

文章编号 1004-924X(2008)11-2303-09

活动轮廓模型和 Contourlet 多分辨率分析分割血管内超声图像

张 麒¹, 汪源源¹, 王威琪¹, 马剑英², 钱菊英², 葛均波²

(1. 复旦大学 电子工程系, 上海 200433; 2. 复旦大学 附属中山医院 心内科, 上海 200032)

摘要:针对传统图像分割方法中初始化和鲁棒性两个问题,研究了基于活动轮廓模型和 Contourlet 多分辨率分析分割血管内超声斑块图像的新方法。该方法运用 Contourlet 变换将原图像分解为多分辨率低通分量 and 多分辨率带通分量方向性子带。对低通分量进行模板匹配,确定血管内腔边界和中-外膜边界的初始轮廓;对带通分量方向性子带进行扩散滤波,抑制噪声的同时尽可能保留有用边缘,并结合边界矢量场使轮廓演化得到最终分割结果,从而提高了分割算法的鲁棒性。对 100 幅仿真图像和 120 幅实际图像的分割结果表明,相对于传统活动轮廓模型,该方法分割实际图像的平均距离误差提高了 3.04 pixel,面积差异百分比提高了 6.30%。表明该方法能自动、精确地提取血管的两条边界。

关键词:活动轮廓模型;Contourlet 变换;多分辨率分析;血管内超声图像分割

中图分类号:TB559;TP391.4 **文献标识码:**A

Intravascular ultrasound image segmentation based on active contour model and Contourlet multiresolution analysis

ZHANG Qi¹, WANG Yuan-yuan¹, WANG Wei-qi¹, MA Jian-ying², QIAN Ju-ying², GE Jun-bo²

(1. Department of Electronic Engineering, Fudan University, Shanghai 200433, China;

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

Abstract: Aiming at problems of both the contour initialization and the robustness in traditional segmentation methods for Intravascular Ultrasound (IVUS) images, a novel scheme is proposed to segment IVUS images of plaques based on the active contour model and the Contourlet multiresolution analysis. With the contourlet transform, the original image is decomposed into lowpass components and bandpass directional subbands. The template matching is adopted in lowpass components to yield the initial contours of lumen border and media-adventitia border. The anisotropic diffusion is then utilized in bandpass directional subbands to suppress the noise as well as preserve vascular boundaries, and the contour evolution in the boundary vector field is used to obtain final contours. The method is evaluated via 100 simulated images and 120 real images, and results demonstrate that the mean distance error and the percentage of area differences have increased by 3.04 pixels and 6.30%, respectively, as compared with those of the traditional active contour model. These results show that the pro-

收稿日期:2008-02-25;修订日期:2008-04-02.

基金项目:国家重点基础研究规划基金资助项目(No. 2006CB705707);国家自然科学基金资助项目(No. 30570488);上海市重点学科建设项目(No. B112)

posed method can automatically and accurately extract two vascular borders.

Key words: active contour model; Contourlet transform; multiresolution analysis; Intravascular Ultrasound (IVUS) image segmentation

1 引言

动脉粥样硬化威胁人类健康。血管内超声 (Intravascular Ultrasound, IVUS) 作为一种介入性实时超声成像技术, 不仅能显示血管内腔形态, 还能显示血管壁分层结构, 对动脉粥样硬化的诊断有重要价值^[1]。基于 IVUS 诊断动脉粥样硬化需量化粥样硬化的图像特征, 如提取血管内腔面积、斑块面积等量化指标, 这些量化信息的准确提取依赖于有效的图像分割^[1]。人工分割即由医生手工描记血管内腔、中-外膜边界, 费时费力, 且具有一定的主观性^[2]。因此, 用计算机算法准确、快速、自动地分割图像很有必要。

目前 IVUS 斑块图像的计算机分割主要有三类方法^[3], 第一类是统计学方法^[4-5], 对图像的灰度分布进行统计建模实现图像分割, 但 IVUS 图像中伪影、钙化、脂质核等复杂的影像特征将降低统计建模的精确性; 第二类是基于高层知识的方法, 通过多代理图像解释等机器学习手段^[6]实现分割, 但该类方法模型庞杂, 需设定大量规则, 实际应用时受到一定限制; 第三类方法是活动轮廓模型 (Active Contour Model, 又称 Snake)^[7-8], 通过最小化能量函数使一条预先定义的初始轮廓演化 (变形) 并收敛到血管边界, 该模型简单易行, 在 IVUS 图像分割中颇具发展前景。因此, 本文研究就基于该模型。

如何同时准确提取血管内腔、中-外膜两条边界是 IVUS 斑块图像分割的难点。具体到活动轮廓模型, 即需要解决两个问题: 初始化和鲁棒性。一方面, 要确定两条初始轮廓, 分别尽可能接近血管内腔边界、中-外膜边界。由于 IVUS 图像是视频序列图像, 希望算法能自动确定每一帧图像的初始轮廓。以往研究中第一帧图像需人工设定初始轮廓^[8], 增加了手工操作, 降低了方法的可重复性。后续帧图像的初始轮廓一般采用前一帧的最终轮廓^[7], 但实际 IVUS 序列图像中由于斑块、伪影的实时变化、探头位置的扰动, 有可能使两相邻帧的图像有较大差异^[8], 一味采取前帧的

最终轮廓作为当前帧初始轮廓, 并非明智做法。可见, 如何有效地初始化是活动轮廓模型在 IVUS 图像分割中碰到的一个棘手问题。另一方面, IVUS 图像作为一种超声图像, 图像质量受到斑点噪声较大影响^[1,9], 且图像中环晕伪影、导丝伪影及斑块钙化区后方声影等因素的干扰^[1], 对分割算法的鲁棒性提出了严峻挑战^[10]。

Contourlet 变换是近年来发展的一种图像变换方法, 它利用塔形分解和方向滤波器组实现了多分辨率、局域性、方向性的图像表示^[11]。利用 Contourlet 变换的特性, 可帮助解决上述活动轮廓模型碰到的困难。Contourlet 变换各尺度的低通分量可视为一组由粗到细的图像, 在此基础上根据血管形状的先验知识进行模板匹配, 可逐层确定血管两条边界的初始轮廓, 实现有效的初始化。各尺度各方向的带通分量包含不同的噪声和边缘信息, 在此基础上进行各向异性扩散滤波, 并结合具有广泛的边缘捕获范围的边界矢量场, 将提高算法的鲁棒性。

2 活动轮廓模型与 Contourlet 变换基本原理

2.1 活动轮廓模型

Kass 等提出的活动轮廓模型在图像分割领域得到了广泛应用^[7-8]。该模型在图像 $I(x, y)$ 上定义一条参数化曲线 $\mathbf{x}(s) = [x(s), y(s)]$, $s \in [0, 1]$ 。通过最小化能量函数 E_{snake} , 使 $\mathbf{x}(s)$ 形变, 最后收敛到能量最小的位置。能量函数 E_{snake} 由内部能量和外部能量构成。最小化 E_{snake} 可通过求解欧拉方程实现, 而欧拉方程又可看成是一个力平衡方程 $\mathbf{F}_{\text{int}} + \mathbf{F}_{\text{ext}} = 0$, 其中内力 \mathbf{F}_{int} 控制曲线的延伸与弯曲, 外力 \mathbf{F}_{ext} 将曲线吸引到期望的图像边缘。

为提高算法性能, 修改 \mathbf{F}_{ext} , 出现了众多活动轮廓模型的改进算法。Sum 等近期提出一种称为边界矢量场^[12] (Boundary Vector Field, BVF) 的新的外力场 $\mathbf{F}_{\text{ext}} = \mathbf{v}_{\text{BVF}}(x, y)$, 该外力场具有更

广泛的边缘捕获范围, 其轮廓提取效果更佳。BVF 活动轮廓模型定义了两类边界点, 目标边界点 B_0 和图像边界点 B_1 。设边界图 $F_B(x, y)$ 为原始图像高斯滤波后的梯度图:

$$F_B(x, y) = \|\nabla[G_\sigma(x, y) * I(x, y)]\|^2, \quad (1)$$

其中, $G_\sigma(x, y)$ 是标准差为 σ 的二维高斯函数。归一化 $F_B(x, y)$ 后, 灰度值大于阈值 $T \in [0, 1]$ 的像素点即为目标边界点 B_0 。图像边界点则定义为整幅图像最外围一圈的像素点。分别沿水平、垂直、斜向正负 45° 这 4 个扫描方向进行插值, 得到势能函数 $\psi_x(x, y), \psi_y(x, y), \psi_{xy}(x, y), \psi_{yx}(x, y)$ 。由此, 可计算 BVF 场:

$$\begin{cases} \mathbf{v}_{BVF1} = [\nabla\psi_x, \nabla\psi_y] \\ \mathbf{v}_{BVF2} = \left[\frac{1}{\sqrt{2}}(\nabla\psi_{xy} + \nabla\psi_{yx}), \frac{1}{\sqrt{2}}(\nabla\psi_{xy} - \nabla\psi_{yx}) \right] \end{cases} \quad (2)$$

应用时, 依次在 \mathbf{v}_{BVF1} 和 \mathbf{v}_{BVF2} 下使轮廓收敛。

2.2 Contourlet 变换

随着小波理论日益成熟, 多分辨率分析在图像处理领域得到了广泛应用^[11, 13]。但小波变换不能很好地利用二维图像本身所特有的几何结构和特征, 不能充分挖掘图像中方向边缘信息, 因此一种称为 Contourlet 变换的图像变换方法应运而生^[11]。在离散域, Contourlet 变换可由双滤波器组来构建, 先由拉普拉斯金字塔 (Laplacian Pyramid, LP) 捕获点的不连续性, 再由方向性滤波器组 (Directional Filter Bank, DFB) 将不连续点连接成线性结构。令 $a_0[\mathbf{n}]$ 为输入图像, 经一层 LP 分解, 可得大体系数 $a_1[\mathbf{n}]$ 和细节系数 $b_1[\mathbf{n}]$, 分别表征 $a_0[\mathbf{n}]$ 的低通分量和带通分量; 对 $a_1[\mathbf{n}]$ 继续进行 LP 分解, 得下一层系数 $a_2[\mathbf{n}]$ 和 $b_2[\mathbf{n}]$, 对 $b_1[\mathbf{n}]$ 进行 l_1 层的 DFB 分解, 得 2^{l_1} 个带通方向系数 $c_{1,k}^{(l_1)}[\mathbf{n}], k=0, 1, \dots, 2^{l_1}-1$; 以此类推, 若 LP 共进行 J 层分解, 则低通分量 $a_1[\mathbf{n}], a_2[\mathbf{n}], \dots, a_J[\mathbf{n}]$ 组成一组由精细到粗糙的多分辨率大体系数图像, 而带通分量方向性子带信号 $c_{1,0}^{(l_1)}[\mathbf{n}], \dots, c_{1,2^{l_1}-1}^{(l_1)}[\mathbf{n}]; \dots; c_{J,0}^{(l_j)}[\mathbf{n}], \dots, c_{J,2^{l_j}-1}^{(l_j)}[\mathbf{n}]$ 则为多分辨率的方向性信号。

图 1 虚框内为 Contourlet 变换的示意图, 输入一幅图像, 输出多分辨率低通分量和带通分量方向性子带。

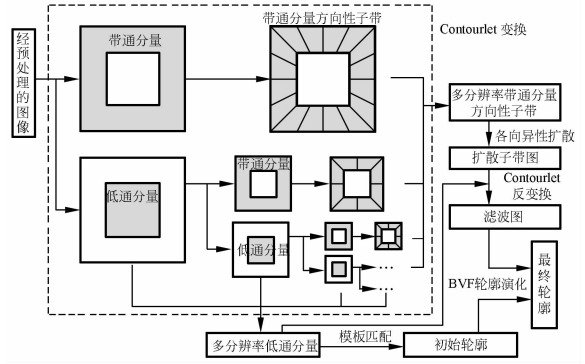


图 1 Contourlet 活动轮廓模型总体框架(虚框内为 Contourlet 变换示意图)

Fig. 1 Main framework of Contourlet active contour model (Contourlet transform shown in dashed block)

3 结合 Contourlet 变换的活动轮廓模型

本文提出的新的活动轮廓模型充分结合 Contourlet 变换的优点, 运用多分辨率低通分量提取初始轮廓, 运用带通分量方向性子带提取最终轮廓。模型总体框架如图 1 所示。

3.1 预处理

第一步是预处理, 其过程如图 2(a)~(c) 所示。为减少 IVUS 图像中无关组织的干扰并减少计算量, 先选取感兴趣区域 (Region of Interest, ROI)。如图 2(a) 所示, IVUS 图像中探头中心点的坐标 (x_c, y_c) 是固定的, 血管轮廓离 (x_c, y_c) 的距离不超过一定值 R_{max} 。结合此先验知识, 自动选取 (x_c, y_c) 为中心、边长为 $2R_{max}$ 的正方形作为 ROI, 如图 2(b) 所示。图像中刻度点、环晕伪影等表现为局部的亮点、亮环, 可能对后续图像分割算法产生严重干扰。刻度点的位置是固定的, 由其周围各像素点的灰度均值替换刻度点处灰度值, 以抑制刻度点干扰; 环晕伪影表现为探头周围一圈高亮度的晕环, 设探头半径为固定值 R_p , 晕环宽度不超过 R_{ring} , 则将 (x_c, y_c) 为中心, $R_p + R_{ring}$ 为半径的圆形区域的灰度值置为一小值 I_p , 以去除环晕伪影, 如图 2(c) 所示。

3.2 初始轮廓提取

针对活动轮廓模型分割序列图像时初始轮廓

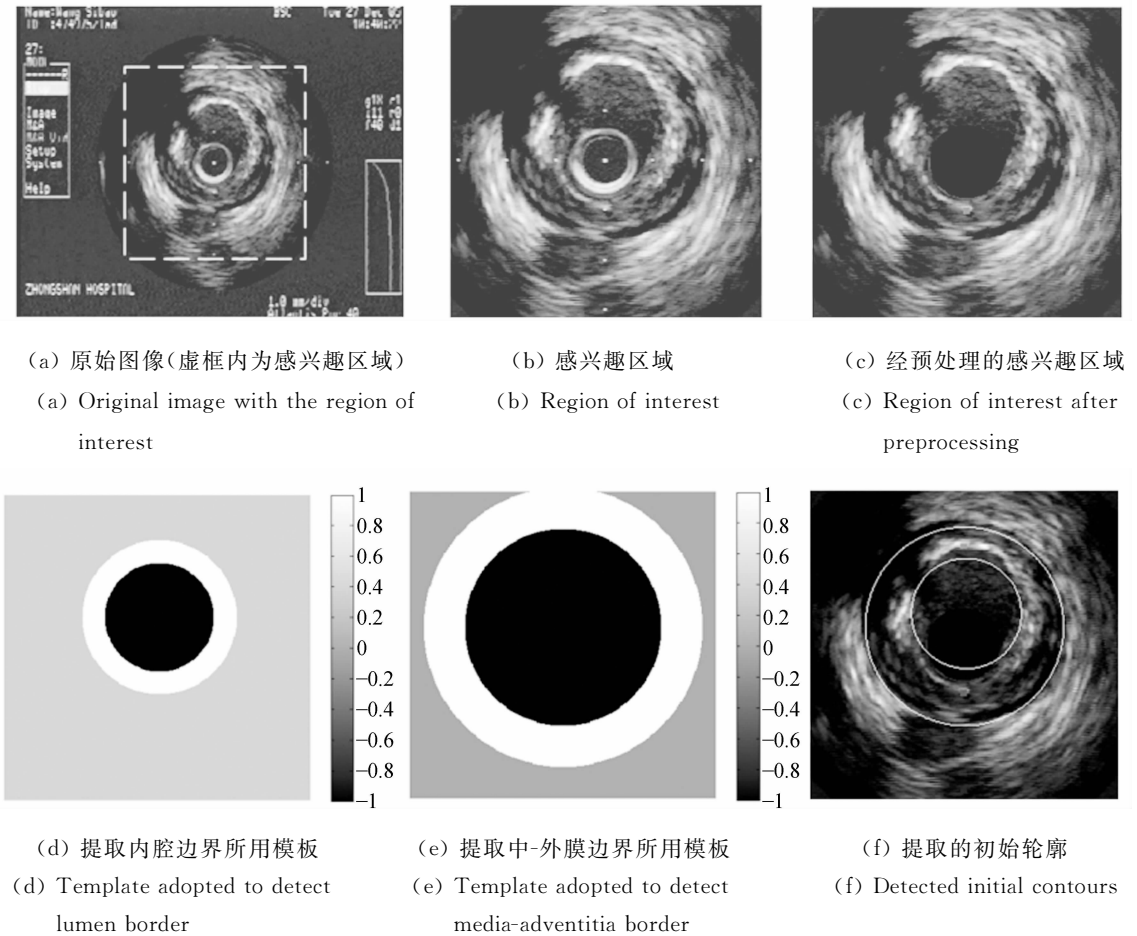


图 2 图像预处理及初始轮廓的提取

Fig. 2 Image preprocessing and initial contour extraction

的提取问题,本文借助 Contourlet 低通分量进行多分辨率模板匹配,自动提取第一帧图像的初始轮廓,而后续帧图像则通过互信息判断准则决定是使用前帧最终轮廓,还是再度运用模板匹配得初始轮廓。

3.2.1 互信息判断准则

两幅图像 I_1 和 I_2 的互信息^[14]为:

$$MI = H(I_1) + H(I_2) - H(I_1, I_2), \quad (3)$$

其中, $H(I_1)$ 、 $H(I_2)$ 分别为 I_1 和 I_2 的香农熵, $H(I_1, I_2)$ 为两图的联合熵。 MI 可衡量两幅图像的相似程度。本文计算 IVUS 序列中当前帧和前一帧图像的 MI , 若超过阈值 T_{MI} , 则说明两图较相似, 当前帧与前帧轮廓较接近, 于是使用前帧最终轮廓作为当前帧初始轮廓; 若小于 T_{MI} , 则说明相邻帧存在较大差异, 使用下文 3.2.2 方法确定初始轮廓。阈值 T_{MI} 采用经验值(经实验, 本文取为 1.1)。

3.2.2 Contourlet 低通分量进行模板匹配

文献[15]提出一种新的活动轮廓模型, 用于分割热凝块的超声弹性图像。该方法用一个环形模板来匹配图像中近似圆形的目标, 简单、快速、自动地提取目标的初始轮廓。本文研究的血管内超声图像其血管内腔和血管壁结构也大致呈圆形, 因而可借鉴上述思路采用模板匹配的方法提取初始轮廓。本文设计环形模板 $M_{x_m, y_m, r_m}(x, y)$:

$$M_{x_m, y_m, r_m}(x, y) = \begin{cases} -1, & (x-x_m)^2 + (y-y_m)^2 \leq r_m^2 \\ 1, & r_m^2 < (x-x_m)^2 + (y-y_m)^2 \leq 2r_m^2 \\ M_{out}, & \text{elsewhere} \end{cases} \quad (4)$$

其中, (x_m, y_m) 为环形中心, r_m 为环形内圆的半径, $\sqrt{2}r_m$ 为环形外圆的半径, $M_{out} \in [0, 1]$ 表示环形外部区域的取值。求出使得模板和待分割图像

乘积的元素之和最大时的参数 (x_m^*, y_m^*, r_m^*) , 即表示目标所在的位置及大小:

$$(x_m^*, y_m^*, r_m^*) = \operatorname{argmax}_{x_m, y_m, r_m} \left(\sum_{x, y} [M_{x_m, y_m, r_m}(x, y) \cdot I(x, y)] \right) \quad (5)$$

由式(4)可知,该模板环形区域对式(5)求和项起积极作用,而内圆区域起消极作用,总体而言,该模板适用于提取目标灰度值较低、背景灰度值较高的图像边界。但由于 IVUS 图像有内腔边界、中-外膜边界两条轮廓,“目标”和“背景”根据不同场合将有不同含义:提取内腔边界时,目标较小,仅含内腔,背景包括内膜、中膜、外膜及其以外组织;提取中-外膜边界时,目标较大,包括内腔、内膜及中膜,而背景为外膜及其以外组织。下面对 M_{out} 的取值进行讨论,实现两个环形模板,分别用于提取内外两条边界。当 M_{out} 取大值时(极端情况下取 1),环形外部区域和环形区域对式(5)求和项起积极作用,只有内圆区域起消极作用,因此在最大式(5)时,该模板将向内收缩,适用于提取内腔边界;当 M_{out} 取小值时(极端情况下取 -1),环形外部区域和内圆区域对式(5)求和项起消极作用,只有环形区域起积极作用,因此在最大式(5)时,该模板倾向于往外扩张,适用于提取中-外膜边界。最后,根据 IVUS 图像的灰度分布,将提取内腔边界的参数 $M_{\text{out},L}$ 取为经验值 0.2,提取中-外膜边界的参数 $M_{\text{out},A}$ 取为 0。

最大式(5)可采取遍历方法,但相当耗时,且直接在原始图像 $I(x, y)$ 上进行模板操作,有可能受到噪声干扰。如前所述,Contourlet 分解得到的低通分量 $a_1[\mathbf{n}], \dots, a_j[\mathbf{n}]$ 组成一组由精细到粗糙的多分辨率大体系数图像,其中 $a_j[\mathbf{n}]$ 分辨率最低,其噪声最少,边缘也最模糊,而 $a_1[\mathbf{n}]$ 分辨率最高,噪声和边缘信息均最丰富。本文先在低噪声下的小分辨率图像上进行粗糙的模板匹配;再加大分辨率从而增加细节信息,在上层匹配结果的附近进行微调。这种在多分辨率图像上依次进行模板匹配的算法,既缩小搜索范围,加快运行速度,又由粗到细、步步逼近,有效地实现初始轮廓的提取。

图(2)(d)~(f)给出一个提取初始轮廓的示例。图(d)为提取内腔边界所用模板,图(e)为提取中-外膜边界所用模板,图(f)为提取的初始轮

廓,它与真实轮廓已较吻合,有利于下一步最终轮廓的提取。

3.3 最终轮廓提取

Contourlet 低通分量是低频信号,主要反映血管图像中各组织的区域信息;而带通分量相对而言是高频信号,主要反映各组织的边缘信息,带通分量方向性子带含有边缘的方向性信息。本文对最终轮廓的提取即基于带通分量方向性子带。在不同子带上根据边缘、噪声的特征进行各向异性扩散滤波,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,在重建的图像上使用 BVF 活动轮廓模型进行轮廓演化,收敛到最终轮廓。

3.3.1 Contourlet 带通分量方向性子带扩散滤波

超声图像中存在空间相关的乘性噪声,信噪比较低,如何有效地减少噪声并尽可能保留有用边缘是超声图像处理的一大难题^[9,16]。由前所述,Contourlet 变换具有多尺度、方向性等特性,不同尺度 j 、不同方向 k 的一系列 Contourlet 带通分量方向性子带信号 $c_{j,k}^{(l)}[\mathbf{n}], j=1,2,\dots,J, k=0,1,\dots,2^j-1$ 组成了多分辨率的方向性信号,各子带所强调的边缘、噪声信息是不同的^[11]。由此在不同子带上根据边缘、噪声的特征进行适当的滤波,有望在减少噪声的同时保留甚至强化有用边缘。

各向异性扩散(Anisotropic Diffusion, AD)是近年来广受关注的滤波方法^[16],在医学图像处理领域得到了大量应用。该方法借助偏微分方程迭代地去除图像中的噪声:

$$\frac{\partial I}{\partial t} = \operatorname{div}[c(\|\nabla I\|) \cdot \nabla I], I(t=0) = I_0, \quad (6)$$

其中, div 是散度算子, I_0 是输入图像, $c(\|\nabla I\|)$ 是扩散函数,可选用:

$$c(\|\nabla I\|) = \exp[1 + (\|\nabla I\|/g)^2], \quad (7)$$

其中, g 为梯度阈值。

以往的 AD 滤波对象均是原始图像,这里,将其拓展到 Contourlet 域,即对各方向性子带信号进行滤波。针对 j 层特定方向 $k=K$ 的子带系数 $c_{j,k}^{(l)}[\mathbf{n}]$,令其它方向的子带系数均为零:

$$c_{j,k}^{(l)'}[\mathbf{n}] = \begin{cases} c_{j,k}^{(l)}[\mathbf{n}], & k=K \\ 0, & k \neq K \end{cases} \quad (8)$$

根据 $c_{j,k}^{(l)'}[\mathbf{n}], k=0,1,\dots,2^j-1$,可由方向性滤

波器组重建出该层的带通分量 $b_{j,k}'[n]$ 。 $b_{j,k}'[n]$ 中相应 K 方向的组织边缘(或噪声)位置值较大,其余位置值较小,但由于组织边缘往往具有连续性,而噪声表现为孤立散点,所以可通过各向异性扩散滤除噪声干扰,同时保留相应方向的边缘信息,得到滤波后的带通分量 $b_{j,k}''[n]$ 。同理,当 k 取其它值时,可得到相应方向滤波后的带通分量 $b_{j,k}''[n]$ 。

值得注意的是,对不同方向的带通分量 $b_{j,k}'[n]$,式(7)的梯度阈值 g 也是不同的,以适应不同的噪声情况。本文采用中值绝对偏差(Median Absolute Deviation, MAD)^[16]来估计 g :

$$g = \text{MAD}(\nabla \| b_{j,k}'[n] \|) / 0.6745, \quad (9)$$

3.3.2 Contourlet 反变换与 BVF 轮廓演化

将滤波后的各方向带通分量迭加:

$$b_j''[n] = \sum_{k=0}^{2^j} b_{j,k}''[n]. \quad (10)$$

由式(10)计算各尺度的 $b_j''[n]$, $j=1,2,\dots,J$,结合 $a_j[n]$,可由拉普拉斯金字塔综合、重建出最终的滤波图 I'' 。接着由式(1)计算用于轮廓演化的 BVF 边界图 $F_B(x, y)$ 。

作为实例,图 3 给出一幅 IVUS 原始图 I_0 、滤波图 I'' 及其相应的边界图。图(b)由于有噪声影响,存在较多伪边缘,而图(d)去除了伪边缘,保留了有用的组织边缘。

确定势能函数 $\phi(x, y)$,并由式(2)计算 BVF 场 v_{BVF1} 和 v_{BVF2} ,在 BVF 场作用下对 3.2 提取的两条初始轮廓进行演化变形,使其收敛到最终轮廓。

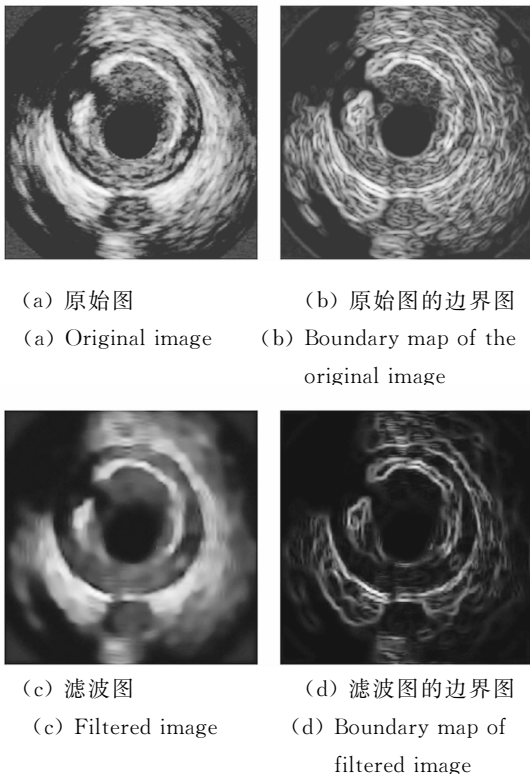
4 实验与结果

使用本文方法与传统方法分割仿真和实际的 IVUS 序列图像。其中本文方法参数设置如下:LP 分解层数为 3,相应的 DFB 分解层数为 [2, 2, 3];互信息判断准则阈值 $T_{MI} = 1.1$;生成边界图的高斯函数标准差 $\sigma = 1$; v_{BVF1} 和 v_{BVF2} 场下轮廓演化的迭代次数均为 25 次。传统方法采用 Giannoglou 等近期提出的基于传统活动轮廓模型的 IVUS 图像分割法^[7],实验时轮廓演化迭代 60 次。先对两种方法进行肉眼观察的定性比较;再量化分割结果与金标准间的差异,进行定量比较。

4.1 仿真 IVUS 图像分割结果

基于极坐标图像生成模型^[5]仿真得到 IVUS 图像。为使仿真图像更接近真实图像,本文引入了环晕伪影、导丝伪影及刻度点干扰。由于是仿真数据库,每帧图像的分割金标准(即真实的内腔边界、中-外膜边界)是已知的。对 5 个仿真病例、每例各 20 帧连续图像分别采用本文和传统方法进行分割。图 4(a)、(c)、(e)及图 4(b)、(d)、(f)分别为两例仿真图像分割结果(两例仿真病例分别记为 S1 和 S2)。图(c)中由于采用前帧最终轮廓作为初始轮廓,分割错误不断累积,0 点至 6 点钟方向大部分轮廓与实际轮廓有较大差异,而图(e)结果与实际轮廓非常吻合。对于第二个病例,图(d)7 至 9 点钟方向分割出现较明显失误,而图(f)与金标准较接近。

采用平均距离误差 MD、平均距离误差百分比 RMD、面积差异百分比 AD、相对差异度 RDD 等 4 个量化指标定量分析分割算法的精度^[4]。设 p 为算法所提取出的轮廓点,金标准曲线上离其最近的点为 q ,两者距离(即 p 与金标准曲线的最小距离)为 $D(p)$,最小相对距离为 $\text{RD}(p) =$

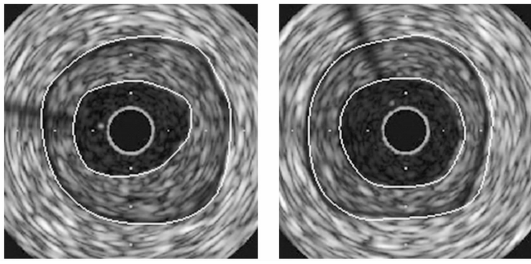


(a) 原始图 (b) 原始图的边界图
(a) Original image (b) Boundary map of the original image

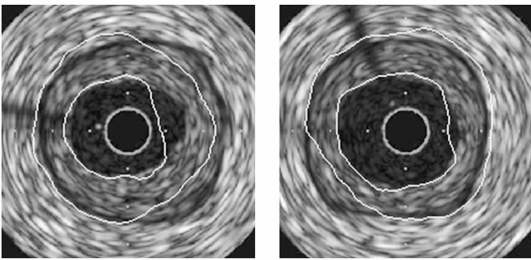
(c) 滤波图 (d) 滤波图的边界图
(c) Filtered image (d) Boundary map of filtered image

图 3 Contourlet 带通分量方向性子带扩散滤波

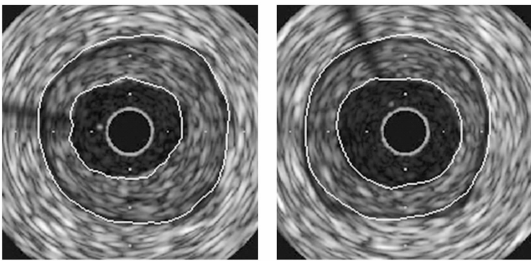
Fig. 3 Diffusion filtering on Contourlet bandpass directional subbands



(a) 病例 S1 的真实边界 (金标准)
(a) Real boundaries (ground truth) of case S1
(b) 病例 S2 的真实边界 (金标准)
(b) Real boundaries (ground truth) of case S2



(c) 病例 S1 的传统活动轮廓模型法分割结果
(c) Results obtained by traditional active contour model for case S1
(d) 病例 S2 的传统活动轮廓模型法分割结果
(d) Results obtained by traditional active contour model for case S2



(e) 病例 S1 的本文方法分割结果
(e) Results obtained by proposed method for case S1
(f) 病例 S2 的本文方法分割结果
(f) Results obtained by proposed method for case S2

图 4 仿真图像分割结果示例

Fig. 4 Two cases of the segmentation results of simulated images

$D(p)/d(q, O)$, 其中 O 为金标准曲线的质心, $d(q, O)$ 为 q 和 O 的距离。则 MD 和 RMD 定义为:

$$MD = \text{mean}_p(D(p)), \quad (11)$$

$$RMD = \text{mean}_p(RD(p)) \times 100\%. \quad (12)$$

若将曲线内部区域灰度值设为 1, 外部设为 0, 可得到金标准曲线对应的二值图 $B_G(x, y)$ 与算法结果对应的二值图 $B_S(x, y)$ 。AD 定义为:

$$AD = \frac{\sum_{x,y} |B_G(x, y) - B_S(x, y)|}{\sum_{x,y} B_G(x, y)} \times 100\%. \quad (13)$$

设 S_G 是由金标准计算得到的内腔面积(或血管面积), 而 S_S 是由算法得到的面积, 则

$$RDD = |S_G - S_S| / S_G \times 100\%. \quad (14)$$

MD 和 RMD 反映了算法所得轮廓与实际轮廓的平均距离偏差, 而 AD、RDD 反映了算法所得的内腔面积(或血管面积)与实际面积的偏差。

表 1 给出了 100 幅仿真图像的定量比较结果。由表可知, 无论对内腔边界还是中-外膜边界, 本文方法的 4 个量化指标均优于传统方法。综合两条边界的分割结果, 可知本文方法相对传统方法, MD、RMD、AD、RDD 分别提高了 7.18 pixels、6.80%、14.50%、8.79%。

表 1 仿真图像分割结果定量比较(MD 的单位为像素)

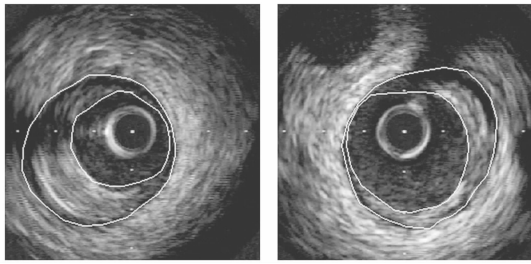
Tab.1 Quantitative comparison of the results segmented from simulated images(unit of MD is pixel)

| 边界 | 方法 | MD | RMD | AD | RDD |
|--------|------|-------|--------|--------|--------|
| 内腔边界 | 传统方法 | 7.47 | 9.97% | 22.78% | 11.42% |
| | 本文方法 | 3.31 | 4.37% | 9.07% | 3.91% |
| 中-外膜边界 | 传统方法 | 16.31 | 12.65% | 24.86% | 14.12% |
| | 本文方法 | 6.10 | 4.66% | 9.57% | 4.04% |

4.2 实际 IVUS 图像分割结果

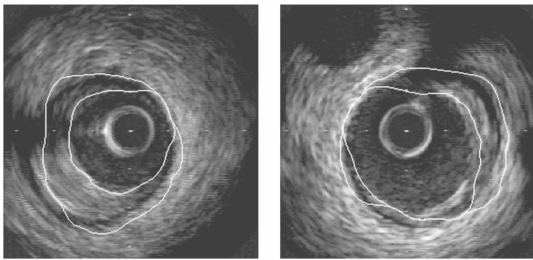
实际 IVUS 图像为复旦大学附属中山医院心内科导管室采集的 25 frames/s 的序列图像, 设备有 Boston Scientific 公司的血管内超声导管(UltraCrossTM 3.2, 3.2/4.0F, 30 MHz, 机械探头)及超声仪器(ClearView UltraCVIS)。对采集的 6 个病例、每例各 20 帧连续图像由医生手工描记内腔边界、中-外膜边界, 以此作为金标准。

先进行定性比较。图 5(a)、(c)、(e)及图 5(b)、(d)、(f)给出两例分割结果(两个真实病例分别记为 R1 和 R2)。第一个病例 9 点钟方向存在导丝伪影(后方为声影), 同时 7 至 8 点钟方向的



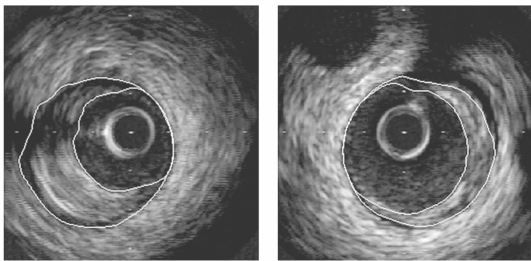
(a) 病例 R1 的真实边界 (金标准)
(a) Real boundaries (ground truth) of case R1

(b) 病例 R2 的真实边界 (金标准)
(b) Real boundaries (ground truth) of case R2



(c) 病例 R1 的传统活动轮廓模型法分割结果
(c) Results obtained by traditional active contour model for case R1

(d) 病例 R2 的传统活动轮廓模型法分割结果
(d) Results obtained by traditional active contour model for case R2



(e) 病例 R1 的本文方法分割结果
(e) Results obtained by proposed method for case R1

(f) 病例 R2 的本文方法分割结果
(f) Results obtained by proposed method for case R2

图 5 实际图像分割结果示例

Fig. 5 Two cases of the segmentation results of real images

内膜灰度值出现局部增强,因此,传统活动轮廓模型的中-外膜边界受这两个因素的强烈干扰,图(c)的轮廓提取结果与金标准有较大差距;而本文

结果如图(e)所示,较接近金标准。对于第二个病例,本文结果如图(f)所示,除 0~3 点钟方向中-外膜边界有一定程度的内缩之外,其余位置与金标准均比较吻合,反观图(d)(即传统方法的结果),受到 3 至 7 点钟方向噪声干扰,内腔边界、中-外膜边界与实际边界均有较大差异。

接着进行定量比较。表 2 给出 120 幅真实图像的定量比较结果。针对内腔边界,本文方法的 4 个指标均优于传统方法;针对中-外膜边界,本文方法在 RDD 指标上稍逊一筹,但差距不大,其余 3 个指标均优于传统方法。综合两条边界的分割结果,可知本文方法相对传统方法,MD、RMD、AD、RDD 分别提高了 3.04 pixel、3.38%、6.30%、2.53%。

表 2 实际图像分割结果定量比较(MD 的单位为像素)
Tab. 2 Quantitative comparison of results segmented from real images(unit of MD is pixel)

| 边界 | 方法 | MD | RMD | AD | RDD |
|--------|------|-------|--------|--------|--------|
| 内腔边界 | 传统方法 | 6.42 | 9.22% | 18.05% | 13.83% |
| | 本文方法 | 4.45 | 6.39% | 12.80% | 8.01% |
| 中-外膜边界 | 传统方法 | 12.46 | 11.42% | 23.59% | 11.35% |
| | 本文方法 | 8.34 | 7.49% | 16.25% | 12.11% |

5 结 论

本文提出了一种基于活动轮廓模型和 Contourlet 变换分割 IVUS 斑块图像的新方法。该方法针对传统活动轮廓模型初始化和鲁棒性两个问题,借助 Contourlet 变换对传统模型进行改进。对 Contourlet 多分辨率低通分量进行模板匹配,确定血管内腔边界和中-外膜边界的初始轮廓;对多分辨率带通分量的方向性子带进行扩散滤波,并结合边界矢量场,演化得到最终轮廓,从而提高了分割算法的鲁棒性。对 100 幅仿真图像和 120 幅实际图像进行分割,实验结果表明,该方法能有效地提取血管的两条边界。相对于传统活动轮廓模型法,该方法分割实际图像的平均距离误差提高了 3.04 pixel,面积差异百分比提高了 6.30%。

实验发现,无论对仿真图像还是实际图像,对内腔边界的分割结果均优于中-外膜边界,这是由于内腔与内膜的差异通常比较明显,只需合理地

去除环晕伪影等干扰,便可较准确地提取出内腔边界,而中-外膜边界的精确提取依赖于中膜的形态及初始轮廓的位置,若中膜在图像中表现为较厚的低灰度带,且初始轮廓定位较接近真实轮廓,则最终分割结果较好,否则易被伪边缘吸引。如

何进一步提高中-外膜边界的分割精度是今后研究的重点。另外,需进一步积累病例,并人工描记更多的图像,以便更有效地在真实图像上检验分割算法的性能。

参考文献:

- [1] MINTZ G S, NISSEN S E, ANDERSON W D, *et al.*. ACC clinical expert consensus document on standards for the acquisition, measurement and reporting of intravascular ultrasound studies: a report of the American College of Cardiology task force on clinical expert consensus documents[J]. *J. Am. Coll. Cardiol.*, 2001,37(5):1478-1492.
- [2] LUO Z, WANG Y, WANG W. Estimating coronary artery lumen area with optimization-based contour detection [J]. *IEEE Trans. Med. Imag.*, 2003,22(4):564-566.
- [3] NOBLE J A, BOUKERROU D. Ultrasound image segmentation: a survey[J]. *IEEE Trans. Med. Imag.*, 2006, 25(8):987-1009.
- [4] GIL D, HERNANDEZ A, RODRIGUEZ O, *et al.*. Statistical strategy for anisotropic adventitia modelling in IVUS[J]. *IEEE Trans. Med. Imag.*, 2006,25(6):768-778.
- [5] CARDINAL M R, MEUNIER J, SOULEZ G, *et al.*. Intravascular ultrasound image segmentation: a three-dimensional fast-marching method based on gray level distributions[J]. *IEEE Trans. Med. Imag.*, 2006,25(5):590-601.
- [6] BOVENKAMP E G P, DIJKSTRA J, BOSCH J G, *et al.*. Multi-agent segmentation of IVUS images[J]. *Pattern Recognit.*, 2004,37(4):647-663.
- [7] GIANNOGLOU G D, CHATZIZISIS Y S, KOUTKIAS V, *et al.*. A novel active contour model for fully automated segmentation of intravascular ultrasound images[J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2007, 37(9): 1292-1302.
- [8] SANZ-REQUENA R, MORATAL D, GARCIA-SANCHEZ D R, *et al.*. Automatic segmentation and 3D reconstruction of intravascular ultrasound images for a fast preliminar evaluation of vessel pathologies[J]. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 2007,31(2):71-80.
- [9] 孙俊喜,陈亚珠.一种具有边缘保持特性的超声图像小波域阈值去噪新方法[J].*光学精密工程*, 2002,10(5): 429-433.
- SUN J X, CHEN Y ZH. Novel speckle reduction for medical ultrasound images based on edge preservation[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2002,10(5):429-433. (in Chinese)
- [10] 张怀柱,向长波,宋建中,等.改进的遗传算法在实时图像分割中的应用[J].*光学精密工程*, 2008,16(2):333-337.
- ZHANG H ZH, XIANG C, SONG J, *et al.*. Application of improved adaptive genetic algorithm to image segmentation in real-time[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008,16(2):333-337. (in Chinese)
- [11] DO M N, VETTERLI M. The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image[J]. *IEEE Trans. Image Process.*, 2005,14(12):2091-2106.
- [12] SUM K W, CHEUNG P Y S. Boundary vector field for parametric active contours[J]. *Pattern Recognit.*, 2007, 40(6):1635-1645.
- [13] 刘欣悦,黄廉卿.利用多分辨率直方图特征分类数字 X 光乳腺图像[J].*光学精密工程*, 2006,14(2):327-332.
- LIU X Y, HUANG L Q. Classification of digital mammograms using multi-resolution histogram features[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2006,14(2):327-332. (in Chinese)
- [14] PLUIM J P W, MAINTZ J B A, VIERGEVER M A. Mutual-information-based registration of medical images: a survey[J]. *IEEE Trans. Med. Imag.*, 2003,22(8):986-1004.
- [15] LIU W, ZAGZEBSKI J A, VARGHESE T, *et al.*. Segmentation of elastographic images using a coarse-to-fine active contour model[J]. *Ultrasound in Med. & Biol.*, 2006,32(3):397-408.
- [16] ZHANG F, YOO Y M, KOH L M, *et al.*. Nonlinear diffusion in Laplacian pyramid domain for ultrasonic speckle reduction[J]. *IEEE Trans. Med. Imag.*, 2007,26(2):200-211.

作者简介:张 麒(1983—),男,博士研究生,主要从事医学图像处理方面的研究。E-mail: q_zhang@fudan.edu.cn

汪源源(1968—),男,教授,博士生导师,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