

一种血管内超声图像边缘提取的新方法^①

王志东, 汪友生, 李 龙, 董 路, 李冠宇

(北京工业大学 电子信息与控制工程学院, 北京 100124)

摘 要: 血管内超声图像的血管壁内外膜边缘检测是 IVUS 图像处理中必不可少的步骤与重要环节, 基于主动轮廓模型的血管壁边缘提取的效果好坏很大程度上依赖于初始轮廓能否较为精确的选取. 提出了一种提取血管壁边缘的新方法, 以自适应阈值分割的方式降低目标图像的复杂度, 结合 marr 边缘检测算子找到血管壁内外膜边缘的初始轮廓, 在此基础上, 采用改进的 GVF-snake 算法使初始轮廓线精确收敛于真实的血管壁边缘, 实验结果验证了此方法的有效性.

关键词: 血管内超声; 边缘提取; 自适应阈值分割; Marr 算子; GVF-snake

A New Method for Edge Extraction of Intravascular Ultrasound Images

WANG Zhi-Dong, WANG You-Sheng, LI Long, Dong Lu, LI Guan-Yu

(School of Electronic Information & Control Engineering, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

Abstract: The intima and adventitia edge detection of vascular wall is a key step in Intravascular Ultrasound (IVUS) processing. An accurate selection of initial contour would be significant for edge extraction based on active contour model. This paper puts forward a new method for extracting the edge of vascular wall. At first, adaptive threshold segmentation is used to reduce the complexity of the IVUS original images, then find the initial contour line of the vascular wall with Marr edge detection. Finally, an improved GVF-snake model is used to make the initial contour line converge to the true edge of vascular wall accurately. The experimental results confirm the validity of the new method.

Key words: intravascular ultrasound; edge extraction; adaptive threshold segmentation; Marr operator; GVF-snake

目前在大多数国家, 心脑血管疾病已逐步成为人类死亡的最主要因素之一. 冠状动脉粥样硬化病变是引起心肌梗塞和脑梗塞的主要病因, 如果在早期能够做到对硬化病变部分形态的识别以及诊断, 这将对冠状动脉疾病的诊疗有着重大的意义. 血管内超声 (Intravascular Ultrasound) 便是这样一种心血管疾病的超声诊断方法, 提取血管内超声图像中冠状动脉血管壁的内外膜边缘, 是对图像进行弹性分析、斑块识别^[1]等定性分析以及对血管腔的面积、偏心率等进行定量测量的基础. 所以成功提取血管壁内外膜的边缘对于心血管疾病的临床诊断有着非常重要的实际意义.

主动轮廓模型^[2]又称 Snake 模型, 它把目标边缘的提取看成是一种初始轮廓在内力和外力作用下, 不断发生

变形而达到平衡的过程. 对于前后帧非常类似且具有很强的相关性的血管内超声序列图像, 将上帧图像的目标边缘作为下帧图像的初始轮廓进行变形从而获取下帧图像的目标边缘, 这样便能提高边缘提取的准确性和有效性, 因此 Snake 模型非常适用于血管内超声图像的边缘提取.

较为精确的初始轮廓的选取则是影响主动轮廓模型对图像边缘提取效果好坏的关键性因素. 本文提出了一种提取血管边缘的新方法, 基于 IVUS 图像本身的灰度信息以及先验特征, 结合自适应阈值分割的方式降低图像的复杂度, 通过 Marr 边缘检测算子找到内外膜边缘的初始轮廓, 并在此基础上, 采用改进的 GVF-snake 算法使初始轮廓精确收敛于实际血管壁的边缘, 得到了较好的处理效果.

^① 收稿时间:2013-03-06;收到修改稿时间:2013-04-01

1 自适应阈值分割

在阈值分割^[3]的过程中, 阈值的选取是图像分割的关键, 对图像处理的结果会有很大的影响, 本文根据 IVUS 图像的灰度分布特点, 采用一种自适应阈值分割方法. 其基本思路为: 首先根据血管内超声图像中的灰度分布情况, 选择图像的平均灰度值为初始阈值, 在分割图像以及修改阈值的迭代过程中逐步获得可行的最佳阈值. 具体算法为:

(1) 设输入图像为 $I(x, y)$, 求出 $I(x, y)$ 中最大灰度 Z_{\max} , 最小灰度 Z_{\min} . 选取初始阈值 T_0 , $T_0 = (Z_{\max} + Z_{\min})/2$.

(2) 将 $I(x, y)$ 中所有像素点的灰度值与 T_0 进行比较, 将图像 $I(x, y)$ 分割为两大区域, 分别为 G_1 (灰度值大于 T_0) 和 G_2 (灰度值小于 T_0).

(3) 分别计算 G_1 , G_2 所包含的像素的平均值 U_1 , U_2 .

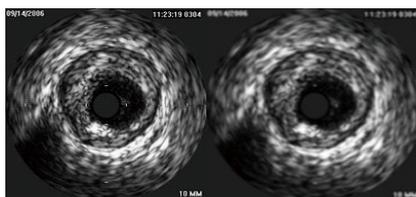
(4) 选取新的阈值 $T = (U_1 + U_2)/2$, 设置参数 A 表征新旧阈值所能允许最大接近程度, 设立参数 $d = T_{n+1} - T_n$.

(5) 重复步骤(2)(3)(4)直到 d 小于 A 为止, 即获得最佳阈值 T . 根据血管内超声图像的性质以及多组实验结果, 本文 A 的取值为 10.

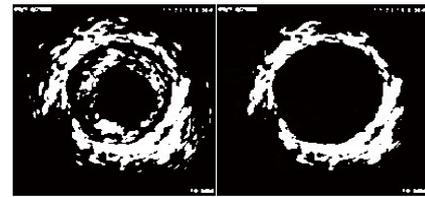
在外膜提取时的分割如图 1 所示, 对 IVUS 原始图像 $f(x, y)$ (见图 1(a)) 进行高斯滤波来减少来自于血液散射所引起的噪声干扰如图 1(b):

$$f_g(x, y) = G_\sigma(x, y)f(x, y) \quad (1)$$

$G_\sigma(x, y)$ 是一个标准差为 σ 的二维高斯函数. 之后对图像 $f_g(x, y)$ 进行自适应阈值分割, 分割结果如图 1(c). 在自适应阈值分割得到的图像中, 会有一些来自于环晕伪像以及导丝伪像所产生的干扰, 而这些干扰显示在分割处理后的图像中即为外膜内小面积白色斑块, 利用连通分量标记技术^[4]可以找到阈值分割图像区域中所有的闭合轮廓, 设定周长阈值即可去除小面积区域从而筛选出大面积白色区域, 筛选结果如图 1(d).

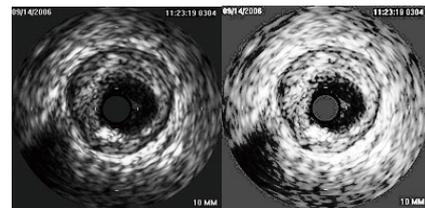


(a) 原图 (b) 高斯滤波

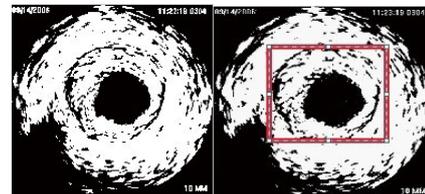


(c) 分割结果图 (d) 筛选结果图
图 1 IVUS 图像外膜分割结果图

在内膜提取时的分割如图 2 所示, 考虑到内边缘里侧存在血液散射噪声^[5], 像素灰度较暗, 因此在内边缘的分割过程中, 首先对 IVUS 图像做直方图均衡处理如图 2(b), 以拉伸图像的灰度级, 改善图像质量. 然后进行自适应阈值分割. 自适应阈值分割后的结果如图 2(c). 再通过区域选择的方法来选取外膜以内的感兴趣区域如图 2(d).



(a) 原图 (b) 直方图均衡



(c) 阈值分割 (d) 选取感兴趣区域
图 2 IVUS 图像内膜分割结果图

2 Marr算子的边缘预提取

Marr 算子^[6]与其他边缘检测算子相比有以下两点优势:

1) 采用的是拉普拉斯算子对目标图像进行检测, 拉普拉斯算子比较适合反映人眼的视觉特性.

2) 一般微分运算都会对噪声非常敏感, marr 算子运用二阶导数零交叉的性质对目标图像的边缘进行定位, 克服了这一缺点.

Marr 边缘检测算法的基本过程如下:

第一, 平滑滤波器采用高斯滤波器 $G(r)$, 即 $G(r)$ 与原始图像 $f(x, y)$ 进行卷积运算:

$$g(x, y) = f(x, y) * G(r) \quad (2)$$

高斯滤波器形式如下:

$$G(r) = -1/(2\pi\sigma^2) \exp(-r^2/(2\sigma^2)) \quad (3)$$

其中, $r^2 = x^2 + y^2$, σ 是可调的, 能够在任何需要的尺度上工作. 在一定范围内, σ 越大, 则可以检测图像的模糊边缘, σ 越小, 则可以检测聚焦良好的图像细节.

第二, 运用拉普拉斯算子对 $g(x, y)$ 进行二阶导数运算, 提取运算后的零交叉点作为图像的边缘.

$$\nabla^2 g(x, y) = \nabla^2(G(r) * f(x, y)) = \nabla^2 G(r) * f(x, y) \quad (4)$$

式中, $\nabla^2 G(r)$ 称为高斯拉普拉斯算子.

分别用 canny 算子 marr 算子和 robert 算子对分割后的二值图像如图 3(a) 进行边缘检测得到图 3(b) 图 3(c) 以及图 3(d), 发现 marr 算子检测结果边缘连接性较 robert, canny 算子好, 所提取的边缘更为清晰.

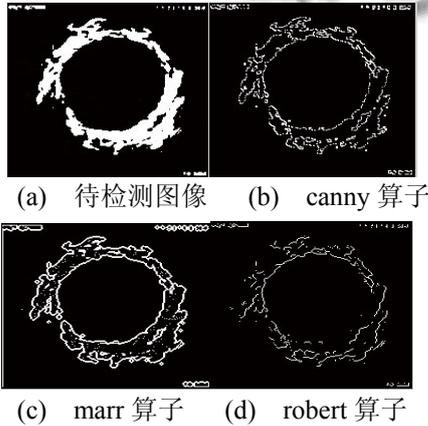
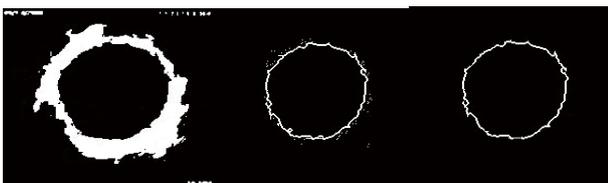


图 3 各种算子边缘提取效果

内外膜初始边缘的提取如图 4 所示, 运用形态学^[7]的闭运算去填充物体内部细小空洞, 连接 8 点方向外膜断裂部分, 如图 4(a), 选取感兴趣区域并进行背景抑制可得外膜大致轮廓, 用 marr 算子进行边缘检测如图 4(b), 滤除边缘处的噪声点可得外膜初始轮廓线如图 4(c). 利用区域选择的方法来选择外膜以内的内膜区域如图 4(d). 利用联通区域标记法设定阈值去除这些小面积黑色区域从而达到背景抑制如, 用 marr 算子进行边缘提取如图 4(e), 滤除边缘处的噪声点可得内膜初始轮廓线如图 4(f).



(a) 二值图像 (b) marr 边缘检测 (c) 外膜初始轮廓线



(d) 二值图像 (e) marr 边缘检测 (f) 内膜初始轮廓线
图 4 内外膜初始边缘提取

3 血管壁边缘精确提取

GVF- snake^[8]在梯度连续区域产生一个名为梯度矢量流场向外散射的外力. 梯度矢量流场定义二维向量 $V = (u(s), v(s))$, 寻找最小能量函数, 如公式(5)所示.

$$E = \iint \mu(u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2) + |\nabla f|^2 |V - \nabla f|^2 dx dy \quad (5)$$

式中, μ 是一个混合参数, u 和 v 是对应于 s 的两个函数, f 是原始图像的边缘, ∇ 表示图像 f 边缘梯度. 当内部能量和外部能量达到平衡时, GVF Snake 算法最终得到曲线边界, 这一表述可以用欧拉方程表示如公式(6)所示.

$$\alpha C''(s) - \beta C'''(s) + \gamma V = 0 \quad (6)$$

式中, γ 是一个比例系数. 实际上, 这三个参数在公式内将设置为常数. $C(s)$ 是运动的活动轮廓曲线, $s \in [0, 1]$.

本文在 GVF -snake 模型的初始轮廓选取以及收敛曲线光滑程度的加强上做了两点改进:

1) 通过自适应阈值分割以及 Marr 边缘检测算子所得到的血管壁边缘初始轮廓已基本接近于真实轮廓, 分别将图 4(c)图 4(f)得到的外膜初始边缘和内膜初始边缘作为 GVF -snake 模型的初始轮廓线, 进行精确边缘的提取.

2) 为了使 GVF -snake 变换所得到的边缘更加平滑, 减少变换过程中所产生的毛刺, 加入了三次 B 样条^[9]的插值方法. 三次均匀 B 样条曲线可以被定义为如下形式:

$$P(s) = \sum_{n=1}^N C_n B_{n,4}(s)^T, s \in [0, N] \quad (7)$$

其中, $C_s = [C_{n-1} C_n C_{n+1} C_{n+2}]^T$ 为控制点, $B(s) = [B_{0,4}(s) B_{1,4}(s), \dots, B_{n,4}(s)]^T$ 为基函数. 考虑到曲线的闭合, 令 $B_{N+1} = B_1, B_{N+2} = B_2, B_{N+3} = B_3$. 对于三次均

匀 B 样条, 四个控制点决定一段曲线, 通过 B 样条曲线的局部特性, 可以构造矩阵如下:

$$P(s-n) = \frac{1}{6} [s^3 \ s^2 \ s \ 1] \begin{bmatrix} -1 & 3 & -3 & 1 \\ 3 & -6 & 3 & 0 \\ -3 & 0 & 3 & 0 \\ 1 & 4 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} C_{n-1} \\ C_n \\ C_{n+1} \\ C_{n+2} \end{bmatrix} \quad (8)$$

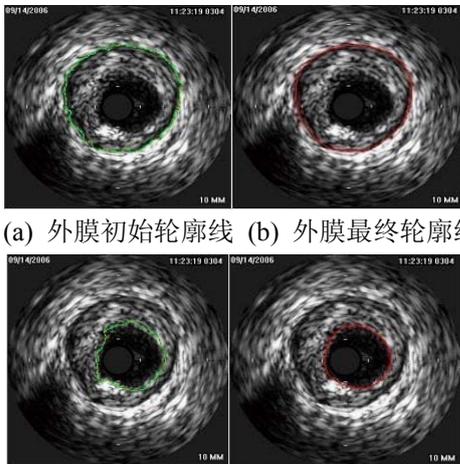
设初始轮廓线上的均匀采样点为 $P_j(s) = (x_j, y_j)$, GVF Snake 变换所得到的点的位置的坐标为 $P_i(s) = (x_i, y_i)$, 采样点位置坐标的变化与梯度矢量流向量场的关系满足下式:

$$P_j(s) - P_i(s) = \mu V \quad (9)$$

其中, μ 为比例系数. V 为梯度矢量流向量.

三次 B 样条曲线所具有以下优点: (1)二阶可导, 拐点处过度光滑. (2)局部修改特性, 因为三次 B 样条对每个点的修改最多影响前后四段曲线. (3)可扩展性, 增加一个控制点就能相应的增加一段 B 样条曲线, 而原有的曲线不受影响.

分别将以上步骤所得到的初始外膜边缘和初始内膜边缘作为 GVF-snake 模型的初始轮廓线进行迭代收敛, 所得最终轮廓图 5 所示:



(a) 外膜初始轮廓线 (b) 外膜最终轮廓线
(c) 内膜初始轮廓线 (d) 内膜最终轮廓线

图 5 内外膜最终轮廓线

为了验证此方法的有效性, 本文选取了 IVUS 图像序列集中任意连续的 9 帧图像进行了边缘提取, 首先运用本文方法找到第一帧图像的初始轮廓, 运用 GVF-snake 模型找到其最终收敛轮廓, 利用序列图像的连续性, 以前一帧图像的最终轮廓最为后一帧图像的初始轮廓, 依次找到序列集中各帧图像的最终轮廓边缘, 其效果图如图 6 所示.

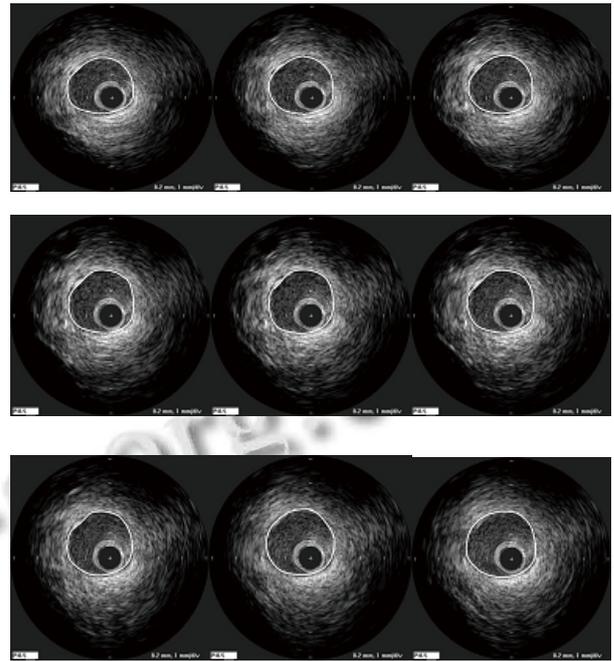


图 6 连续 9 帧 IVUS 图像提取结果

4 结语

本文在对血管内超声图像的基本特征以及血管壁内外膜分析研究的基础上, 提出了一种新的边缘提取方法. 这种方法通过自适应阈值分割以及 Marr 算子边缘检测找到血管壁内外膜的初始轮廓, 选用 Gvf-Snake 模型进行最终轮廓收敛, 最终得到了比较准确的内外膜轮廓, 提取了血管壁的内外膜边缘. 并选用连续 9 帧不同类别的连续的血管内超声图像进行测试, 均得到了较为理想的结果, 验证了本文方法的有效性.

参考文献

- 汪友生, 吴焕焕, 胡百乐, 李亦林, 陈建新. 基于灰度共生矩阵的动脉斑块图像特征分析. 电子测量技术, 2012, 35(2): 55-57.
- 孙丰荣, 李艳玲, 曲怀镜, 刘泽, 张梅. 基于活动轮廓模型和边缘对比度特征量的血管内超声图像边缘提取. 中国生物医学工程学报, 2006, 25(4): 385-389.
- Luo Z, Wang Y, Wang W. Estimating Coronary Artery Lumen Area with Optimization-based Contour Detection. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2003, 22(4): 564-566.
- 王中元, 胡瑞敏, 章凯. 区域分割和连通分量标记分裂-合并法的一种实现. 小型微型计算机系统, 2004, 25(9): 1648-1651.

(下转第 153 页)

作是把本文的方法集成到一个实验的应用程序中, 通过大量的实验数据来进一步验证。

参考文献

- 1 Schafer JB, Konstan J, Riedl J. E-commerce recommendation applications. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 2001(1).
- 2 Hart J, Kamber M. 数据挖掘概念与技术. 北京:机械工业出版社, 2001.
- 3 Gelfond M, Lifschitz V. Logic programs with classical negation. *The 7th International Conference on Logic Programming*, MIT Press, 1990:579-597.
- 4 Gelfond M, Lifschitz V. Classical Negation in Logic Programs and Disjunctive Databases. *New Generation Computing*, 1991, 9(3):365-385.
- 5 Alferes JJ, Banti F, Brogi A, Leite JA. The refined extension principle for semantics of dynamic logic programming. *Studia Logica*, 2005, 79(1).
- 6 Alferes JJ, Leite JA, Pereira LM, Przymusinska H, Przymusiński T. Dynamic updates of non-monotonic knowledge bases. *Journal of Logic Programming*, 2000, 45(1-3).
- 7 Gelfond M, Lifschitz V. The stable model semantics for logic programming. In: Kowalski R, Bowen K, Eds. *Logic Programming: Proc. 5th International Conference and Symposium*, 1988:1070-1080.
- 8 Gelfond M, Lifschitz V. Classical Negation in Logic Programs and Disjunctive Databases. *New Generation Computing*, 1991, 9:365-387.
- 9 Gelder V, Ross A, Schlipf J. The Well-founded Semantics for General Logic Programs. *Journal of ACM*, 1991, 38(3):620-650.
- 10 Brewka G, Niemelä I, Syrjänen T. *Logic Programming with Ordered Disjunction*. *Logics in Artificial Intelligence*, 2002-Springer.
- 11 王洁, 鞠实儿. 概率逻辑程序. *计算机科学*, 2003, 30(7):1-3.
- 12 Wang J, Ju S, Liu C. Agent-oriented probabilistic logic programming. *Journal Computer Science & Technology*, 2006, 21(3):412-417.
- 13 Simons P, Sooinen T, Niemela I. Stable model semantics of weight constraint rules. *Proc. of the 5th International Conference on Logic Programming and Nonmonotonic Reasoning*, El Paso, TX, *Lecture Note in Computer Science*. Berlin: Springer, 1999, 1730:317-331.
- 14 Pazzani MJ, Billsus D. Content-based recommendation systems. In Brusilovsky P, Kobsa A, Nejdl W, ed. *The Adaptive Web*, volume 4321 of *Lecture Notes in Computer Science*. 325-341. Springer-Verlag.

(上接第 179 页)

- 5 李虹, 王惠南, 董海艳, 章晓国. 血管内超声图像的血液噪声抑制和对比度增强算法. *华南理工大学学报*, 2009, 39(1): 48-53.
- 6 杨东华, 李久贤, 卞治国. Marr 边缘检测算法的研究. *中国图像图形学报*, 2006, 11(6):823-826.
- 7 王慧锋, 战桂礼, 罗晓明. 基于数学形态学的边缘检测算法研究及应用. *计算机工程与应用*, 2009, 45(9):223-226.
- 8 王昱镔, 雷加印, 毛征, 王亚丽, 吴良. 基于熵和 GVF 的血管内超声图像边缘检测. *国外电子测量技术*, 2008, 27(11): 14-19.
- 9 李毅波, 马东立, 刘中铁, 张朔. 基于三次 B 样条的机翼气动隐身优化设计. *航空计算技术*, 38(4):45-50.