

## 基于支持向量机的颈动脉超声图像内中膜厚度测量

刘一学, 李镔, 关欣, 白煜  
天津大学电子信息工程学院, 天津 300072

**【摘要】**为解决人工标定的繁琐、非客观等问题,本文提出一种基于支持向量机的全自动分割算法。该算法采用K-means对图像像素进行聚类,根据聚类结果和聚类中心对图像进行标准化处理,并进行图像分割提取感兴趣区域。根据训练样本训练支持向量得出分类模型,将感兴趣区域的像素分为边界点和非边界点。然后将边界点再次分类为管腔-内膜边界点和内膜-外膜边界点。最后采用启发式搜索对分类结果进行甄别,去除错分类的像素点。本文采用80幅颈动脉超声图像进行实验,比较实验结果与金标准,内中膜厚度平均绝对误差为 $(46.08 \pm 23.50) \mu\text{m}$ ,平均每幅图像处理时间为0.88 s。实验结果表明全自动分割算法具有快速、全自动等特点,测量结果与金标准具有较高的一致性,能满足临床应用的实际要求。

**【关键词】**颈动脉; 内中膜厚度; 支持向量机; 全自动分割算法; 超声图像

**【中图分类号】**TP391.7; R445.1

**【文献标识码】**A

**【文章编号】**1005-202X(2016)05-0451-05

## Carotid intima-media thickness measurement in ultrasound image based on support vector machine

LIU Yi-xue, LI Qiang, GUAN Xin, BAI Yu

School of Electronic Information Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China

**Abstract:** A fully automatic segmentation (AS) algorithm for the intima-media thickness (IMT) measurement was proposed in the paper to solve the drawbacks of traditional measurement, such as cumbersome manual tracing and non-objectivity. The image pixels were clustered by using K-means of the proposed algorithm. Based on the cluster results and cluster center, the image was normalized and the region of interest (ROI) was extracted by image segmentation. Support vector machines (SVM) was trained by training samples to classify the pixels of ROI into IMT boundary pixels and non-IMT boundary pixels, and the IMT boundary pixels were classified into lumen-intima interface pixels and media-adventitia interface pixels. A heuristic searching method of column-by-column were applied to debug the classification result. A set of 80 ultrasound images of common carotid artery were used to test the proposed method. Comparing experimental results with the ground truth, the mean absolute error of IMT was  $(46.08 \pm 23.50) \mu\text{m}$ , and the average processing time of each image was 0.88 s. The experience shows the measured results of fully AS algorithm has a high consistency with ground truth, and fully AS algorithm meets the clinical requirements, with advantages of high efficiency and automation.

**Key words:** carotid artery; intima-media thickness; support vector machine; automatic segmentation algorithm; ultrasound image

### 前言

心脑血管疾病已成为危害人类健康的首要疾病。据世界卫生组织统计,2012年全球有1750万人死于心脑血管疾病,占全球总死亡人数的31%,而动

脉粥样硬化则为主要元凶<sup>[1]</sup>。颈动脉是发生动脉粥样硬化的常见位置,其主要特性是颈动脉内中膜增厚、动脉变窄。颈动脉内中膜厚度(Intima-Media Thickness, IMT)是反映动脉粥样硬化程度的重要指标。研究表明颈动脉的IMT可以作为心肌梗死和中风早期预测指标,与动脉粥样硬化也有很大相关性<sup>[2-3]</sup>。超声成像技术具有实时、无损伤、成本低等优点,并且已证实超声检测的颈动脉IMT与组织病理检测结果具有很好的一致性,因此IMT在临床上得到广泛应用。颈动脉超声图像中,由于血管各组织对超声波具有不同的反射率,成像灰度会有较大区别,管腔具有较低的灰度值,而外膜具有较高的灰度

**【收稿日期】**2015-12-25

**【基金项目】**国家自然科学基金(61471263)

**【作者简介】**刘一学(1991-),男,硕士,研究方向:医学图像处理, Tel: 13212076865, E-mail: liuyixue@live.com。

**【通信作者】**关欣(1977-),女,讲师,研究方向:统计模式分析,统计学习,音乐信息检索,智能信息处理, Tel: 18622410761, E-mail: guanxin@tju.edu.cn。

值,超声血管图像如图1所示。早期的动脉粥样硬化并不会影响超声成像。传统IMT测量是由操作人员手动进行标定、勾勒管腔-内膜边界(Lumen-Intima Interface, LII)和中膜-外膜边界(Media-Adventitia Interface, MAI)来计算。操作人员的受训练程度以及经验不同,对边界界定具有主观认识,这些都会导致不同操作人员得出不同的测量结果,存在观察者间误差。即使同一操作者,在不同时间测量的结果也会不同,即存在观察者内误差。而且手动测量耗时且繁琐,不适合大规模数据的测量<sup>[4]</sup>。通过计算机辅助诊断,采用图像处理技术,实现全自动分割(Automatic Segmentation, AS)算法,减少人工操作的工作量,并减少主观差异性。近年来,许多研究者对IMT分割算法进行研究,提出的测量方法大体可分为半自动和全自动算法<sup>[5-9]</sup>。具体实现原理主要包括:基于梯度的边缘检测、基于主动轮廓模型<sup>[6-7]</sup>、基于动态规划、基于Hough变换<sup>[7]</sup>、基于综合方法<sup>[8-9]</sup>。

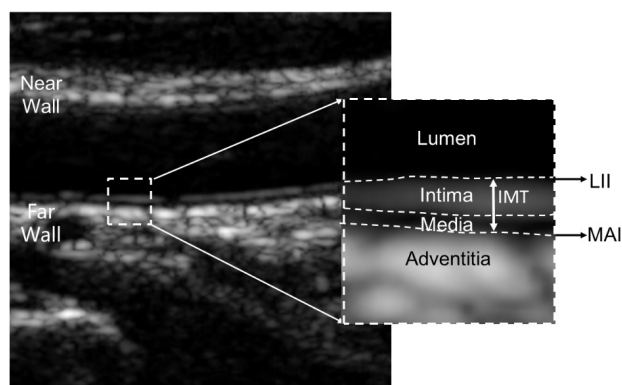


图1 颈动脉超声图像

Fig.1 Ultrasound image of CCA

IMT: Intima-media thickness; LII: Lumen-intima interface;  
MAI: Media-adventitia interface; CCA: Common carotid artery

## 1 算法原理

图2为本文算法流程图,算法可分为3个阶段:(1)对输入图像进行标准化,并提取感兴趣区域(Region of Interest, ROI);(2)对ROI中的每个像素点提取灰度特征,通过支持向量机(Support Vector Machine, SVM)进行分类,得到包含边界的二值图像;(3)对分类后的二值图像进行处理,分离LII和MAI,进行最终的边界提取,并计算IMT。

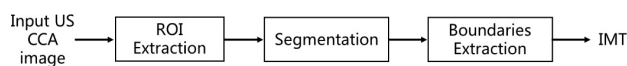


图2 算法流程图

Fig.2 Flow chart of fully automatic segmentation algorithm

ROI: Region of interest

### 1.1 提取ROI

为方便图像处理,提高分割速度,首先应对图像提取ROI。ROI一般在血管壁的远端选取,为包含部分管腔、内中膜混合层、部分外膜的矩形区域。Loizou等<sup>[10]</sup>研究指出图像的标准化处理可以减少不同超声仪器、参数设置对成像质量的影响,有利于IMT的测量,同时建议标准化后,管腔灰度应为0~5,外膜灰度应为180~190。本文采用文献[11]中的K-means算法,依据图像像素灰度值,将像素聚为3类,选定初始聚类中心为:

$$CC_i = \frac{i}{4} \times (\text{inten}_{\max} - \text{inten}_{\min}), i = 1, 2, \dots, k \quad (1)$$

其中,  $CC_i$  为第  $i$  个聚类中心,  $\text{inten}_{\max}$  和  $\text{inten}_{\min}$  分别表示图像中灰度最大值和最小值,  $k=3$ 。根据图像各像素点的灰度与各聚类中心的距离,将像素点归到离聚类中心最近的类。更新聚类中心为该所有元素的均值,迭代直至聚类中心不再变化,此时得到最终的聚类中心。第1聚类中心  $CC_1$  的值较低,其值对应超声图像中的管腔部分;第3聚类中心  $CC_3$  的值较高,对应图像中外膜部分。根据这两个聚类中心,对图像进行灰度拉伸,将小于  $CC_1$  的灰度映射到0,将大于  $CC_3$  的灰度映射到180。考虑到超声图像管腔内存在由超声后向散射产生的散斑噪声,选取阈值

$$\text{Thr} = \frac{1}{2} \times \max(\Phi_{cc_1}) \quad (2)$$

对图像进行阈值分割,减少噪声影响。其中,  $\Phi_{cc_1}$  为所有属于第1聚类的像素灰度。经阈值分割得到二值图像,对二值图像进行形态学闭运算,填补图像中的孔、洞。同时考虑图像的连通性,移除较小的连通域,只保留最大的两个连通域,分别对应颈动脉的近端和远端。计算两连通域的质心,质心纵坐标较大的连通域即为远端。结合远端的边界,寻找边界的最高点  $(x_H, y_H)$  和最低点  $(x_L, y_L)$ ,在标准化后的图像中选取矩形ROI,满足  $x \in (x_H - 15, x_L + 20)$ 。

### 1.2 图像像素的分类

图像的分割可以看作是图像像素的分类问题<sup>[12]</sup>。可以使用SVM解决这一问题。SVM是基于统计学习理论中的经验风险最小化原则的一种机器学习,采用非线性变换  $\Phi(x)$  将低维不可分情况通过映射到高维特征空间,构造最优分类超平面,实现可分类的目的<sup>[13]</sup>。对于给定数据样本  $\{(x_i, y_i), i = 1, 2, \dots, l\} \in R_n \times Y$ , 其中  $x_i \in R_n$  为  $n$  维向量,  $y_i \in \{-1, +1\}$  为样本标签, -1 表示负样本, +1 表示正样本;  $l$  为样本个数。SVM求解最优超平面的问题即为求解下列函数:

$$f(x, \omega) = \omega^T \Phi(x) + b \quad (3)$$

考虑以下约束问题:

$$\begin{aligned} \min_{\omega, b, \xi_i} & \frac{1}{2} \omega^T \omega + C \sum_{i=1}^l \xi_i \\ \text{s.t. } & y_i (\omega^T \Phi(\mathbf{x}) + b) \geq 1 - \xi_i \\ & \xi_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, l \end{aligned} \quad (4)$$

其中,  $C$  为惩罚因子,  $C$  越大表示对错误分类惩罚越大。最终决策函数为:

$$h(\mathbf{x}) = \text{sgn}(\sum_{i \in SV} a_i^* y_i K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) + b^*) \quad (5)$$

其中,  $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x})$  为核函数。

本文采用基于决策树的多分类SVM来解决分类问

题,其结构如图3所示。首先将ROI中的像素通过SVM<sub>1</sub>分为IMT边界点(包括LII和MAI边界)和非IMT边界点。然后将IMT边界点通过SVM<sub>2</sub>分为LII边界点和MAI边界点。通过SVM<sub>1</sub>分离出的边界点像素数要远小于ROI总像素数,因此使用SVM<sub>2</sub>进行分类可以节省一定的时间。特征向量的选取将会影响分类结果的好坏,考虑到内中膜超声成像呈现“亮-暗-亮”的特点,采用垂直方向上15\*3的矩形邻域内的灰度值作为特征。由于本次试验所使用的内中膜超声图像中的平均IMT约为15 pixels,因此将窗口高度选为15。

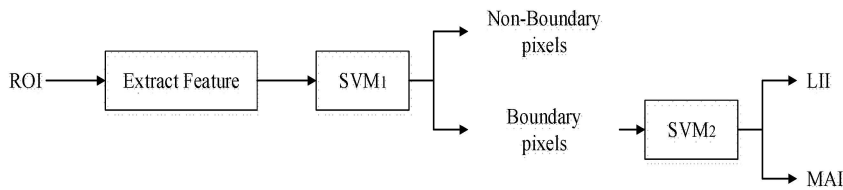


图3 SVM分类器结构图

Fig.3 Configuration of multi-class support vector machines (SVM)

为训练并保证SVM的泛化能力,本次试验选取非IMT边界点、LII边界点和MAI边界点各600个样本点作为训练集合。训练SVM<sub>1</sub>时,从LII边界点集合和MAI边界点集合中分别随机选取300个样本点作为正样本,将600个非边界点作为负样本。在训练SVM<sub>2</sub>时,将LII边界点集作为正样本,将MAI边界点集作为负样本。核函数采用高斯径向基核函数,其表达式为:

$$K(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2) = \exp(-\frac{1}{2\sigma^2} \|\mathbf{x}_1 - \mathbf{x}_2\|^2) \quad (6)$$

经过对ROI分类后,其结果如图4b所示,白色为MAI边界点,灰色为LII边界点,黑色为非IMT边界点。

### 1.3 边界提取

超声图像的低分辨率和较低的信噪比,以及模式的相似性,都可能导致错误分类。主要的错误为假阳性错误,即将非边界点错误地分类为边界点。因此需要对分类结果进行筛选甄别,最后提取IMT边界轮廓。在这一阶段,采用启发式搜索对每一列进行操作处理。实现步骤为:(1)分别查找LII和MAI的连通域,移除小于100个像素的区域;(2)分别对LII和MAI的每列进行检测,如果发现两个目标,对于LII只保留第一个目标,对于MAI只保留第二个目标;(3)合并LII和MAI,重新搜索每一列,移除只包含LII或MAI的列。

由于超声图像的低分辨率和较低的信噪比,同时由于边界附近的像素具有相似的特征向量,得出

的边界并不是单像素宽度,如图4b所示。事实上,这也是手动测量出现观察者间差异的主要原因。分类边界可以理解为手动测量时不同测量者标定的边界点。为消除此差异性,对分类边界进行曲线拟合,根据最小二乘原理拟合出两条最终边界,使其与分类边界具有最小的均方误差。图4c所示为最终的IMT边界,图中上面的白色虚线为LII,下方的红色虚线为MAI。图4a为提取的ROI示例。

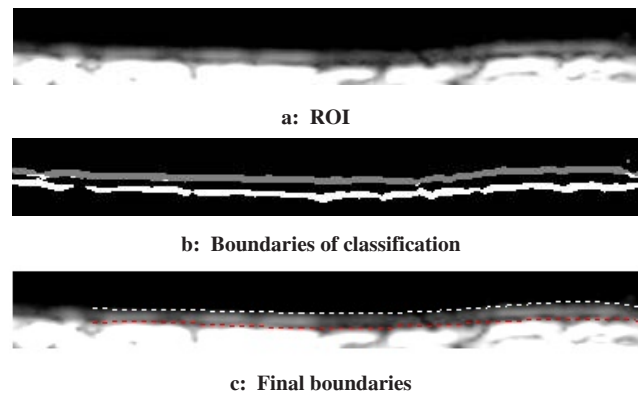


图4 内中膜边界分割各阶段示例

Fig.4 Examples of IMT segmentation in each stage

## 2 结果

本实验所用的超声图像由塞浦路斯神经研究院提供,共包含80幅超声图像。实验超声仪器为ATL HDI-3000超声心电图系统;线阵探头频率为4~7 MHz,图像经3倍内插调整大小,分辨率为16.66 pix-



els/mm,灰度为0~255。图像来自80名患者,年龄26~95岁,平均年龄54岁。曼海姆公约建议IMT应该在无斑块的血管远端壁进行测量,以保证测量的准确性<sup>[14]</sup>。因此,图像库中不包含出现斑块等严重病变的情况。算法由Matlab开发,在Windows 7 Intel Core 2 Duo CPU E7500 @2.93 GHz计算机上运行。SVM采用LIBSVM工具箱中的C-SVM<sup>[15]</sup>。在训练SVM过程中,采用5折交叉验证法,选取合适的惩罚因子 $C$ 和方差 $\sigma^2$ 。对于SVM<sub>1</sub>,选取 $C=128$ , $\sigma^2=64$ ,分类准确率为98.17%;对于SVM<sub>2</sub>,选取 $C=32\ 768$ , $\sigma^2=1024$ ,分类正确率为99.42%。为评估算法的性能,手动测量由两名专家分别进行两次测量,测量间隔为15 d。金标准(Ground Truth, GT)取4次测量的平均值。

IMT的测量采用平均绝对距离,即为MAI和LII纵坐标之差。在评估不同测量结果的一致性时,采用绝对误差:

$$\varepsilon^{\text{IMT}}_i = |\text{IMT}^{S_1}_i - \text{IMT}^{S_2}_i| \quad (7)$$

其中, $\varepsilon^{\text{IMT}}_i$ 为第 $i$ 幅图像的绝对误差, $\text{IMT}^{S_j}_i$ 表示第 $i$ 幅图像采用不同方法的测量结果。

两次测量的相关系数为:

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (\text{IMT}^{S_1}_i - s_1)(\text{IMT}^{S_2}_i - s_2)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (\text{IMT}^{S_1}_i - s_1)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (\text{IMT}^{S_2}_i - s_2)^2}} \quad (8)$$

其中, $S_1$ 、 $S_2$ 分别表示不同方法的均值。

表1列出两名专家的测量结果、GT以及AS算法的测量结果,同时列出两名专家(Ex1和Ex2)的测量结果、GT与AS算法之间的对比结果。从表1可以看出AS算法测量出的IMT为 $(0.626 \pm 0.134)$  mm,GT-AS的误差为 $(46.08 \pm 23.50)$   $\mu\text{m}$ 。图5a为测量数据的线性回归分析图,其中的线性回归直线的斜率为

1.016,相关系数为98.10%,表明手动测量和AS算法的测量具有较高的一致性。图5b为Bland-Altman散点图,其中的1.96 SD的直线表示95%的置信区间的边界,误差均值为-0.045 mm,表示AS算法低估了IMT的真实值。

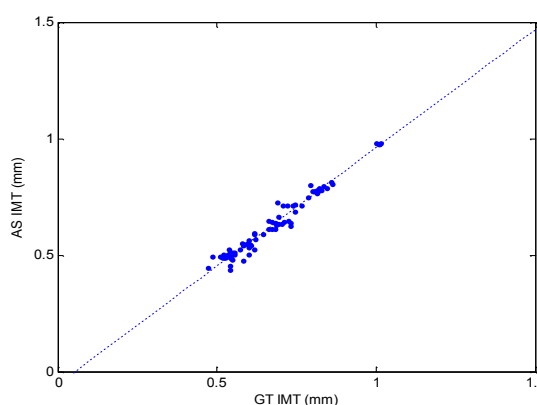
表1 不同测量方法的IMT数据  
Tab.1 IMT of different measurements

	IMT (mm)	$\varepsilon^{\text{IMT}}$ ( $\mu\text{m}$ )	R (%)
Ex1	0.654 $\pm$ 0.125	38.08 $\pm$ 28.03	97.16
Ex2	0.687 $\pm$ 0.137	-	-
GT	0.671 $\pm$ 0.130	46.08 $\pm$ 23.50	98.10
AS	0.626 $\pm$ 0.134	-	-

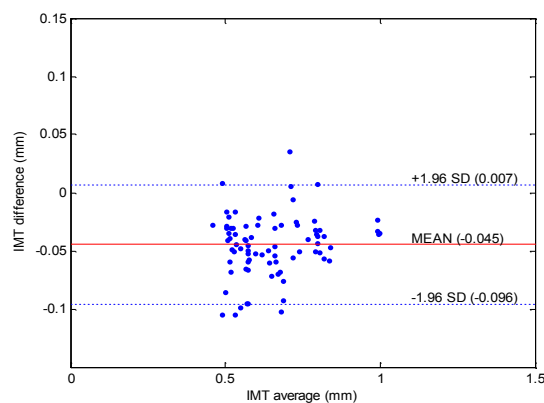
GT: Ground truth; R: Correlation coefficient; Ex1,Ex2:Expert1 and Expert2

80幅图像运行时间为0.75~1.15 s,平均每幅图像的处理时间为0.88 s,ROI选取阶段平均耗时0.42 s,分类阶段平均耗时0.27 s,后处理阶段平均耗时0.20 s。可以看出AS算法具有较高的效率,AS算法的分割示例如图6所示。

健康的颈总动脉一般为平直的形态,但有时也会呈现弯曲、倾斜状态。本文方法对血管形态鲁棒,图6a为弯曲血管的分割示例,对不同形态的血管图像进行处理,其主要差别在于ROI大小,弯曲颈动脉的ROI比平直颈动脉更大,在分类时需要更长时间。图6a的IMT测量结果为0.636 1 mm,耗时1.29 s;图6b是边界缺失分割示例;图6c所示内中膜较薄,测量结果为0.476 7 mm;图6d为内中膜增厚情况。IMT测量均值为0.978 7 mm,最大值为1.097 5 mm;GT测量值均值为0.983 2 mm,最大值为1.053 0 mm。由此可以看出AS算法与GT测量具有较高的一致性。



a: Linear regression analysis



b: Bland-Altman plots

图5 线性回归分析和Bland-Altman散点图

Fig.5 Linear regression analysis and Bland-Altman plots

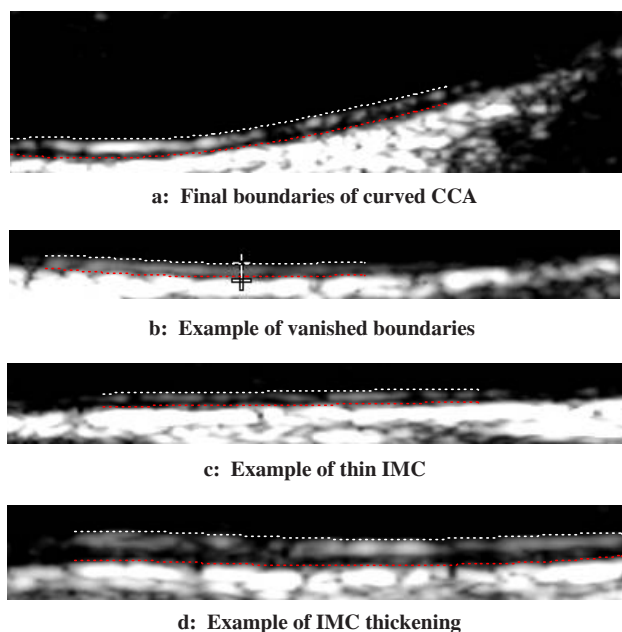


图6 不同形态的颈动脉分割示例

Fig.6 Different examples of IMT segmentation

### 3 结论

AS算法是基于SVM的IMT测量全自动算法,不需要进行人机交互与更正,塞浦路斯神经研究院提供的80幅图像均能成功测得IMT数据。AS算法在ROI选取阶段,采用K-means对图像像素进行聚类,可以根据图像的特性,自适应选取阈值进行灰度拉伸和阈值分割,而不是选取固定参数,这保证能正确提取不同图像的ROI;由于超声图像的低分辨率和低信噪比,可能导致内中膜边界的缺失,AS算法可以识别图像中清晰的部分并进行测量,而将缺失边界的部分移除不进行测量;AS算法具有较高的效率,每幅图像的耗时为0.88 s。

AS算法能够快速准确地检测颈动脉内、外膜边缘,并计算出血管IMT。实验结果也表明AS算法具有很高的执行效率,计算结果与专家测量结果具有很高的一致性。未来的工作将采用不同的特征和分类器进行分割测量,对算法在多种分辨率的图像库中进行测试,并依此研究测量斑块的算法。

### 【参考文献】

[1] World Health Organization. Cardiovascular disease (CVDs) [EB/

OL](2015-01)[2015-06-19]. <http://www.who.int/mediacentre/factsheets/fs317/en/>.

- [2] 许竹梅,赵水平,范平. 超声测量颈动脉内中膜厚度与颈动脉斑块的关系[J]. 中国动脉硬化杂志, 2000, 8(2): 165-168.  
XU Z M, ZHAO S P, FAN P. Relation of intima-media thickness to plaque in carotid arteries measured by ultra-sound [J]. Chinese Journal of Arteriosclerosis, 2000, 8(2): 165-168.
- [3] ROBERTSON C M, GERRY F, FOWKES R, et al. Carotid intima-media thickness and the prediction of vascular events [J]. Vasc Med, 2012, 17(4): 239-248.
- [4] MOLINARI F, ZENG G, SURI J S. A state of the art review on intima-media thickness (IMT) measurement and wall segmentation techniques for carotid ultrasound [J]. Comput Meth Prog Biol, 2010, 100(3): 201-221.
- [5] NAIK V, GAMAD R S, BANSOD P P. Carotid artery segmentation in ultrasound images and measurement of intima-media thickness [J]. Stroke, 2013(7): 1378-1382.
- [6] PETROUDI S, LOIZOU C, PANTZIARIS M, et al. Segmentation of the common carotid intima-media complex in ultrasound images using active contours [J]. IEEE Trans Biomed Eng, 2012, 59(11): 3060-3069.
- [7] XU X, ZHOU Y, CHENG X, et al. Ultrasound intima-media segmentation using hough transform and dual snake model [J]. Comput Med Imaging Graph, 2012, 36(3): 248-258.
- [8] MOLINARI F, PATTICHIS C S, ZENG G, et al. Completely automated multiresolution edge snapper-a new technique for an accurate carotid ultrasound IMT measurement: clinical validation and benchmarking on a multi-institutional database [J]. IEEE Trans Image Process, 2012, 21(3): 1211-1222.
- [9] LI Q, ZHANG W, GUAN X, et al. An improved approach for accurate and efficient measurement of common carotid artery intima-media thickness in ultrasound images [J]. Biomed Res Int, 2014, 2014(1): 90-106.
- [10] LOIZOU C P, PATTICHIS C S, PANTZIARIS M, et al. Quality evaluation of ultrasound imaging in the carotid artery based on normalization and speckle reduction filtering [J]. Med Biol Eng Comput, 2006, 44(5): 414-426.
- [11] JAIN A K. Data clustering: 50 years beyond K-means [J]. Pattern Recogn Lett, 2010, 31(8): 651-666.
- [12] PHAM D L, XU C, PRINCE J L. Current methods in medical image segmentation [J]. Annu Rev Biomed Eng, 2000, 2(1): 315-337.
- [13] 张铮. 数字图像处理与机器视觉 [M]. 北京: 人民邮电出版社, 2014: 511-526.  
ZHANG Z. Digital image processing and machine vision [M]. Beijing: Posts and Telecommunications Press, 2014: 511-526.
- [14] TOUBOUL P J, HENNERICI M G, MEAIRS S, et al. Mannheim carotid intima-media thickness and plaque consensus (2004-2006-2011) [J]. Cerebrovasc Dis, 2012, 34(4): 290-296.
- [15] CHANG C C, LIN C J. LIBSVM: a library for support vector machines [J]. ACM Trans Intell Syst Technol, 2011, 2(3): 389-396.

(编辑:陈丽霞)