theta_i) = \sum_{j=1}^{16} \hat{u}_j B_j(r_i, \theta_i) \\ v(r_i, \theta_i) = \sum_{j=1}^{16} \hat{v}_j B_j(r_i, \theta_i) \end{cases}, \quad (8)$$

其中 $B_j(r_i, \theta_i)$ 表示 B 样条基函数。

使用 Levenberg-Marquardt (LM) 算法最小化式求解自由形态形变模型的参数,即各控制点的位移量^[8]。解得位移场 D 后,计算形变梯度张

量 F_i ^[8]:

$$F_i = \begin{bmatrix} 1 + \frac{\partial u}{\partial r_i} & \frac{1}{r_i} \frac{\partial u}{\partial \theta_i} \\ (r_i + u_i) \frac{\partial v}{\partial r_i} & \left(1 + \frac{u_i}{r_i}\right) \left(1 + \frac{\partial v}{\partial \theta_i}\right) \end{bmatrix}, \quad (9)$$

从而求出拉格朗日应变张量 $E_{L,i}$:

$$E_{L,i} = \frac{1}{2} (F_i^T F_i - I) = \begin{bmatrix} \epsilon_{rr,i} & \epsilon_{r\theta,i} \\ \epsilon_{r\theta,i} & \epsilon_{\theta\theta,i} \end{bmatrix}, \quad (10)$$

其中 I 为 2×2 的单位阵, $\epsilon_{rr,i}$ 、 $\epsilon_{\theta\theta,i}$ 和 $\epsilon_{r\theta,i}$ 分别为第 i ($i = 1, 2, \dots, N$) 点的径向应变、周向应变和剪应变。

一般情况下,从舒张期到收缩期,血管处于扩张状态,因此周向应变 $\epsilon_{\theta\theta}$ 为正值;血管内腔的扩张程度大于外弹力膜的扩张程度,从内膜至外膜,位移量依次下降,因此径向应变 ϵ_{rr} 为负值。若斑块的弹性越强,则径向应变和周向应变的幅值越大^[8]。由于易损斑块中含较多脂质,弹性较强,因此可从 ϵ_{rr} 和 $\epsilon_{\theta\theta}$ 中提取表征斑块弹性状况的量化参数用以鉴别斑块的易损性。

从应变的空间分布计算应变的概率密度函数,并求函数的分位数。假设概率密度函数为 $p(x)$,其 α 分位数 x_α 满足:

$$\int_{-\infty}^{x_\alpha} p(x) dx = \alpha. \quad (11)$$

将 ϵ_{rr} 和 $\epsilon_{\theta\theta}$ 的 α 分位数分别记为 $\epsilon_{r\alpha}$ 和 $\epsilon_{\theta\alpha}$ 。计算不同 α 水平下的分位数作为斑块的弹性特征;这里, α 取值从 0 至 1,间隔 0.05。当 α 为 0 时,即为应变最小值;为 1 时,即为最大值。此外,还计算应变平均值 $\epsilon_{r\text{mean}}$ 和 $\epsilon_{\theta\text{mean}}$ 作为弹性特征。

3.3 斑块的分类判决

设计 3 种分类器自动判别易损斑块,包括 Fisher 线性判别、支撑向量机、广义相关学习矢量量化。

Fisher 线性判别是经典的线性分类器。考虑把 d 维空间的样本投影到一条直线上,形成一维空间, Fisher 线性判别准则的基本原理即寻找一个最合适的投影轴,使两类样本在该轴上投影之间的距离尽可能远,而每类样本内部的投影尽可能紧凑,从而使分类效果最佳^[17]。

支撑向量机 (Support Vector Machine, SVM) 是一种有监督的学习方法,广泛应用于统计分类及回归分析^[9-10]。与传统的基于经验风险

最小化原则的分类器不同的是, SVM 追求结构风险最小化, 即寻找最优分类超平面: 在控制错分样本数(保证经验风险较小)的同时, 使该超平面到各类支撑向量的距离最大, 也就是分类间隔达到最大。因此, SVM 又被称为最大间隔分类器。由于采取了基于结构风险最小化的学习原则, SVM 在很大程度上解决了以往困扰很多机器学习方法的问题, 比如模型选择与过学习问题、非线性和维数灾难问题、局部极小点问题等^[17]。

矢量化、自组织映射等自组织方法给神经网络领域带来一股新力量。若数据是经过类别标记的, 则矢量化可以扩展为有监督的学习矢量化。为了提升学习矢量化性能, 更快收敛并处理更复杂的数据, Hammer 与 Villmann 提出了广义相关学习矢量化(Generalized Relevance Learning Vector Quantization, GRLVQ)^[18]。GRLVQ 对样本空间的各个维度分配不同的权重, 通过最小化能量函数在各类样本中寻找代表点(称为原型)来表征整个数据集的空间分布; 找到原型后, GRLVQ 便可以通过最近邻法实现分类。假设在 d 维特征空间中找到了 M 个原型 $v_k = (v_{1,k}, \dots, v_{d,k}), k=1, \dots, M$, 其所属类别为 $c^k \in \{1, 2\}$, 则一待分类样本 $x = (x_1, \dots, x_d)$ 的所属类别 c_x 由下列两式判定:

$$c_x = c^K, \quad (12)$$

$$K = \arg \min_k \| \mathbf{x} - \mathbf{v}_k \|_{\lambda}^2 = \arg \min_{-k} \sum_{j=1}^d \lambda_j (x_j - v_{j,k})^2, \quad (13)$$

亦即将 \mathbf{x} 归为离其最近的原型所属的类别。式中的距离度量 $\| \cdot \|$ 并非传统的欧氏距离, 而是自适应距离, 其中引入了权重因子 $\lambda = (\lambda_1, \dots, \lambda_d)$, $\lambda_j \geq 0, j=1, \dots, d, \sum_j \lambda_j = 1$, 以衡量各维特征的重要程度, 从分类的目标来讲 λ 即表征了各维特征对分类的贡献程度。 λ_j 越大, 则对应的该维特征越重要, 对分类的贡献越大。因此, GRLVQ 通过引入 λ 对输入特征进行非均匀度量, 提高了分类的性能。

4 实验与结果

4.1 斑块的图像分割

对采集的 124 幅 IVUS 图像进行分割, 取得

了令人满意的结果。相对于梯度矢量流 Snake 分割法^[5], 本文方法的分割结果更接近于医生手工勾画的轮廓。图 5 给出 2 例斑块图像分割结果。例 1 的 4 点至 7 点钟方向、例 2 的 7 点至 9 点钟方向由于受到斑点噪声的干扰, 梯度矢量流 Snake 分割效果欠佳, 而本文算法引入了 Contourlet 变换, 鲁棒性增强, 分割结果比较吻合医生手工描记的轮廓。

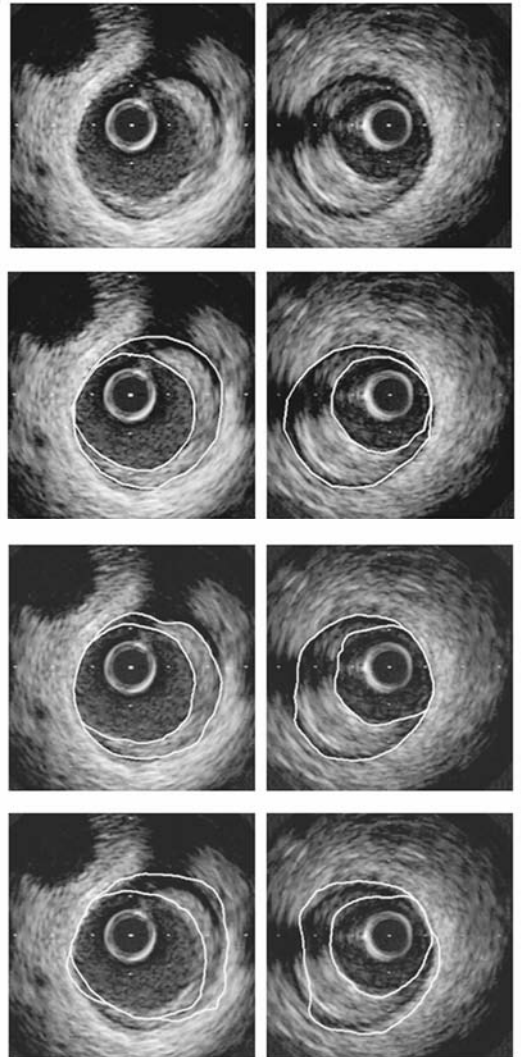


图 5 两例斑块的图像分割结果, 第一列为例 1, 第二列为例 2, 第一行为原始图像, 二至四行依次为医生手工描记的轮廓、本文算法分割结果、梯度矢量流 Snake 分割结果

Fig. 5 Results of image segmentation for two cases. Each case is shown in one column. Original images are shown on the first row, and the results by manual tracing, the proposed method and the gradient vector flow snakes were superimposed on images on the second, third and fourth rows, respectively

4.2 斑块的特征提取

提取出 24 个形态特征、31 个纹理特征和 44 个弹性特征,共 99 个特征。计算这些特征在两个类别(类别 1 为易损斑块,类别 2 为非易损斑块)中的均值 m 、标准差 σ 和类间距 S_{bw} ,其中类间距^[17]定义为:

$$S_{bw} = (m_1 - m_2) / \sqrt{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}, \quad (14)$$

并用两样本 t 检验比较两类间是否存在统计学差异,得到 P 值。

4.2.1 形态特征提取

结果表明,20 个形态特征在易损斑块与非易损斑块间存在显著性差异($P < 0.05$),其中 16 个特征差异非常明显($P < 0.01$),12 个特征差异极为明显($P < 0.0001$)。类间距 $|S_{bw}|$ 排名前五位分别为斑块最大厚度(WT_{max} , $S_{bw} = 1.96$)、斑块面积(PA , $S_{bw} = 1.17$)、斑块负荷(PB , $S_{bw} = 1.13$)、近似偏心指数(EI_2 , $S_{bw} = 1.09$)、偏心指数(EI , $S_{bw} = 0.98$)。前三位均反映斑块尺寸大小,而第四、第五位表征斑块偏心性。说明大斑块、偏心性斑块的易损性高,此结果与动物实验^[6]及临床随访^[7]的观察一致。

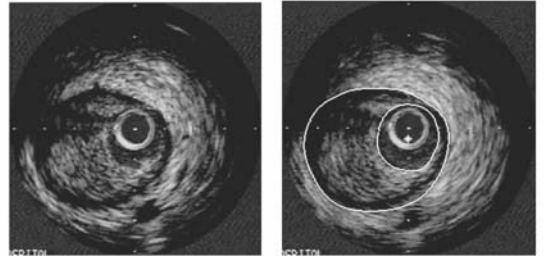
4.2.2 纹理特征提取

24 个纹理特征在两类斑块间存在显著性差异($P < 0.05$),其中 23 个特征差异非常明显($P < 0.005$),14 个特征差异极为明显($P < 0.0001$)。在 $P < 0.005$ 的特征中,包含所有灰度共生矩阵对比度(Ct)、均一度(Hm)、纹理熵(Et)和能量(E)特征,以及一阶统计量中的灰度标准差(STD)、直方图熵(EtH)和灰度均值($Mean$)。对比度的类间距 $|S_{bw}|$ 最大(对于 $Ct8$, $Ct4$, $Ct2$, $Ct3$, S_{bw} 分别为 -0.95 , -0.87 , -0.84 , -0.83),其次是灰度标准差(STD , $S_{bw} = -0.77$)。考察类间距的正负号,还可发现易损斑块的 Hm 和 E 较大,非易损斑块的 Ct , STD , Et , EtH 和 $Mean$ 较大。这些特征中, $Mean$ 是灰度平均值(回声平均强度), Hm 和 E 反映的是灰度分布的均匀度,而 Ct , STD , Et , EtH 反映的是灰度分布的非均匀度,由此可知易损斑块中灰度分布更均匀,且灰度值更低(回声更暗)。

4.2.3 弹性特征提取

在给出弹性特征的统计结果之前,先给出弹性特征提取中关键步骤即非刚性配准估计应变的结果,如图 6 所示。舒张期图像(a)与收缩期图像

(b)进行非刚性图像配准,得到(c)图中的位移场,从中可知径向位移是朝外的,周向位移是顺时针方向的,亦即从舒张期到收缩期,斑块各处由(c)图所示位置向外扩张、顺时针旋转,到达(b)图中所示的位置;由(c)图位移场估计出径向应变((d)图)和周向应变((e)图)。从图中可知斑块在靠近

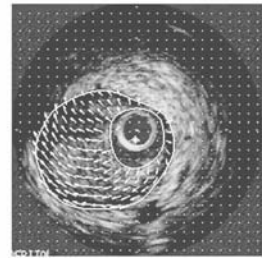


(a) 舒张期图像

(b) 收缩期图像叠加上内腔中心、内腔轮廓、外弹力膜轮廓

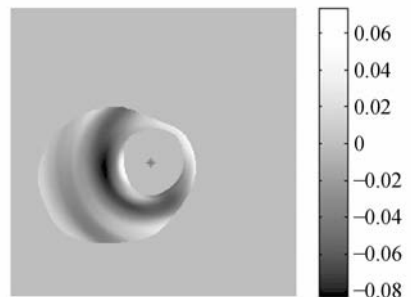
(a) Image at diastole

(b) Image at systole superimposed with lumen center, lumen border and external elastic membrane



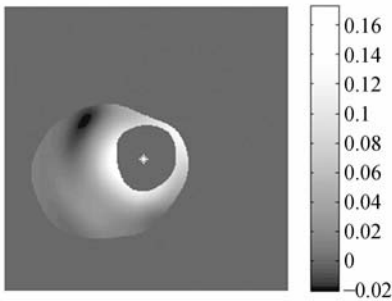
(c) 舒张期图像叠加上内腔中心、内腔轮廓、外弹力膜轮廓及位移场

(c) Image at diastole superimposed with lumen center, lumen border, external elastic membrane, and displacement field



(d) 斑块径向应变

(d) Radial strains of a plaque



(e) 斑块周向应变

(e) Circumferential strains of a plaque

图 6 非刚性图像配准估计斑块应变

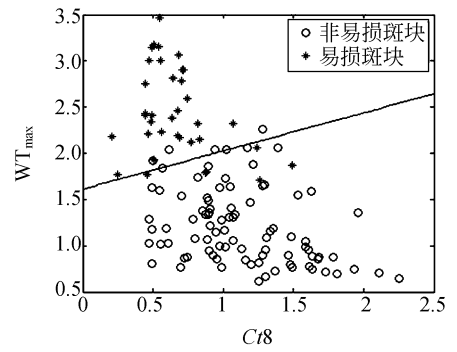
Fig. 6 Strain estimation for a plaque using nonrigid image registration

内腔处, 径向应变达到 -8% , 周向应变达到 16% , 从斑块顶部(离内腔近)到基底部(离内腔远), 应变幅值基本上呈递减趋势。说明斑块在周向扩张的同时, 径向有一定程度的收缩。

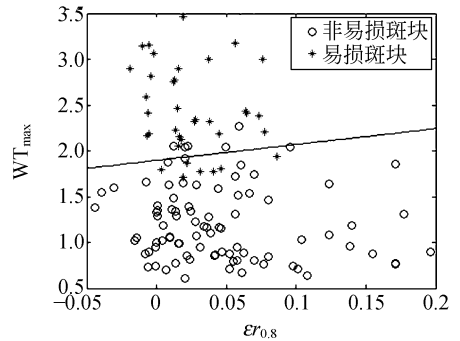
从径向应变与周向应变分布中提取出弹性特征, 其中 6 个特征 ($\epsilon_{r_{0.8}}, \epsilon_{r_{0.75}}, \epsilon_{r_{0.85}}, \epsilon_{r_0}, \epsilon_{r_{0.7}}, \epsilon_{r_{0.9}}$) 在两类斑块间存在显著性差异 ($P < 0.05$), 这些特征均为径向应变分位数 ϵ_{r_α} , 其中 $\epsilon_{r_{0.8}}$ 的 P 值最小 ($P = 0.0309$), $|S_{bw}|$ 最大 ($S_{bw} = -0.34$)。

4.2.4 二维特征空间比较

为了更直观地观察特征提取的效果, 绘出三类特征的散点图, 如图 7 所示。3 幅子图均以类间距 $|S_{bw}|$ 最大的特征 WT_{max} 为纵坐标, 横坐标分别为 $|S_{bw}|$ 第二大的形态特征 PA, $|S_{bw}|$ 最大的纹理特征 $Ct8$ 和 $|S_{bw}|$ 最大的弹性特征 $\epsilon_{r_{0.8}}$ 。由图 7(a) 可知, 两个形态学特征虽然各自都有较大的类间距, 但两者组成二维空间时并未起到“强强联合”的作用, 其区分两个类别的能力仍然不是很强, 以 SVM 求解二维空间最优分界线(图 7(a)中



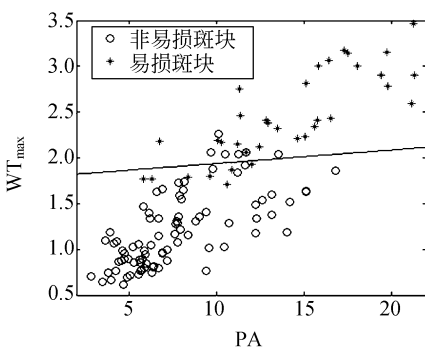
(b)



(c)

图 7 三类特征的散点图; (a)-(c) 3 幅子图中, 纵坐标均为形态特征 WT_{max} (斑块最大厚度), 横坐标分别为形态特征 PA (斑块面积), 纹理特征 $Ct8$ (灰度共生矩阵 8 距离对比度), 弹性特征 $\epsilon_{r_{0.8}}$ (径向应变 0.8 分位数); 图中直线表示二维空间的 SVM 最优分界线

Fig. 7 Scatter plots for three types of features, where from top to bottom, y -axes represent the morphological feature WT_{max} (maximum thickness), and x -axes indicate the morphological feature PA, the texture feature $Ct8$, and the elastic feature $\epsilon_{r_{0.8}}$. Lines are the optimal discriminant planes obtained by using SVM.



(a)

部直线), 得到假阴性 (False Negative, FN, 即易损斑块判为非易损斑块) 为 7, 假阳性 (False Positive, FP, 即非易损斑块判为易损斑块) 为 6; 而当 WT_{max} 与 $Ct8$ 联合时, FN 降至 6, FP 降至 5; WT_{max} 与 $\epsilon_{r_{0.8}}$ 联合时, FN 为 7, FP 降至 5。究其原因是因为两个形态特征间存在非常明显的相关性 ($R^2 = 0.72$), 两者有较多冗余信息, 而不同类别特征间相关性并不强, 比如 WT_{max} 与 $Ct8$ 间的

R^2 不大(0.32),因此可相互补充信息。综上所述,纹理特征与弹性特征是对形态特征的有益补充,三类特征共同用于区分易损斑块,可能取得更佳分类效果(详见下文 4.3 节分类结果)。

4.3 分类判决

由于样本较少($n=124$,其中 36 例易损斑块、88 例非易损斑块),采用留一法划分训练集与测试集,即把总共 n 个样本中的 $n-1$ 个作为训练集训练分类器,而将剩余的一个作为测试集;共进行 n 次这样的划分,因此每个样本都被作为测试集测试了一次^[17]。

使用全部三类特征,对各种分类器进行训练、测试。分类器参数设置如下:SVM 采用的是线性核,软间隔参数取为 1;GRLVQ 中,迭代次数为 25 次,原型个数占样本数的 30%,即易损类、非易损类分别选用 11 个和 26 个原型。分类评价指标是敏感性(sensitivity, SEN)、特异性(specificity, SPC)、准确率(correct rate, CR)、约登指数(Youden's index, YI):

$$\begin{cases} SEN = TP / (TP + FN) \\ SPC = TN / (TN + FP) \\ CR = (TP + TN) / (TP + FN + TN + FP) \\ YI = SEN + SPC - 1 \end{cases}, \quad (15)$$

其中 TP, FN, TN, FP 分别为真阳性、假阴性、真阴性和假阳性。由于易损斑块数量少于非易损斑块的数量,敏感性一般、特异性很高的时候,准确率也可能很高,因而准确率并不能确切反映敏感性和特异性的平衡情况;而约登指数则能更好地评价分类性能。

训练集和测试集上的分类结果分别如表 1 和表 2 所示,SVM 对训练集达到了完全正确的区分,对测试集的 4 项指标也都很高,SEN 达到 91.7%,SPC 达到 97.7%,CR 和 YI 分别达到 96.7%和 89.4%,说明 SVM 具有较好的泛化能力。而 Fisher 线性判别虽然训练结果很好,CR 高达 98.4%,但是测试结果中 CR 只有 78.9%,YI 更是下降了近 40%,说明其泛化能力很差。而 GRLVQ 分类器在测试集、训练集的分类结果相差不大,SPC 均较高,但 SEN 不强,测试集 CR

和 YI 为 91.1%和 74.9%,次于 SVM 的分类性能。

表 1 留一法训练集上的分类性能

Tab.1 Classification results on training sets by using leave-one-out cross validation

分类器	均值±标准差			
	SEN	SPC	CR	YI
Fisher	98.4%±8.6%	98.4%±8.9%	98.4%±8.8%	96.8%±17.4%
SVM	100%±0	100%±0	100%±0	100%±0
GRLVQ	85.6%±4.6%	99.0%±1.2%	95.1%±1.5%	84.6%±4.6%

表 2 留一法测试集上的分类性能

Tab.2 Classification results on test sets by using leave-one-out cross validation

分类器	SEN	SPC	CR	YI
Fisher	80.6%	77.3%	78.9%	57.8%
SVM	91.7%	97.7%	96.7%	89.4%
GRLVQ	80.6%	94.3%	91.1%	74.9%

为了进一步研究 SVM 在使用不同特征集时的分类性能,对 3 种特征集的情况进行训练和测试:只使用 24 个形态特征;使用 24 个形态特征和 31 个纹理特征;使用全部 3 类共 99 个特征。结果如表 3 所示。只使用形态特征时,信息并不完全,测试集上只能达到 88.6%的 CR, YI 为 71.5%,而结合形态、纹理两类特征后,CR 提高 4.1%,YI 提高 10.6%,继续加入弹性特征后,CR 继续增加 4%,YI 再增加 7.3%。可见在自动识别易损斑块时,本文提出的纹理和弹性特征是对经典形态特征的有益补充。

表 3 使用不同特征集时 SVM 的分类性能(留一法测试集)

Tab.3 Classification results on test sets by leave-one-out cross validation when various feature sets are used

特征集	SEN	SPC	CR	YI
形态特征	80.6%	90.9%	88.6%	71.5%
形态加纹理	88.9%	93.2%	92.7%	82.1%
三类特征	91.7%	97.7%	96.7%	89.4%

5 讨论

病理学研究表明易损斑块含有大脂质核。在

IVUS 图像中,脂质核表现为无回声或低回声的分布较均匀的透声区^[6-7]。但是否存在透声区、透声区有多大,是需要医生根据主观经验进行判断的,而且还基本处于定性判断的阶段。本文由计算机自动提取纹理特征定量表征斑块内灰度分布特性,结果发现有 23 个纹理特征能很好地衡量易损斑块内回声低、分布均匀的特点($P < 0.005$),进而为识别易损斑块提供有用的量化信息。

除了图像上肉眼可观察的信息,本文还试图从序列图像间的变化差异中提取隐匿信息以估计斑块的弹性状况。通过一对舒张期与收缩期图像间的非刚性配准估计径向与周向应变,从而提取出弹性特征。研究结果发现 6 个径向应变分位数特征在两类斑块间的差异存在统计学意义($P < 0.05$)。这些特征为易损斑块的准确判别起到了补充作用。但是相对形态与纹理特征,各弹性特征的类间距都较小,如何提取差异性更明显、区分能力更强的弹性特征是今后值得进一步研究的方向。王志蕴等^[19]发现颈动脉斑块肩部高于纤维帽顶部的收缩期最大运动速度、最大应变率。因此,今后研究可侧重于斑块弹性的空间分布,从不同的部位(如肩部、纤维帽顶部、基底部)提取局部特征,以更好地表征斑块的易损性。

参考文献:

- [1] NAGHAVI M, LIBBY P, FALK E, *et al.*. From vulnerable plaque to vulnerable patient; A call for new definitions and risk assessment strategies; Part I [J]. *Circulation*, 2003,108(14):1664-1672.
- [2] WAXMAN S, ISHIBASHI F, MULLER J E. Detection and treatment of vulnerable plaques and vulnerable patients; Novel approaches to prevention of coronary events [J]. *Circulation*, 2006,114(22):2390-2411.
- [3] GIL D, HERNANDEZ A, RODRIGUEZ O, *et al.*. Statistical strategy for anisotropic adventitia modelling in IVUS [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2006, 25(6): 768-778.
- [4] BOVENKAMP E G P, DIJKSTRA J, BOSCH J G, *et al.*. Multi-agent segmentation of IVUS images [J]. *Pattern Recognition*, 2004, 37(4):647-663.

6 结 论

本文通过图像分割、特征提取、分类器设计 3 个步骤开展基于 IVUS 自动识别易损斑块的研究。首先将 Contourlet 变换与 Snake 模型相结合,准确自动地提取内腔轮廓与外弹力膜。接着实现经典形态特征提取的自动化,并提取纹理、弹性两类新特征,以便更全面准确地量化斑块属性,其中纹理特征包括一阶统计量与灰度共生矩阵特征,弹性特征提取依托于非刚性图像配准技术。最后设计 Fisher 线性判别、支撑向量机、广义相关学习矢量量化 3 种分类器进行斑块性质的分类判决。对 124 例斑块(36 例易损,88 例非易损)的实验显示 20 个形态特征、24 个纹理特征和 6 个弹性特征在两类斑块间存在显著性差异($P < 0.05$)。分类结果表明,纹理特征和弹性特征是对形态特征的有益补充;采用三类特征由 SVM 进行分类,达到了最好的分类效果,在测试集上 SEN、SPC、CR 和 YI 分别达到 91.7%,97.7%,96.7%和 89.4%,表明计算机算法能自动、准确地识别易损斑块。

- [5] GIANNOGLOU G D, CHATZIZISIS Y S, KOUTKIAS V, *et al.*. A novel active contour model for fully automated segmentation of intravascular ultrasound images: In vivo validation in human coronary arteries [J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2007,37(9):1292-1302.
- [6] GE J, CHIRILLO F, SCHWEDTMANN J, *et al.*. Screening of ruptured plaques in patients with coronary artery disease by intravascular ultrasound [J]. *Heart*, 1999,81(6):621-627.
- [7] YAMAGISHI M, TERASHIMA M, AWANO K, *et al.*. Morphology of vulnerable coronary plaque: Insights from follow-up of patients examined by intravascular ultrasound before an acute coronary syndrome [J]. *Journal of the American College of Cardiology*, 2000,35(1):106-111.
- [8] LIANG Y, ZHU H, FRIEDMAN M H. The correspondence between coronary arterial wall strain

- and histology in a porcine model of atherosclerosis [J]. *Physics in Medicine and Biology*, 2009, 54(18):5625-5641.
- [9] 刘露, 刘宛予, 楚春雨, 等. 胸部 CT 图像中孤立性肺结节良恶性快速分类 [J]. *光学精密工程*, 2009, 17(8):2060-2068.
- LIU L, LIU W Y, CHU C Y, *et al.*. Fast classification of benign and malignant solitary pulmonary nodules in CT image [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2009, 17(8):2060-2068. (in Chinese)
- [10] 温江涛, 王伯雄. 应用小波包能量谱及支持向量机实现安瓿内浮类异物的识别 [J]. *光学精密工程*, 2009, 17(11):2794-2799.
- WEN J T, WANG B X. Recognition of floating particles in ampoules by wavelet packet energy spectrum and SVM [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2009, 17(11):2794-2799. (in Chinese)
- [11] 张麒, 汪源源, 王威琪, 等. 活动轮廓模型和 contourlet 多分辨率分析分割血管内超声图像 [J]. *光学精密工程*, 2008, 16(11):2303-2311.
- ZHANG Q, WANG Y Y, WANG W Q, *et al.*. Intravascular ultrasound image segmentation based on active contour model and contourlet multiresolution analysis [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008, 16(11):2303-2311. (in Chinese)
- [12] PO D D, DO M N. Directional multiscale modeling of images using the contourlet transform [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(6):1610-1620.
- [13] ZHANG Q, WANG Y, WANG W, *et al.*. Automatic segmentation of calcifications in intravascular ultrasound images using snakes and the contourlet transform [J]. *Ultrasound in Medicine and Biology*, 2010, 36(1):111-129.
- [14] BERGLUND H, LUO H, NISHIOKA T, *et al.*. Highly localized arterial remodeling in patients with coronary atherosclerosis: An intravascular ultrasound study [J]. *Circulation*, 1997, 96(5):1470-1476.
- [15] HARALICK R M, SHANMUGAM K, DINSTEN I H. Textural features for image classification [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 1973, 3(6):610-621.
- [16] 姜永林, 屈槲深, 王常虹. 基于纹理及统计特征的视频背景提取 [J]. *光学精密工程*, 2008, 16(1):172-177.
- J IANG Y L, QU Z S, WANG C H. Video background extraction based on textural and statistical features [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008, 16(1):172-177.
- [17] 边肇祺, 张学工, 等. 模式识别 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2000.
- BIAN Z, ZHANG X, *et al.*. *Pattern recognition* [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2000. (in Chinese)
- [18] SCHNEIDER P, BUNTE K, STIEKEMA H, *et al.*. Regularization in matrix relevance learning [J]. *Neural Networks, IEEE Transactions on*, 2010, 21(5):831-840.
- [19] 王志蕴, 张梅, 张运, 等. 速度向量成像评价冠心病患者颈动脉粥样斑块力学特性的临床研究 [J]. *中华超声影像学杂志*, 2009, 18(1):27-30.
- WANG Z Y, ZHANG M, ZHANG Y, *et al.*. Primary study of carotid atherosclerosis plaque biomechanics using ultrasonic velocity vector imaging in patients with coronary artery disease [J]. *Chinese Journal of Ultrasonography*, 2009, 18(1):27-30. (in Chinese)

作者简介:



张麒(1983—),男,浙江温州人,博士,讲师,硕士生导师,2005年、2010年于复旦大学分别获得学士、博士学位,曾作为联合培养博士生公派出国在美国杜克大学访问研究一年,主要从事医学图像处理、计算机辅助诊断等方面的研究。E-mail: zhangq@shu.edu.cn



汪源源(1968—),男,浙江台州人,博士,教授,博士生导师,1990年、1992年和1994年于复旦大学分别获理学学士、硕士和博士学位。1994年至1996年在英国Wales大学做博士后,现任复旦大学信息学院副院长,主要从事医学超声工程和医学信息处理等方面的研究。E-mail: yywang@fudan.edu.cn



马剑英(1973—),男,山东齐河人,博士,主治医师,2007年于复旦大学中山医院心血管内科获得博士学位,主要研究方向为冠心病的介入诊断和治疗。E-mail: m jy7307@163.com



钱菊英(1970—),女,上海人,博士,主任医师,教授,1992年于上海医科大学获医学学士学位,1999年在德国获医学博士学位,现任复旦大学附属中山医院心内科副主任、心导管室副主任,主要研究方向为冠心病的介入诊断和治疗。E-mail: m jy7307@163.com



施 俊(1977—),男,江苏南通人,博士,副教授,硕士生导师,2000年、2005年分别于中国科技大学获得学士、博士学位,主要研究方向为医学信息处理、医学图像处理。E-mail: junshi@staff.shu.edu.cn



严壮志(1961—),男,江苏南京人,博士,教授,博士生导师,1983年于天津大学获学士学位,1987年、1993年于日本国京都大学分别获得硕士、博士学位,1990-1993年任日本国京都高度技术研究所研究工程师,现任上海大学通信与信息工程学院副院长和生物医学工程研究所所长,主要研究方向为生物医学图像与信息处理。E-mail: zzyan@shu.edu.cn

●下期预告

快速大面积测量用 AFM 的扫描速度对测量结果的影响

崔玉国¹,何高法²,荒井義和³,高伟³

- (1. 宁波大学 机械工程与力学学院,浙江 宁波 315211;
2. 重庆科技学院 机械与动力工程学院,重庆 401331;
3. 日本 东北大学 工学院,日本 宫城 仙台 980-8579)

为了通过所构建的快速大面积测量用 AFM 系统无失真地测量光栅表面的微结构形貌,研究了不同扫描模式下扫描速度对测量结果的影响。首先,分别测量了微悬臂探针在恒高模式与恒力模式下的频谱,获得了这两种模式下微悬臂探针的有效带宽。接着,分别基于恒高模式与恒力模式,通过测量不同扫描速度下光栅微结构表面上的一条直线与一个圆周,分析了扫描速度对测量结果的影响。基于该 AFM 系统,采用恒高模式下不失真扫描速度,对光栅微结构表面进行了快速、大面积三维形貌测量实验,实验结果表明:测量光栅微结构表面上直径为 4.0 mm 的圆形区域所用时间仅为 40 s。当扫描速度不超过微悬臂探针有效带宽所对应的速度时,所构建的 AFM 系统可无失真地实现微结构表面的快速、大面积测量。