



JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS

主办: 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

2016
05
VOL.21

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB



图像自动聚类 P574



第21卷第5期（总第241期）
2016年5月16日

中国精品科技期刊
中国国际影响力优秀学术期刊
中国科技核心期刊
中文核心期刊

版权声明

凡向《中国图象图形学报》投稿，均视为同意在本刊网站及CNKI等全文数据库出版，所刊载论文已获得著作权人的授权。本刊所有图片均为非商业目的使用，所有内容，未经许可，不得转载或以其他方式使用。

Copyright

All rights reserved by Journal of Image and Graphics, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS. The content (including but not limited text, photo, etc) published in this journal is for non-commercial use.

主管单位 中国科学院
主办单位 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

主 编 李小文
编辑出版《中国图象图形学报》编辑出版委员会
邮政信箱 北京9718信箱
邮 编 100101
电子信箱 jig@radi.ac.cn
电 话 010-64807995
网 址 www.cjig.cn

广告经营许可证 京朝工商广字第0361号
总 发 行 北京报刊发行局
订 购 全国各地邮局
海外发行 中国国际图书贸易集团有限公司
(邮政信箱: 北京399信箱 邮编: 100048)
印刷装订 北京科信印刷有限公司

Journal of Image and Graphics

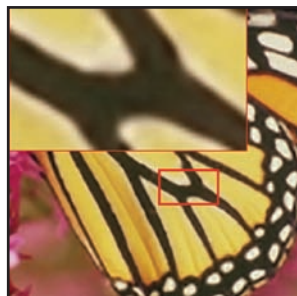
Title inscription: Song Jian Monthly, Started in 1996

Superintended by Chinese Academy of Sciences
Sponsored by Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS
China Society of Image and Graphics
Institute of Applied Physics and Computational Mathematics

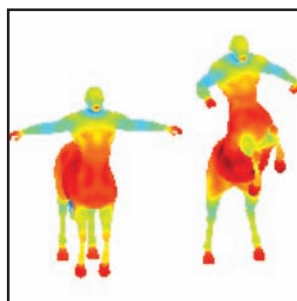
Editor-in-Chief LI Xiaowen
Editor, Publisher Editorial and Publishing Board of Journal of Image and Graphics
P.O.Box 9718, Beijing, P.R.China
Zip code 100101
E-mail jig@radi.ac.cn
Telephone 010-64807995
Website www.cjig.cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers and Journals
Domestic All Local Post Offices in China
Overseas China International Book Trading Corporation
(P.O.Box 399, Beijing 100048, P.R.China)
Printed by Beijing Kexin Printing Co., Ltd.

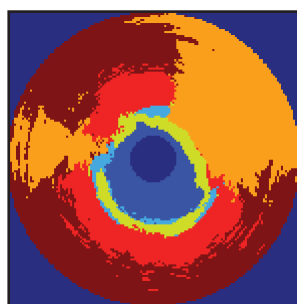
CN 11-3758/TB
ISSN 1006-8961
CODEN ZTTXFZ
国外发行代号 M1406
国内邮发代号 82-831
国内定价 60.00元



利用双通道卷积神经网络的
图像超分辨率算法(第556页)



融合特征描述符约束的3维
等距模型对应关系计算(第
628页)



结合先验形状信息和序贯学
习的心血管内超声外弹力膜
检测(第646页)

综述

中国图像工程: 2015

章毓晋 533

图像处理和编码

基于代价敏感Adaboost目标跟踪

薛一哲, 王拓 544

利用双通道卷积神经网络的图像超分辨率算法

徐冉, 张俊格, 黄凯奇 556

图像分析和识别

局部均匀模式描述和双加权融合的人脸识别

任福继, 李艳秋, 许良凤, 胡敏, 王晓华 565

K步稳定的鞋印花纹图像自动聚类

王新年, 舒莹莹 574

空间约束混合高斯运动目标检测

董俊宁, 杨词慧 588

图像理解和计算机视觉

分层信息融合的物体级显著性检测

李波, 金连宝, 曹俊杰, 冷成财, 卢春园, 苏志勋 595

结合区域协方差分析的图像显著性检测

张旭东, 吕言言, 缪永伟, 郝鹏翼, 陈佳舟 605

前景判别的局部模型匹配目标跟踪

刘大千, 刘万军, 费博雯 616

计算机图形学

融合特征描述符约束的3维等距模型对应关系计算

杨军, 闫寒, 王茂正 628

一类加权有理插值样条曲面及局部约束控制

刘植, 肖凯, 陈晓彦, 江平, 谢进 636

医学图像处理

结合先验形状信息和序贯学习的心血管内超声外弹力膜检测

林慕丹, 杨丰, 梁淑君, 赵海升, 黄铮, 崔凯 646

遥感图像处理

局部显著特征下的光学遥感图像舷靠舰船检测

李轩, 刘云清, 卞春江, 毛博年 657

长时序高光谱图像清晰度影响因素分析

尚任, 黑保琴, 李盛阳, 覃帮勇, 张九星 665

基于变差函数的中高分辨率SAR影像农村建筑区提取

林晨曦, 周艺, 王世新, 刘文亮, 田野, 张燕楠 674

CONTENTS

JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS

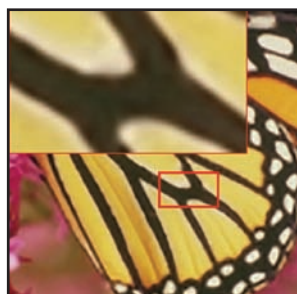
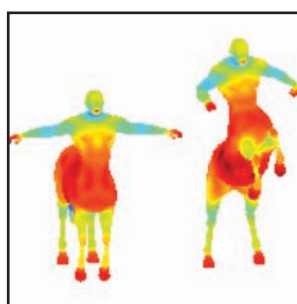
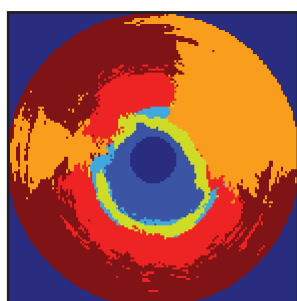


Image super-resolution using two-channel convolutional neural networks(P556)



Calculation of correspondences between three-dimensional isometric shapes with the use of a fused feature descriptor (P628)



External elastic membrane border detection based on for intravascular ultrasound images(P646)

Review

Image engineering in China: 2015	
Zhang Yujin	533

Image Processing and Coding

Object-tracking method based on improved cost-sensitive Adaboost	
Xue Yizhe, Wang Tuo	544
Image super-resolution using two-channel convolutional neural networks	
Xu Ran, Zhang Junge, Huang Kaiqi	556

Image Analysis and Recognition

Face recognition method based on local mean pattern description and double weighted decision fusion for classification	
Ren Fuji, Li Yanqiu, Xu Liangfeng, Hu Min, Wang Xiaohua	565
K-steps stabilization based on automatic clustering of shoeprint images	
Wang Xinnian, Shu Yingying	574
Moving object detection using improved Gaussian mixture models based on spatial constraint	
Dong Junning, Yang Cihui	588

Image Understanding and Computer Vision

Object level saliency detection by hierarchical information fusion	
Li Bo, Jin Lianbao, Cao Junjie, Leng Chengcai, Lu Chunyuan, Su Zhixun	595
Image saliency detection using regional covariance analysis	
Zhang Xudong, Lyu Yanyan, Miao Yongwei, Hao Pengyi, Chen Jiazhou	605
Foreground discrimination in local model-matching tracking	
Liu Daqian, Liu Wanjun, Fei Bowen	616

Computer Graphics

Calculation of correspondences between three-dimensional isometric shapes with the use of a fused feature descriptor	
Yang Jun, Yan Han, Wang Maozheng	628
Weighted rational interpolation spline surfaces and local constraint control	
Liu Zhi, Xiao Kai, Chen Xiaoyan, Jiang Ping, Xie Jin	636

Medical Image Processing

External elastic membrane border detection based on sequential learning and prior shape information for intravascular ultrasound images	
Lin Mudan, Yang Feng, Liang Shujun, Zhao Haisheng, Huang Zheng, Cui Kai	646

Remote Sensing Image Processing

Inshore ship detection method in optical remote sensing images using local salient characteristics	
Li Xuan, Liu Yunqing, Bian Chunjiang, Mao Bonian	657
Analysis of factors influencing clarity of hyper spectral images in long time series	
Shang Ren, Hei Baoqin, Li Shengyang, Qin Bangyong, Zhang Jiuxing	665
Variogram-based rural build-up area extraction from middle and high resolution SAR images	
Lin Chenxi, Zhou Yi, Wang Shixin, Liu Wenliang, Tian Ye, Zhang Yannan	674

中图法分类号: TP318 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2016)05-646-11

论文引用格式: Lin M D, Yang F, Liang S J, Zhao H S, Huang Z, Cui K. External elastic membrane border detection based on sequential learning and prior shape information for intravascular ultrasound images[J]. Journal of Image and Graphics, 2016, 21(5): 646-656. [林慕丹, 杨丰, 梁淑君, 赵海升, 黄铮, 崔凯. 结合先验形状信息和序贯学习的心血管内超声外弹力膜检测[J]. 中国图象图形学报, 2016, 21(5): 646-656.] [DOI: 10. 11834/jig. 20160512]

结合先验形状信息和序贯学习的心血管内 超声外弹力膜检测

林慕丹¹, 杨丰¹, 梁淑君¹, 赵海升¹, 黄铮², 崔凯²

1. 南方医科大学生物医学工程学院, 广州 510515; 2. 南方医科大学南方医院心内科, 广州 510515

摘要: 目的 针对心血管内超声(IVUS)图像中钙化斑块、声影等干扰因素影响外弹力膜(EEM)轮廓检测准确性的问题, 提出结合先验形状信息和序贯学习分类的心血管内超声外弹力膜检测的改进算法。方法 首先用多类多尺度序贯学习(M²SSL)将IVUS图像分割成七大不同组织; 然后在分类结果的基础上, 结合血管先验形状信息筛选出外弹力膜轮廓的关键点; 最后, 结合IVUS图像的梯度和相位信息, 采用Snake模型, 获得最终的EEM轮廓。结果 临床采集22组IVUS序列, 挑选出具有代表性的153帧图像做实验。统计数据显示: 本文算法检测结果的平均Jacc指标为88.5%, 满足临床诊断要求, 性能优于国内近年来较好的算法。结论 本文的EEM自动检测算法简单有效, 相比国内已有算法, 提高了对钙化、纤维斑块以及声影区域的识别能力, 对含钙化斑块、纤维斑块或血管中心偏移的高频IVUS图像具有较高的适用性。

关键词: 心血管内超声; 外弹力膜; 序贯学习; 形状信息

External elastic membrane border detection based on sequential learning and prior shape information for intravascular ultrasound images

Lin Mudan¹, Yang Feng¹, Liang Shujun¹, Zhao Haisheng¹, Huang Zheng², Cui Kai²

1. Biomedical Engineering School of Southern Medical University, Guangzhou 510515, China;

2. Department of Cardiology, Nanfang Hospital, Southern Medical University, Guangzhou 510515, China

Abstract: Objective This paper presents an improved method based on sequential learning and prior shape information for detecting the external elastic membrane (EEM) in intravascular ultrasound (IVUS) images to overcome the problems of interference factors, such as calcified plaque and acoustic shadow. **Method** Multi-class multi-scale stacked sequential learning was applied to divide an IVUS image into seven tissues. Subsequently, critical points on the external elastic membrane border were selected based on the classification results and the prior shape information of the vessel. Finally, a snake model combined with gradient and phase information of the IVUS images was used to obtain the final external elastic membrane border. **Result** In the experiments, the algorithm was implemented on 153 typical IVUS images from 22 in vivo clinical

收稿日期: 2015-11-11; 修回日期: 2016-01-11

基金项目: 国家自然科学基金项目(61271155)

第一作者简介: 林慕丹(1990—), 女, 南方医科大学生物医学工程专业硕士研究生, 主要研究方向为医学图像处理。

E-mail: linmd2012@126.com

通信作者: 杨丰, 教授, E-mail: yangf@smu.edu.cn

Supported by: National Natural Science Foundation of China (61271155)

IVUS sequences. Statistical results showed that the average JACC measure of EEM borders detected by the algorithm was 88.5%; thus, the algorithm could meet clinical demands, and its performance was better than those of algorithms in recent studies in China. **Conclusion** The proposed automatic algorithm is simple and effective. Compared with existing Chinese algorithms, it has improved capability of recognizing calcified plaque, fibrous plaque, and acoustic shadow and can be applied to IVUS images with calcified plaque, fibrous plaque, or catheter eccentricity.

Key words: intravascular ultrasound; external elastic membrane; sequential learning; shape information

0 引言

血管内超声(IVUS)是一种有创断层成像技术^[1],应用于经皮冠状动脉介入治疗(PCI),是冠状动脉疾病诊断的重要手段。IVUS辅助临床医生观察到正常动脉的两个界面,一个位于血管边际和内膜前缘;另一个在外弹力膜(EEM),位于低回声内膜和致密回声外膜的交界处^[1]。外弹力膜测量是临床测量动脉粥样硬化斑块的重要指标^[1],是冠状动脉疾病诊断和介入治疗的前提。目前临床上主要依靠医生人工勾画EEM,工作量大且易受主观影响。因此,计算机辅助实现IVUS图像的外弹力膜检测具有十分重要的临床意义。

现有的自动EEM检测算法适用性不高,离临床应用要求还存在一定距离,主要原因是导丝、钙化斑块、支架等结构以及其伪影严重妨碍外弹力膜的自动检测。采用Sobel、Canny、DoG等梯度检测算子来检测EEM界面^[2-5],因IVUS图像中钙化斑块具有强灰度梯度响应,算法的检测精度受到影响。所以,在灰度信息的基础上,通过增加Gabor滤波、小波分解、灰度共生矩阵等纹理特征来辅助检测^[6-8],算法精度有所改善与提高。近几年来,基于概率的方法也越来越受到关注^[6,8-9],但这依然无法解决IVUS图像中声影区、致密的纤维斑块等干扰因素的影响。文献[3,10]采用适当的人工交互,修正被干扰结构误导的结果,这样降低了算法的自动化特性。文献[11-12]则通过灰度、边缘信息识别出纤维斑块、钙化斑块等干扰特征,消除它们对EEM检测的干扰。

文献[13]比较了近几年来8种代表算法,其中Giompi等人^[14]提出的基于整体分析的EEM检测方法被认为是综合性能较好的算法之一。该方法采用基于上下文的监督分类方法,充分利用血管不同结构之间的空间关系提高了分类效果,且监督学

习算法的适用性广。若训练样本充分,其所建立的分类模型容易推广到不同的数据库中。不过该文算法依然存在一些问题,在致密纤维斑块存在的情况下,算法的性能较差,中膜结构识别率不高^[14]。另外,该方法结合EEM轮廓与其他组织位置关系,构建与问题相关的质量评价函数模型来获得EEM轮廓的初始曲线,但是该模型参数多并且参数估计过程复杂,同时,血管偏心导致不同IVUS图像的极坐标展开图中EEM轮廓的形状曲率变化较大,无疑增大了曲线模型的复杂程度,文献[14]中曲线模型需要9个傅里叶级数分量来描述。

在人工描绘EEM轮廓过程中,临床医生通常先观察IVUS图像中EEM边界易识别或重要的区域,确定该区域的EEM轮廓点,作为“关键点”,再结合血管的形状结构,确定受干扰区域EEM边界。因此,本文模拟临床医生观察EEM轮廓的过程,提出结合先验形状信息和多类多尺度堆栈序贯学习(M²SSL)的心血管内超声EEM检测改进方法。首先用基于上下文的监督分类方法M²SSL将IVUS图像分割七大不同组织^[14],其中取消了中膜的组织定义并增加对纤维斑块等致密回声斑块的识别;然后在M²SSL分类结果的基础上,结合先验形状信息,检测并剔除分类得到的血管区域中不满足曲线曲率要求的部分,从而提取到EEM轮廓线“关键点”;最后结合IVUS图像的梯度和相位信息,采用Snake模型进一步细化曲线获得更准确的EEM轮廓。通过对大量临床IVUS图像数据处理结果的定量分析,以及与国内已有算法比较来评价所提出EEM检测算法的性能。

1 基本原理

本文算法的流程如图1,其主要过程包括:1)将IVUS图像极坐标展开,去除探头等非超声成像区域,提取预处理后图像的特征形成样本集;2)M²SSL

分类器将图像分为若干组织区域;3)在 M^2SSL 分类结果的基础上,结合血管先验形状信息,筛选 EEM 的关键点集,得到 EEM 边界的初始轮廓;4)根据 IVUS 图像的灰度相位信息,采用 Snake 模型获得 EEM 边界的最终轮廓。

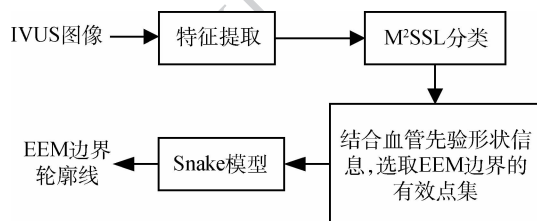


图1 本文算法框图

Fig. 1 The framework of the proposed algorithm

1.1 组织定义

为了准确地描述 IVUS 图像的内容,根据解剖结构以及图像特点,将 IVUS 图像分为以下 7 个大类,如图 2 所示。

血液:血液流动的区域。

导丝:包含导丝引起的高回声信号和呈致密回

声的导丝伪影,导丝引起的暗影归为声影区。

斑块:位于血管腔和中膜之间,除却钙化斑块、致密回声斑块区域。

钙化/致密回声斑块:钙化斑块回声响应强且后方伴随声影区,致密回声斑块表现为中等回声,其回声界于低回声斑块和高回声钙化斑块之间^[1]。

声影:钙化/致密回声斑块后方伴随的声影或声衰区,以及导丝引起的暗影。

外膜:外弹力膜以外的区域。

外周组织:因外膜外缘难以定义^[1],将外弹力膜以外的区域中低灰度的区域定义为外周组织。

因为致密回声斑块常影响 EEM 结构的检测,需要增加对致密回声斑块的识别,但类别过多会带来分类时间增长、准确率下降等问题,鉴于致密回声斑块同钙化斑块在血管中所处位置相同,且回声都相对较强,将致密回声斑块和钙化斑块归为一类。另外,中膜区域狭小且样本量少,正常血管的中膜典型厚度仅为 200 μm ,当冠状动脉粥样硬化病变时,中膜厚度更薄^[15],所以本文不对中膜做定义。

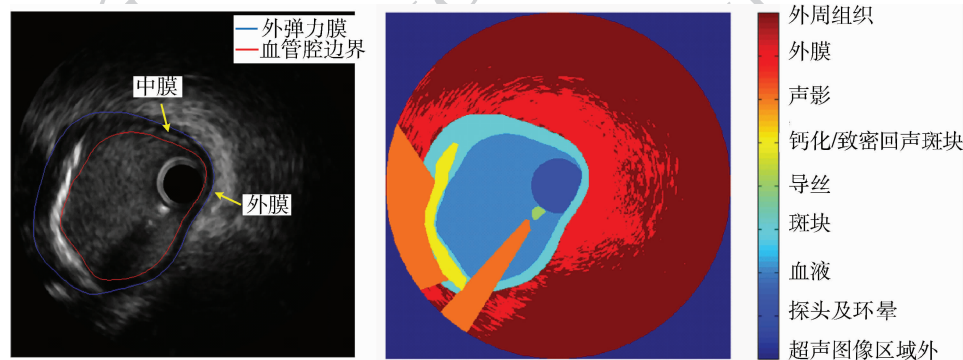


图2 IVUS 图像组织分类定义

Fig. 2 Class definition of tissues in IVUS images

1.2 特征提取

文献[16]研究表明:Gabor 滤波器,局部二值模式(LBP), x 方向的 Sobel 算子,局部灰度平均值、方差以及两者的比值,这 4 类特征是用于 IVUS 图像血管腔分割的最佳判别特征。Gabor 滤波器、LBP 也常用于斑块成分分析中^[17-18]。因此,首先选用上述的 4 类特征,不同的是,采用 loggabor 滤波器代替 Gabor 滤波器提取多方向多分辨率纹理信息。因为 loggabor 核函数除了同 Gabor 核函数一样达到时频测不准下限之外,还不受图像对比度的影响,且它的高频长拖尾特点符合人类视觉系统的细胞响应在对数频率尺度下对称的特性^[19],具有更大的优势。本文还采用

常用于检测钙化斑块的“声影”和“相对声影”两种特征^[18],通过累加径向灰度值,获得相应特征。最后,采用一阶绝对矩(FOAM)检测灰度值不连续性,还能提供其他点到达邻近不连续位置的方向和距离。

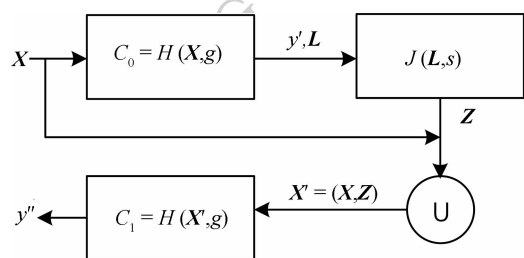
综上所述,选择 loggabor 滤波器(4 个方向,3 个尺度),LBP 算子,沿 x 方向 Sobel 算子,“声影”,“相对声影”,局部灰度平均值、方差以及两者的比值,FOAM 算子的重心向量(b_x, b_y)共 9 种特征描述子来描述 IVUS 极坐标图像中像素点的特征,最终构成 21 维的特征向量。

1.3 M^2SSL 分类

IVUS 图像存在大量噪声和伪影,基于像素特征

的纹理描述常导致一般分类方法(如 Adaboost、SVM、随机森林)出现“杂点”多且组织结构不紧致的错分现象。IVUS 图像中不同组织之间空间位置关系相当明确,结合上下文信息的分类方法能有效地提高分类效果。常用的上下文分类方法有随机场、序贯学习等。Gatta^[20]的研究表明,多尺度堆栈序贯学习(MSSL)的分类性能要优于条件随机场(CRF),尤其在基分类器分类效果较差的情况下。这是因为 MSSL 利用多尺度的上下文信息,在基分类器分类效果较差的情况下,粗尺度的空间信息比细尺度的更有助于目标识别。

M²SSL 方法的过程见图 3 所示^[20]。给定样本集 X 及其标签 g ,首先训练分类器模型 C_0 学习样本集 X 的特征。样本集 X 经 C_0 分类后输出预估标签 y' 和反映样本属于不同类别可能性大小的标签似然场 L 。接着,邻域函数 J 从标签似然场上提取多尺度空间信息(尺度因子为 s)作为补充特征 Z ,与原始样本集 X 组成扩展样本集 X' ,最后训练分类模型 C_1 来学习图像的空间纹理特性。

图3 M²SSL 训练过程Fig. 3 Training procedure of M²SSL

本文分类器模型 C_0 、 C_1 的监督学习算法为纠错输出编码(ECOC)多类分类框架^[21],它包含编码和解码两个重要过程,能够纠正基分类器的偏差方差错误,具有很强的容错性,增强了二元基分类器的泛

化能力^[21]。具体流程见图4所示。首先用户定义一个ECOC编码矩阵(如图4的标注框),行代表类别 c_i ,列代表二元基分类器 h_j 。ECOC 矩阵的每个位置 $b(i, j) \in \{-1, 0, +1\}$ 。+1 表示在 h_j 训练过程中, c_i 类样本是正类;相反地, -1 表示 c_i 类样本是负类,0 则表示 c_i 类样本不参与训练。 c_i 类别在 ECOC 矩阵中对应的行向量称为码字 $y_i = \{-1, 0, +1\}^{1 \times L} (i \in \{1, 2, \dots, k\})$ 。未知样本 x 经 ECOC 分类器 H 分类后,所有基分类器的输出组成码字 $\chi = \{-1, +1\}^{1 \times L}$ 。接着根据定义的距离测度,将输出码字 χ 与 ECOC 编码矩阵中不同类别的码字 y_i 作比较,计算解码距离 D ,获得的最小距离所对应的类别标签就是未知样本 x 的分类标签。 L 为反映知样本属于不同类别可能性大小的标签似然场, $D(y_i, \chi)$ 越大,置信度 L_i 越小^[22]。

ECOC 框架常用编码方式有 1 对 1, 1 对多, 随机编码等与问题无关的编码方式^[23]。DECOC、ECOC-ONE 等基于问题驱动的编码设计^[23]因其考虑到样本集的特点,生成的 ECOC 矩阵更加适合样本集而倍受关注,但它需要较长时间来学习样本集的统计特性。本文采用 1 对 1 的编码方式,一方面,它的分类效果通常接近基于问题驱动编码方式的实验效果^[24-26];另一方面,1 对 1 编码矩阵各行码字的解码偏置和动态范围保持不变,导致不同解码方式的分类效果没有显著差异^[27],因而 1 对 1 编码设计无需复杂的解码方式,采用常用的衰减欧氏距离解码方式(AED)。

ECOC 框架的基分类器采用 Real AdaBoost 分类器,模型简单,不仅能比较不同特征的重要性,还能直接得到判别结果的似然估计。为保证基分类器输出的数值范围与 ECOC 矩阵的一致,按文献[22]的方式将原本输出范围 $(-\infty, +\infty)$ 转换为 $[-1, +1]$ 。

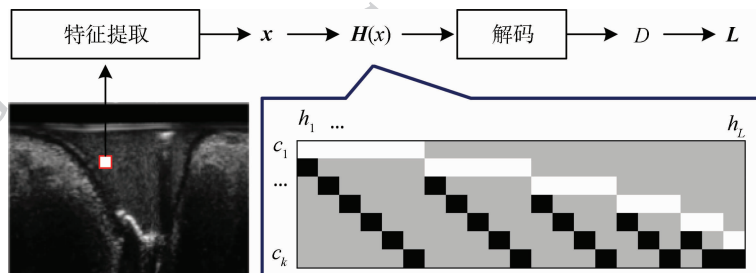


图4 ECOC 分类方法流程(ECOC 矩阵中黑、灰、白色分别代表 -1, 0, +1)

Fig. 4 Flow of ECOC classification method (The black, gray and white block in the ECOC matrix represented -1, 0 and +1 respectively)

1.4 IVUS 图像的 EEM 检测

1.4.1 初始 EEM 轮廓检测

采用监督学习的方法模拟临床观察,将 IVUS 图像内容分为 7 大组织之后,内膜区域(含钙化/致密回声斑块和普通斑块组织)与外膜之间的交界面一般被视为 EEM 轮廓的“关键点”。但监督分类的结果不可避免地存在一定误差,比如在血管区域(含血液、斑块、钙化/致密回声斑块)常出现部分凹陷(非声影区引起)或多余的突出,如图 5(c)所示。因此,根据血管横截面的先验形状信息——光滑的椭圆形状,检测并剔除 EEM 轮廓的凹陷和突出曲线段,获取筛选之后的“关键点”集合,降低分类误差对“关键点”的影响。具体步骤如下:

1) 在直角坐标系下将 M^2 SSL 分类结果二值化,

分为血管区(含导管、斑块、钙化/致密回声斑块)和非血管区,消除面积较小的杂点。

2) 提取血管区的轮廓,用基于曲率的凹陷检测方法检测轮廓的凹曲线段^[28],其中离散曲率的自适应计算步长 $\Delta S = S_v/8C_v$;连接该曲线段的两个端点,得到弥补凹陷后的血管区域。

3) 选用半径为 $\sqrt{S_v/4\pi}$ 的圆形结构元对血管区作形态学开操作以消除突出,获得突出曲线段信息。

4) 提取处理后的新血管区轮廓线与初始血管区轮廓线的交集,剔除其中的血管区/声影区交界点,最终获得的点集即是 EEM 轮廓线的“关键点”集合。

上述步骤中 S_v 为血管面积, C_v 为血管周长。图 5(d)显示了消除突出弥补凹陷后的新血管区域,图 5(c)中红色点集为 EEM 关键点集合。

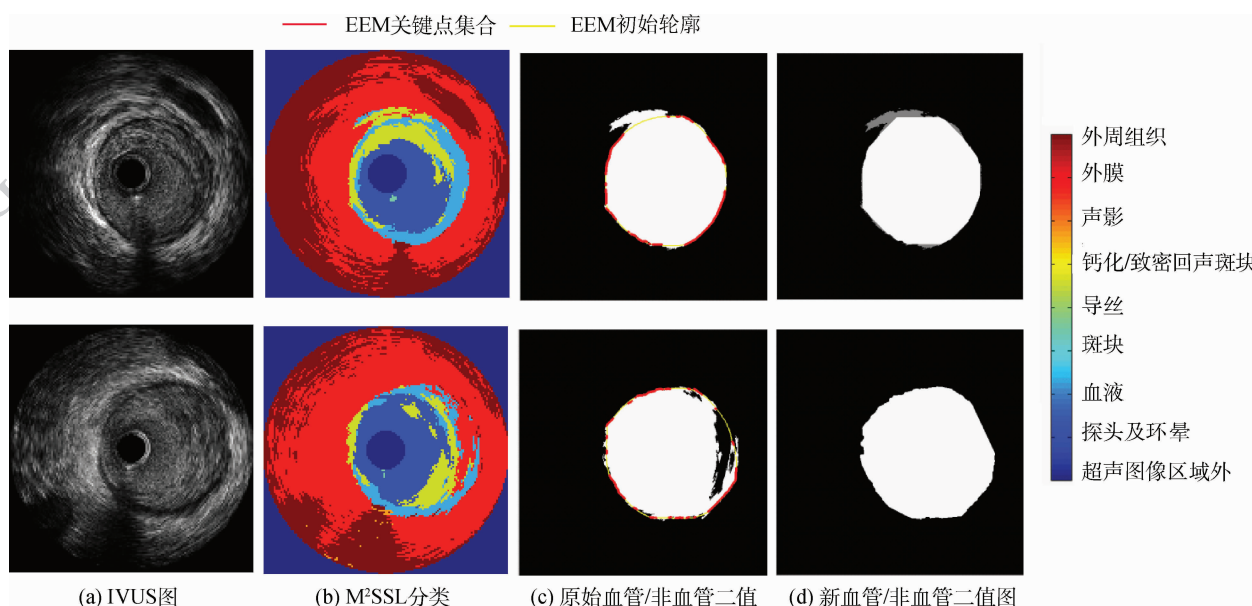


图 5 血管区域凹凸性检测

Fig. 5 Detection of concave and convex segment of vessel region ((a) IVUS images;

(b) classification results of M^2 SSL; (c) binary images of original vascular versus non-vascular region;

(d) binary images of new original vascular versus non-vascular region)

在极坐标系下用动态规划可以快速地连接关键点^[11,29],形成闭合光滑的 EEM 轮廓。然而 IVUS 序列中许多图像的血管中心发生偏移,造成其极坐标展开图中 EEM 轮廓的曲率变化大,依最短路径原则^[29]连接得到的曲线有时反而不满足血管的曲率要求。所以,先计算新血管区域的质心作为血管中心的估计,若血管中心相对图像中心的偏移量大于某个阈值,则进行图像中心平移;再将平移后的图像进行极坐标展开,用动态规划连接筛选后的“关键

点”,形成 EEM 的初始轮廓,如图 5(c)黄色曲线。

1.4.2 基于 Snake 的 EEM 轮廓演化

结合原始 IVUS 图像的灰度信息设计合理的能量函数,采用 Snake 曲线演化模型获得更精确的 EEM 轮廓。能量函数由局部相位信息和梯度信息两部分组成。

1) 局部相位信息。局部相位采用时频技术来增强图像的边缘和带状结构^[30],在软组织的超声图像中有良好的应用^[12,31-32]。本文用局部相位对称特

征来描述 IVUS 图像中膜组织的特征性结构——低灰度带状结构。中膜中心对称轴位置上的局部相位对称值 $FS(x)$ 最大。为了增强中/外膜的边界, 采用 $1 - FS(x)$ 作特征。

2) DOG 特征。该特征用于检测 EEM 边界的多尺度多方向灰度变化。为了提取 EEM 从导管出发沿径向方向的“低—高”灰度变化, 选取 $180^\circ \sim 360^\circ$ 范围内的 6 个方向, 将它们的 DOG 特征累加得到 C_d 。选取 3 个不同尺度 ($\delta = 1, 3, 5$), 其相应的 DOG 特征权重不同, 增大粗尺度特征的权重能降低图像噪声的影响。最终 DOG 特征 $C_d = C_d^1 + 1.5C_d^2 + 3C_d^3$, 式中上标代表不同尺度。

3) 声影区能量值补偿。钙化斑块的强回波反射导致其后区域信号消失, 形成声影。声影区中灰度信息几乎完全消失, 为保证声影区的能量值较低, 利用灰度信息对声影区的能量函数为

$$E_{sh} = t \times (1 - I/255) \quad (1)$$

式中, t 为 DOG 特征图中所有负性梯度的均值, I 为 IVUS 图像灰度值。声影区的能量值范围为 $0 \sim t$, 信号越弱, 能量值越低。

最终, Snake 模型的外部能量函数为

$$E_{ext} = a(1 - FS) + b(C_d + E_{sh} \cdot BW_{sh}) \quad (2)$$

式中, BW_{sh} 为 M^2SSL 分类结果确定的声影区, a, b 为权重。

2 实验结果与讨论

本文临床实验数据来源于南方医院 22 名患者 (14 男 8 女, 年龄 62 ± 10 岁) 的 22 个 IVUS 序列。数据采集设备为 iLab™ Ultrasound Imaging System, 超声探头为机械式旋转型, 频率 40 MHz。图像格式为 512×512 像素, 图像分辨率为 0.0176 mm/像素 , 256 阶灰度。因同一序列的图像相似性高, 所以由临床医生从 22 个序列中挑选出具有代表性的图像, 组成含 153 帧图像的数据库, 包含斑块、声影、偏心、侧支血管等类型的图像。数据库的标准 EEM 轮廓由临床医生人工勾画获得。实验在 Matlab2012b 平台上实现。

2.1 评价指标

为分析 ECOC 分类器决策准则造成的分类重叠现象, 定义样本的决策鲁棒性为

$$RR = \frac{D(y_2, \chi) - D(y_1, \chi)}{D(y_2, y_1)} \quad (3)$$

式中, y_1, y_2 是 ECOC 编码矩阵中最接近未知样本输出码字 χ 的两个码字, D 表示解码距离。若 RR 接近于 0, 表明未知样本有可能同时属于两个不同类别, ECOC 的决策结果不可靠。

M^2SSL 的分类性能由准确率, 类别 i ($i = 1, 2, \dots, 7$) 的查全率, 查准率来评估。为进一步分析样本的混淆情况, 定义类别 i 和 j 的综合混淆率为

$$f(i, j) = \text{mean} \left(\frac{P(i, j)}{\sum_{j=1}^N P(i, j)}, \frac{P(j, i)}{\sum_{i=1}^N P(j, i)} \right) \quad (4)$$

式中, $P(i, j)$ 表示第 i 类样本被误判为第 j 类的样本数目, N 为类别总数。 $f(i, j)$ 越大, 说明类别 i 和 j 越容易混淆。

算法所提取 EEM 轮廓的准确性由 Jaccard、PAD、Hausdorff 距离 3 种评价指标来评估^[13]。Jaccard 指标分析算法所提取的 EEM 轮廓包围的区域与人工勾画的区域两者的重叠程度; PAD 计算这两个区域的面积差占人工勾画区域的比例; Hausdorff 距离分析算法提取的 EEM 轮廓同人工勾画的轮廓两者之间的最大距离。

2.2 实验结果与讨论

2.2.1 多尺度序贯学习的优势

采用五折交叉验证的方法来验证监督学习算法的性能。统计数据显示采用基于 ECOC 的 M^2SSL 监督学习算法, 在鲁棒性 RR 的阈值设定为 0.1 的情况下, 数据库中 90.42% 的样本不会发生分类重叠的现象。分类重叠现象通常出现于不同类别的过渡区域, 但这些区域的决策结果并不影响 EEM 轮廓的检测结果。 M^2SSL 第 1 层分类器 C_0 根据图像的纹理信息做分类, 与一般监督分类算法不同的是, M^2SSL 从第 1 层分类的输出标签场上提取空间信息, 与纹理信息结合形成新特征, 用于第 2 层分类器 C_1 进行分类。前者对 IVUS 图像的分割准确率为 82.39%, 后者达到 87.49%, 显然融合图像多尺度空间信息的 M^2SSL 算法能有效提高 IVUS 图像的分割准确率, 并且对不同组织的识别能力都有显著提高, 如表 1 所示 (类别标签 1~7 依次代表内腔, 斑块, 导丝及导丝伪影, 钙化/致密回声斑块, 声影, 外膜和外周组织)。图 6 清晰地展现 M^2SSL 监督学习的优势, C_1 输出结果的血管结构定义更好, 噪声点

减少,相同类别像素点更加“聚集”,不同类别样本之间的位置关系更加明确。

表 1 M^2 SSL 分类性能

Table 1 Classification performance of the M^2 SSL		类别						
性能		1	2	3	4	5	6	7
查全率/%	C_0	89.5	35.1	50.7	45.5	31.8	90.4	92.9
	C_1	93.3	50.6	70.1	68.1	56.3	92.5	93.4
查准率/%	C_0	85.5	56.2	53.0	57.3	66.4	85.3	85.6
	C_1	90.1	64.1	62.8	72.1	76.1	90.9	89.9

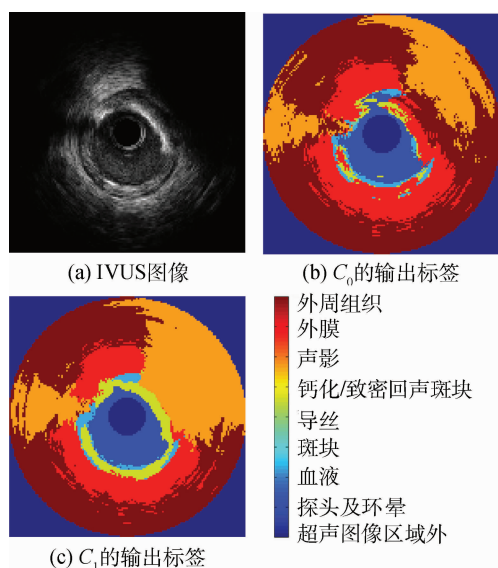
图 6 M^2 SSL 分类结果

Fig. 6 Classification result of M^2 SSL ((a) IVUS images; (b) output labels of classifier C_0 ; (c) output labels of classifier C_1)

2.2.2 筛选关键点集合的影响

凹陷检测方法^[28]检测 EEM 轮廓的凹陷曲线段过程中,为降低曲率离散化的影响,凹凸曲线段的曲率阈值根据经验分别设定为 0.04, -0.05。假设筛选前后 EEM 轮廓点集合分别为 P_1 、 P_2 。为分析筛选关键点集合的影响,衡量点集 P_1 、 P_2 与医生标注的轮廓线 Q 之间的距离 F 为

$$F(P, Q) = \max_i \min_j d(P(i), Q(j)) \quad (5)$$

式(5)计算 P 上各点到曲线 Q 最短距离的最大值。153 帧图像的平均统计结果为 $F(P_1, Q) = 0.53$ mm, $F(P_2, Q) = 0.35$ mm。表明结合血管的先验形状信息,对初始关键点集合 P_1 进行筛选,能有效地剔除部分由监督分类错误带来的“异常点”,如图 5 所示。但在监督分类错误较大的情况下,如图 8(c) (1)所示, M^2 SSL 误判引起的多余“突出”面积较大,

凹凸检验法将“突出”的颈部检验为凹段从而保留了“突出”区域的轮廓点集,无法正确修正误差。

2.2.3 与已有算法比较

文献[11]提出一种结合硬斑块识别以及改进后的图像梯度信息的 IVUS 图像 EEM 检测算法,是近年来国内较好的 EEM 检测算法之一。该算法的特点是通过图像灰度值分布识别出钙化斑块和纤维斑块,解决硬斑块对 EEM 检测算法的干扰问题,同时补偿声影区能量值,克服声影区信号缺失问题。本文在南方医院 153 帧代表性 IVUS 图像上比较评价本文所提算法与文献[11]算法的性能。表 2 的定量对比结果表明,本文算法明显优于文献[11]的算法,其所提取的 EEM 轮廓更贴近医生描绘的轮廓。文献[11]的算法易受侧支血管和血管分叉影响,如图 7(a)所示。同时基于灰度信息的纤维斑块识别方法适用性不广,图 7(a)例 3 中部分纤维斑块未被识别出来,导致算法无法正确提取 EEM 轮廓。此外,文献[11]算法没有校正血管中心,导致部分图像采用动态规划提取的 EEM 轮廓不满足血管曲率要求,见图 7(a)。

表 2 EEM 轮廓的准确性评估

方法	Jaccard/%	Hausdorff/mm	PAD/%
本文	88.50 ± 9.617	0.3755 ± 0.3640	8.830 ± 9.730
文献[11]	81.32 ± 13.78	0.7356 ± 0.5695	24.183 ± 2.73

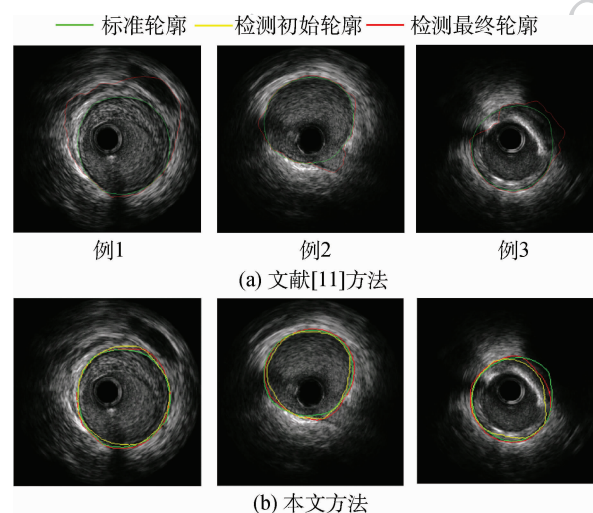


图 7 本文算法与文献[11]算法所提取 EEM 轮廓比较

Fig. 7 Comparison of EEM contours extracted by the proposed algorithm in this article and that in the reference [11]
((a) method proposed in reference [11]; (b) method proposed in the article)

2.2.4 EEM 检测结果的综合分析

表2数据表明在具有代表性的153帧图像上, 本文方法的检测结果与医生人工描绘的结果非常接近。图8展示了正常、含钙化斑块、纤维斑块3种情况的IVUS图像EEM检测实例。可以看到, 对比现有基于图像梯度信息的算法, 本文算法提取的EEM

轮廓能不受钙化斑块和声影区的影响, 如图8(e)(f)所示。这归因于监督分类方法对钙化斑块和声影区加以识别, 使得EEM初始轮廓从声影区穿过而不受钙化斑块梯度的影响。Snake模型中对声影区的能量补偿也保障了曲线在声影区具有较低能量值, 不受其他因素影响。然而, 本文方法依然存在欠

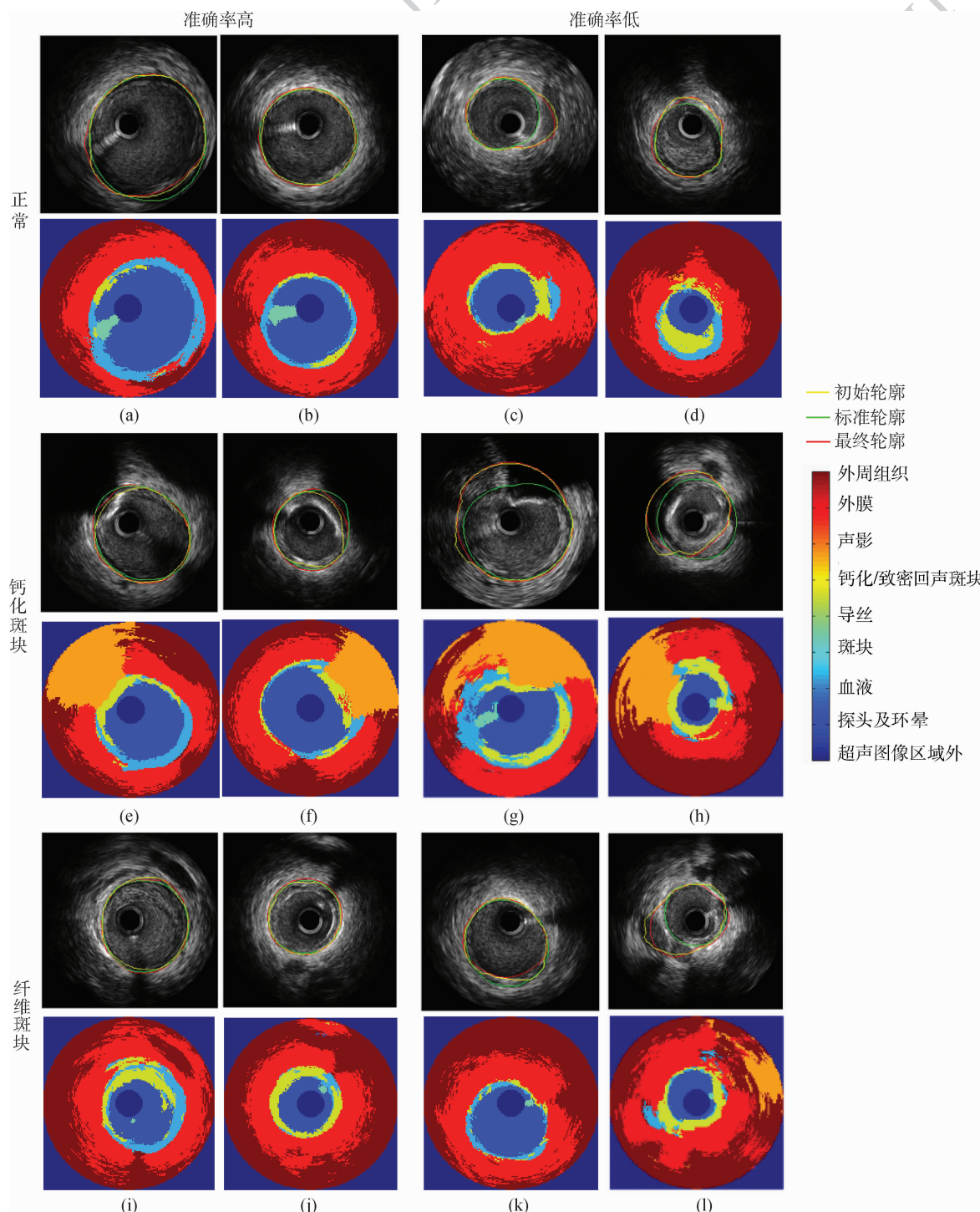


图8 EEM 检测实例

Fig. 8 Examples of EEM detection

分割和过分割问题,图8右侧两列图像显示了数据库中部分 EEM 检测效果较差的 IVUS 图像以及相应的 M^2 SSL 分类结果。通过分析发现算法所提取 EEM 轮廓的误差主要来源于监督分类结果中较大的分类误差,主要有两种情况:第1种情况是,监督分类得到的误判血管区轮廓符合冠脉血管的凹凸性要求,如图8(g)(h)。采用本文的 EEM 检测方法无法校正误差,导致最终检测到的 EEM 轮廓线误差较大。第2种情况是,分类结果中多余的“突出”血管区面积较大,如图8(c)(l)。这种情况下,凹凸检验法将多余“突出”的区域视为血管的一部分,将其颈部视为凹陷段,从而保留“突出”区域并进行错误的凹陷区域弥补处理,得到误差较大初始轮廓点集。

表1对血管不同组织分类效果的性能评估显示,内腔、外膜和外周组织的查全、查准率都很高,它们在 IVUS 图像中所占面积也都较大。但是与血管壁结构紧密相关的斑块、钙化/致密斑块的查全、查准率并不是很高(见表1类别2和类别4),尤其是普通斑块的查全率。表3的综合混淆率表明(类别标签1~7依次代表内腔,斑块,导丝及导丝伪影,钙化/致密回声斑块,声影,外膜和外周组织),与血管壁结构紧密相关的类别中,斑块组织很容易跟血管内腔混淆(综合混淆率高达13.27%),钙化/致密斑块也容易被误判为外膜组织(综合混淆率约9%)。除此之外,导丝和血管内腔、声影和外周组织这两组类别也容易混淆,综合混淆率均高于10%。数据分析发现,空间位置相邻且纹理相似的不同类别样本是非常容易混淆的。例如,图8(d)(h)(k)中纤维斑块和外膜组织的回声强度大,空间位置相邻,导致部分血管壁结构分类错误,最终影响 EEM 轮廓的

检测结果;图8(d)(h)(k)中,冠状动脉血管附近伴行的侧支血管回声强度低,被误判为斑块组织而成为血管壁的一部分,由于误判面积较大,凹凸检测法无法识别,最终导致 EEM 轮廓的检测结果误差较大。

3 结 论

提出一种结合先验形状信息和 M^2 SSL 分类算法的 IVUS 图像 EEM 检测改进方法。首先用 M^2 SSL 监督分类算法分割极坐标下的 IVUS 图像;然后结合先验形状信息,检测并剔除分类得到的血管区域中不满足曲率要求的部分,从而得到筛选之后的 EEM 轮廓线“关键点”集合;再根据最短路径原则用动态规划算法快速地连接“关键点”,获得满足曲率要求的 EEM 初始轮廓,若血管区域偏心,则先平移校正血管中心后再进行关键点连接操作;最后结合 IVUS 图像的梯度和相位信息构建外部能量函数,并对声影区做能量补偿,采用 Snake 曲线演化模型获取更准确的 EEM 轮廓。本文算法无需人工干预,相比国内已有算法^[11],对高频 IVUS 图像钙化斑块和声影的识别能力增强,能有效克服其干扰,并能解决血管中心偏移带来的问题。相比文献[14]的算法,本文算法简单且参数较少,对大部分 IVUS 临床图像有较高的准确率。但是当图像干扰较大,如出现侧支血管、支架时, M^2 SSL 分类效果较差,导致 EEM 检测结果不准确。因此下一步的工作将进一步提高 M^2 SSL 分类算法的抗干扰能力,一方面通过增加训练集样本中含侧支血管、支架、大弧度钙化斑块的比例,选取更合适的图像特征等方式,获得鲁棒性更好的分类模型;另一方面针对钙化/纤维斑块容易与外膜混淆的问题,采用基于问题驱动的 ECOC 编码设计^[23],如 ECOC-ONE,降低关键类别的混淆程度。

参考文献 (References)

- [1] Schoenhagen P, Defranco A, Nissen S E, et al. An Introduction to Coronary Intravascular Ultrasound Imaging[M]. Liu Q Q, Liu J, Chen Y, Trans. Beijing: People's Military Medical Press, 2009: 1-16. [舍恩哈根, Defranco, 尼森. 轻松掌握血管内超声[M]. 刘茜倩, 刘健, 陈芸, 译. 北京: 人民军医出版社, 2009: 1-16.]

表3 综合混淆率
Table 3 Synthetical ratio of confusion

类别	1	2	3	4	5	6	/%
2	13.27						
3	12.22	0.506 4					
4	7.292	6.177	2.401				
5	0.201 8	2.475	0	0.342 1			
6	0.251 0	4.822	0.328 6	8.945	2.751		
7	0.128 0	3.148	0	0.0163 1	17.71	3.958	

- [2] 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. [DOI: 10.1016/j.combiomed.2006.12.003]
- [3] Sun S H, Sonka M, Beichel R R. Graph-based IVUS segmentation with efficient computer-aided refinement[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2013, 32(8): 1536-1549. [DOI: 10.1109/TMI.2013.2260763]
- [4] Essa E, Xie X H, Sazonov I, et al. Shape prior model for media-adventitia border segmentation in IVUS using graph cut[C]//Proceeding of the 2nd International MICCAI Workshop. Berlin Heidelberg: Springer, 2013: 114-123. [DOI: 10.1007/978-3-642-36620-8_12]
- [5] Zhu X J, Zhang P F, Shao J H, et al. A snake-based method for segmentation of intravascular ultrasound images and its in vivo validation[J]. *Ultrasonics*, 2011, 51(2): 181-189. [DOI: 10.1016/j.ultras.2010.08.001]
- [6] Moraes M C, Furuie S S. An automatic media-adventitia border segmentation approach for IVUS images[C]//Proceedings of the Computing in Cardiology. Belfast: IEEE, 2010: 389-392.
- [7] Loizou C P, Pattichis C S. Despeckle Filtering for Ultrasound Imaging and Video, Volume I: Algorithms and Software: [M]. 2nd ed. California, USA: Morgan & Claypool, 2015: 1-180. [DOI: 10.2200/S00641ED1V01Y201504ASE014]
- [8] Katouzian A, Angelini E D, Carlier S G, et al. A state-of-the-art review on segmentation algorithms in intravascular ultrasound (IVUS) images[J]. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 2012, 16(5): 823-834. [DOI: 10.1109/ITTB.2012.2189408]
- [9] Destremes F, Cardinal M H R, Allard L, et al. Segmentation method of intravascular ultrasound images of human coronary arteries[J]. *Computerized Medical Imaging and Graphics the Official Journal of the Computerized Medical Imaging Society*, 2014, 38(2): 91-103. [DOI: 10.1016/j.compmedimag.2013.09.004]
- [10] Jones J L, Essa E, Xie X H, et al. Interactive segmentation of media-adventitia border in IVUS[C]//Proceeding of the 15th International Conference on Computer Analysis of Images and Patterns. Berlin Heidelberg: Springer, 2013: 466-474. [DOI: 10.1007/978-3-642-40246-3_58]
- [11] Xing D, Yang F, Huang J, et al. Hard plaque characteristics based media-adventitia border detection in intravascular ultrasound images[J]. *Chinese Journal of Biomedical Engineering*, 2012, 31(1): 25-31. [邢栋, 杨丰, 黄靖, 等. 结合硬斑块特征的心血管内超声图像中外膜边缘检测[J]. *中国生物医学工程学报*, 2012, 31(1): 25-31.] [DOI: 10.3969/j.issn.0258-8021.2012.01.005]
- [12] Essa E, Xie X H, Sazonov I, et al. Automatic IVUS media-adventitia border extraction using double interface graph cut segmentation[C]//Proceedings of 18th IEEE International Conference on Image Processing. Brussels: IEEE, 2011: 69-72. [DOI: 10.1109/ICIP.2011.6116649]
- [13] Balocco S, Gatta C, Ciompi F, et al. Standardized evaluation methodology and reference database for evaluating IVUS image segmentation[J]. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 2014, 38(2): 70-90. [DOI: 10.1016/j.compmedimag.2013.07.001]
- [14] Ciompi F, Pujol O, Gatta C, et al. HoliMab: a holistic approach for Media-Adventitia border detection in intravascular ultrasound[J]. *Medical Image Analysis*, 2012, 16(6): 1085-1100. [DOI: 10.1016/j.media.2012.06.008]
- [15] Mintzs G S. Intracoronary Ultrasound[M]. London: Taylor and Francis, 2005: 299-400.
- [16] Ciompi F, Pujol O, Fernández-Nofrerías E, et al. ECOC random fields for lumen segmentation in radial artery IVUS sequences [C]//Proceedings of the 12th Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Berlin Heidelberg: Springer, 2009: 869-876. [DOI: 10.1007/978-3-642-04271-3_105]
- [17] Giannoglou V G, Stavrakoudis D G, Theocharis J B, et al. Genetic fuzzy rule based classification systems for coronary plaque characterization based on intravascular ultrasound images [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2015, 38: 203-220. [DOI: 10.1016/j.engappai.2014.10.018]
- [18] Ciompi F, Pujol O, Gatta C, et al. Fusing in-vitro and in-vivo intravascular ultrasound data for plaque characterization[J]. *The International Journal of Cardiovascular Imaging*, 2010, 26(7): 763-779. [DOI: 10.1007/s10554-009-9543-1]
- [19] Field D J. Relations between the statistics of natural images and the response properties of cortical cells[J]. *Journal of the Optical Society of America A*, 1987, 4(12): 2379-2394. [DOI: 10.1364/JOSAA.4.002379]
- [20] Gatta C, Puertas E, Pujol O. Multi-scale stacked sequential learning[J]. *Pattern Recognition*, 2011, 44(10-11): 2414-2426. [DOI: 10.1007/978-3-642-02326-2_27]
- [21] Dietterich T G, Bakiri G. Solving multiclass learning problems via error-correcting output codes[J]. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 1994, 2(1): 263-286.
- [22] Puertas E, Escalera S, Pujol O. Generalized multi-scale stacked sequential learning for multi-class classification [J]. *Pattern Analysis and Applications*, 2015, 18(2): 247-261. [DOI: 10.1007/s10044-013-0333-y]
- [23] Escalera S, Pujol O, Radeva P. Error-correcting output codes library[J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2010, 11: 661-664.
- [24] Pujol O, Escalera S, Radeva P. An incremental node embedding technique for error correcting output codes[J]. *Pattern Recognition*, 2008, 41(2): 713-725. [DOI: 10.1016/j.patcog.2007.04.008]

- [25] Escalera S, Tax D M J, Pujol O, et al. Multi-class classification in image analysis via error-correcting output codes [M]//Kwasnicka H, Jain L C. Innovations in Intelligent Image Analysis. Berlin Heidelberg: Springer, 2011: 7-29. [DOI: 10.1007/978-3-642-17934-1_2]
- [26] Pujol O, Radeva P, Vitria J. Discriminant ECOC: a heuristic method for application dependent design of error correcting output codes[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(6): 1007-1012. [DOI: 10.1109/TPAMI.2006.116]
- [27] Escalera S, Pujol O, Radeva P. On the decoding process in ternary error-correcting output codes[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(1): 120-134. [DOI: 10.1109/TPAMI.2008.266]
- [28] Gao Z F, Hau W K, Lu M H, et al. Automated framework for detecting lumen and media-adventitia borders in intravascular ultrasound images[J]. Ultrasound in Medicine & Biology, 2015, 41(7): 2001-2021. [DOI: 10.1016/j.ultrasmedbio.2015.03.022]
- [29] Sonka M, Hlavac V, Boyle R. Image Processing, Analysis, and Machine Vision[M]. 3rd ed. Toronto, Canada: Thomson Engineering, 2008: 197-207.
- [30] Kovesi P. Symmetry and asymmetry from local phase[C]//Proceedings of the 10th Australian Joint Conference on Artificial Intelligence. Perth, Australia: AJCAI, 1997: 2-4.
- [31] Tran D, Rohling R N. Automatic detection of lumbar anatomy in ultrasound images of human subjects[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2010, 57(9): 2248-2256. [DOI: 10.1109/TBME.2010.2048709]
- [32] Rouco J, Campilho A. Robust common carotid artery lumen detection in B-mode ultrasound images using local phase symmetry [C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Vancouver, BC: IEEE, 2013: 929-933. [DOI: 10.1109/ICASSP.2013.6637785]