

基于局部 Chan-Vese 模型的超声颈动脉图像 水平集分割方法研究

曾雅洁¹ 杨鑫² 徐红卫³ 刘洋³ 梁华庚⁴ 丁明跃^{1,5}

(华中科技大学生命科学与技术学院生物医学工程系图像信息处理
与智能控制教育部重点实验室 武汉 430074)¹

(华中科技大学图像识别与人工智能研究所多谱信息处理技术国防科技重点实验室 武汉 430074)²

(郑州大学 郑州 450052)³ (华中科技大学 武汉 430022)⁴

(湖北科技学院生物医学工程学院 咸宁 437100)⁵

摘要 对超声主颈动脉(Common Carotid Artery, CCA)横向图像中血管的内外膜进行分割,分割结果可用于对斑块大小、厚度和形状的定性估计及定量测量。首先选用局部 C-V(Local Chan-Vese, LCV)模型对外膜进行分割,而用 C-V 模型对内膜进行分割,并引入内外膜距离限制项来提高内膜分割准确度,同时使用稀疏场方法(Sparse Field Method, SFM)提高水平集算法的效率,最后通过全正交法(Full-Orthogonal Method, FOM)、射线法、相似系数分析法等多种评价方法对分割结果进行分析。实验结果表明,LCV 模型可有效地分割颈动脉血管外膜,而 C-V 模型可有效地分割血管内膜,改进方法提升了程序运行速度并且提高了内外膜的分割精度。

关键词 生物医学工程, 图像分割, 颈动脉超声图像, 水平集, 局部 C-V 模型

中图分类号 TP391.4 文献标识码 A

Research on Ultrasound Carotid Image Segmentation Methods Based on Local Chan-Vese Model Using Level Set Method

ZENG Ya-jie¹ YANG Xin² XU Hong-wei³ LIU Yang³ LIANG Hua-geng⁴ DING Ming-yue^{1,5}

(Image Processing and Intelligence Control Key Laboratory of Education Ministry, School of Life Science and Technology, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)¹

(State Key Laboratory for Multi-spectral Information Processing Technologies, Institute for Pattern Recognition and Artificial Intelligence(IPRAI), Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)²

(Zhengzhou University, Zhengzhou 450052, China)³

(Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430022, China)⁴

(School of Bio-medical Engineering, Hubei University of Science and Technology, Xianning 437100, China)⁵

Abstract The segmentation of intima and adventitia of Common Carotid Artery(CCA) in ultrasound transverse images is critical, and the results can be used for qualitative estimates and quantitative measurements of plaque size, thickness and shape. Firstly the adventitia was segmented using Local C-V model and the intima was segmented using C-V model. Distance limitations item was proposed to limit the evolution of the intima, and Sparse field method(SFM) was used to improve efficiency of the level set method. The result was analyzed and compared by full-orthogonal method (FOM), ray method and Dice index. The results indicated that the LCV model can effectively segment the adventitia of the carotid artery; C-V model can effectively segment the intima; Improved methods can increase the speed of the program and improve the accuracy of segmentation of the intima and adventitia.

Keywords Biomedical engineering, Image segmentation; Carotid ultrasound images, Level set, Local C-V model

本文受国家自然科学基金国际合作项目(30911120497), 国家科技支撑计划项目(2012BA113B02), 国家重大科学研究计划项目(2011CB933103), 国家自然科学基金青年项目(61001141), 教育部新教师青年基金(20090142120091), 湖北公益性科技研究项目(2012DCA06001)等资助。

曾雅洁(1992—), 女, 主要研究方向为医学图像处理; 杨鑫(1984—), 男, 博士生, 主要研究方向为数字图像处理和模式识别与智能系统; 徐红卫(1968—), 男, 主要研究方向为 CT、MR 血管成像技术及诊断; 刘洋(1979—), 男, 主要研究方向为 MRI 和 CT 的临床技术操作及诊断; 梁华庚(1980—), 男, 主要研究方向为泌尿外科学和脑功能与认知; 丁明跃(1961—), 男, 教授, 主要研究方向为超声医学图像处理, E-mail: myding@mail. hust. edu. cn(通信作者)。

1 引言

世界卫生组织最新统计数据显示,心血管疾病已成为世界上严重威胁人类生命健康的最重要的疾病之一。颈动脉粥样硬化是一种能引发心脏病、中风的常见的心脑血管疾病。因此,对其进行早期预防、诊断、治疗和监控有着十分重要的意义。研究表明,动脉粥样硬化斑块是引起缺血性脑血管病的重要原因^[1]。了解缺血性脑血管病患者颈动脉粥样硬化的严重程度及病变特征,对临床的诊治工作具有重要的参考价值。正确判定病人颈动脉粥样硬化程度,开发灵敏的程度评定技术是治疗缺血性脑血管病的一种新战略,特别是对颈动脉斑块治疗的监测将会对病人的治疗产生很大的影响。

目前,关于颈动脉粥样硬化斑块的形态学研究主要集中在以下3点^[2]:①斑块大小与颈动脉狭窄程度;②斑块的表面形态(光滑、粗糙或溃疡);③斑块的组织学性质(脂质性、纤维增生、钙化或斑块内出血)。颈动脉粥样硬化斑块的形态和结构特征是识别不稳定斑块和监测疾病发展的关键。因此,观察颈动脉粥样硬化斑块的数目及部位,并测量血管壁的厚度和斑块的大小、厚度,以及斑块的成分分析,对临床诊断有非常重要的意义。主颈动脉的血管壁变性程度可作为衡量病变的重要指标。

本文针对三维颈动脉超声图像,根据变分水平集理论,提出了一种基于局部 C-V 模型的水平集方法,并实现了超声颈动脉横向往图像中的血管分割,对颈动脉斑块的分割和粥样硬化的分析奠定了基础。

本实验中,所使用的超声颈动脉图像数据来源于 10 个真实病例。颈动脉横断面 BMP 图像和对应的内外膜金标准数据由 3D quantify 软件导出。金标准由医生多次手动勾勒并平均得到。

在基于区域的几何活动轮廓模型中,Mumford-Shah 模型是由 Mumford 和 Shah^[3]于 1985 年提出的一种理想的图像处理模型^[4]。后 Chan 和 Vese^[5]于 2001 年提出了一种简化的 Mumford-Shah 模型,即 Chan-Vese 模型,其基于更为简单直接的假设:图像中同质区域内的灰度是常数。因此 C-V 模型适用于灰度均匀的物体。针对 C-V 模型不能充分利用图像局部区域灰度变化信息而导致难以准确分割灰度不均匀物体等缺陷,Yang^[6]等人提出一种基于局部 C-V 模型(LCV)模型,该模型利用计算局部窗函数内的加权灰度均值来取代全局均值。本实验选用 C-V 模型分割内膜,LCV 模型分割外膜。

2 方法

2.1 基于 LCV 模型的超声颈动脉外膜分割

2.1.1 外膜分割总流程

由于外膜轮廓线两侧的灰度分布不均匀,并且两侧灰度值差异不大,使用局部 C-V(LCV)模型对其进行分割^[7]。其具体流程图如图 1 所示。

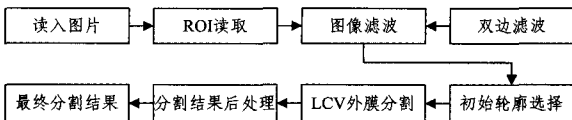


图 1 外膜分割总流程

2.1.2 感兴趣区域(ROI)的选取

本实验共测试了 10 组病例,每组图片数为 13~15 幅,共

139 幅,均来源于真实病例。每幅超声颈动脉图像大小为 800 * 521。对于 LCV 分割算法来说,一般需迭代 200~400 次,迭代一次的平均时间约为 0.57 秒,时间耗费巨大,所以考虑对图片进行 ROI 的选取,缩短程序运行时间,去除图像中非颈动脉区域对感兴趣区域的干扰。本文采用的方法为手动选取两个点,分别为颈动脉血管的左上方和右下方,得到矩形 ROI。选取 ROI 后每次迭代的平均费时缩短为 0.25 秒。

2.1.3 图像预处理——双边滤波

医学超声图像具有低信噪比的特点,较大的噪声会对图像处理的结果产生较大影响,本文采用双边滤波方法对图像进行滤波操作。低通空域滤波假定图像中一点与其邻域中的点的灰度是相关的,而噪声被假定为是互不相关的。但事实上,图像边缘上的一点与边缘两边的点往往有很大的差异。考虑到图像的这一特点,可将双边滤波器^[8]设计为:

$$h(x) = k^{-1}(x) \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(\xi) c(\xi, x) s(f(\xi), f(x)) d\xi \quad (1)$$

式中, $c(\xi, x)$ 是点 ξ 与几何中心 x 的空间邻近度, $s(f(\xi), f(x))$ 为点 ξ 与几何中心 x 的像素灰度相似度。而其中 $k(x)$ 的表达式为:

$$k(x) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} c(\xi, x) s(f(\xi), f(x)) d\xi \quad (2)$$

双边滤波器的特点是对图像的每一点用其空间相邻且灰度相近的像素值的平均值代替原来的值,从而达到滤波的效果^[9]。在同一尺度下进行双边滤波时,小的边缘体现出的灰度差异往往被空间邻近度所掩盖,滤波结果是大的边缘被保留,小的边缘被滤掉。因此,双边滤波可用来去除图像的纹理,保留图像的形状特征,适合于超声图像的分割。

2.1.4 初始轮廓确定和 LCV 分割

由于基于 LCV 模型的图像分割对初始轮廓较为敏感,因此初始轮廓的选择十分重要。初始轮廓越接近于真实轮廓,分割结果越为精确。对于距离颈动脉分叉处较远的图像,因其外膜形状接近于圆形,可在图上手动选择两个点,分别为圆心和圆周上一点,从而得到初始轮廓。而对于距离颈动脉分叉处较近的图像,外膜轮廓已经不再接近圆,则先手动确定 4 个以上的点。颈动脉结构示意图如图 2 所示。一般外膜轮廓形状越不规则,需手动确定的点就越多,一般为 4~6 个点。然后,使用样条插值的方法确定一条比较平滑的闭合初始轮廓,此处使用 Cardinal-Spline 插值来得到初始轮廓^[10]。然后利用 LCV 模型的水平集函数演化方程,对初始轮廓进行演化,从而得到分割曲线。

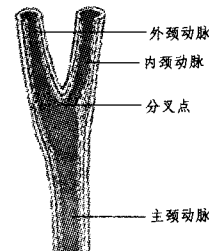


图 2 颈动脉结构示意图

2.1.5 图像后处理——开运算

因 LCV 模型分割得到的外膜轮廓不平滑,有多处凹凸,为了使分割结果更接近金标准,对分割结果采用了形态学运算——开运算的方法进行后处理。

对于灰度图像,采用 $f:R^d \rightarrow R$ 表示一个 d 维信号($d=1, 2, 3, \dots$), g 是一个结构函数,则 f 被结构函数的膨胀 $f \oplus g$ 可以定义为:

$$(f \oplus g)(x) = \sup\{f(x+y) + g(y), y \in B\}, x \in R^d \quad (3)$$

膨胀准则:输出点的值是输入点邻域内所有点加上结构函数对应点值的最大值。腐蚀准则:输出点的值是输入点邻域内所有点减去结构函数对应点值的最小值^[11]。

开运算能够去除孤立的小点、毛刺和小桥(即连通两块区域的小点),而总的位置和形状不变。

2.2 传统的基于 C-V 模型的超声颈动脉内膜分割

2.2.1 内膜分割总流程

内膜轮廓由于增厚或者斑块的存在没有外膜轮廓规则,但轮廓线内侧灰度均匀,同质性好。C-V 模型利用图像的全局信息进行分割,LCV 利用局部信息进行分割,内膜轮廓的特点更适合用 C-V 模型进行分割^[12]。内膜分割总流程图如图 3 所示。其中内膜的 ROI 选取原则和方法与外膜步骤相同。

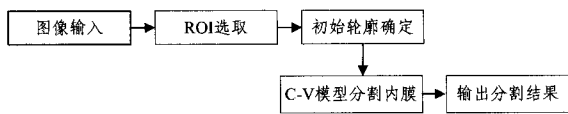


图 3 内膜分割总流程

2.2.2 初始轮廓确定和 C-V 模型分割

与 LCV 模型不同,C-V 模型对初始轮廓的依赖性较小,因此本步骤中将初始轮廓均设定为一个位于内膜内部的小圆,操作时只需手动在图像中点一个圆心,圆半径一般取 10~30 像素即可,根据内膜轮廓的大小不同选择不同的半径值,即可完成初始轮廓的确定。然后,利用 C-V 模型的水平集函数演化方程,对初始轮廓进行演化,得到分割曲线。

2.3 改进方法用于内膜分割

2.3.1 改进方法内膜分割总流程

直接根据数值方法计算水平集函数的演化,需要对整个图像定义域中的所有像素点的水平集函数值进行更新,这种方法的计算量较大,特别是在图像大的情况下更是如此。在水平集函数零水平集演化过程中,如果对整个水平集函数更新,会产生许多无用的计算。本步骤使用了稀疏场方法(Sparse Field Method, SFM)对其进行改进,将 SFM 算法用于传统的 C-V 模型的水平集演化过程中,只在零水平集函数中点的邻域内更新和计算水平集函数的值。由于邻域点数少,需要更新的网格点数也少,因此大大减少了更新水平集函数的计算量,提升了程序运行速度和计算效率。用 C-V 模型分割内膜时,由于超声图像本身限制,内膜轮廓边缘较弱,有些情况与外膜边缘难以区分,容易引起内膜轮廓超出内膜外漏,即边缘泄漏现象。本文引入内外膜距离限制项,限定内外膜之间的最小距离,当内膜轮廓超出内膜外漏到外膜处时,通过 C-V 模型的能量函数使轮廓曲线向内收缩,以限制内膜轮廓曲线的演化,减少边缘泄漏的可能性,同时提高分割精确度。改进内膜分割总流程图如图 4 所示。其中内膜的 ROI 选取原则和方法与外膜步骤相同。

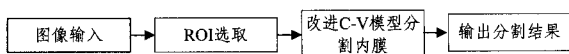


图 4 改进内膜分割总流程图

2.3.2 SFM 算法

为了提高水平集算法的效率,Adalstein^[13]提出了一种窄

带法,其基本思想是只演化位于零水平集周围很窄的一个带状区域水平集函数的值。Whitaker^[14]对窄带法进行了改进,提出了稀疏场方法(SFM),SFM 试图把窄带宽度缩小到极限,只在零水平集函数中点的邻域内更新和计算水平集函数的值。稀疏场算法采用链表的方式实现。首先定义曲线 C 内部邻域点链表 Lin 和曲线外部邻域点链表 $Lout$ 为:

$$Lin = \{x | x \in \Omega_1 \text{ 且 } y \in N_4(x) \text{ 满足 } y \in \Omega_2\} \quad (4)$$

$$Lout = \{x | x \in \Omega_2 \text{ 且 } y \in N_4(x) \text{ 满足 } y \in \Omega_1\} \quad (5)$$

式中, x, y 为像素点, $N_4(x)$ 为 x 的四邻域, Ω_1, Ω_2 分别为曲线 C 的内部区域和外部区域。

曲线 C 包围区域可由链表 $Lin, Lout$ 完全确定,且曲线的任意演化过程可以通过链表 $Lin, Lout$ 间像素点的简单交换来实现。当曲线每演化一次,曲线 C 向内或向外移动 1 个像素点,即具有固定的演化速度,因此演化过程简化为对速度函数数式的符号的判断,若速度函数为正,则曲线向内演化;反之,曲线向外演化。这样,算法可以对图像进行快速而有效的分割^[15]。

将 SFM 算法用于 C-V 模型的水平集演化过程中,大大提高了程序的运行速度。具体运行时间对比如表 1 所列。

表 1 时间对比

传统内膜 t/s	改进内膜 t/s
137	34

2.3.3 内外膜距离限制项

为了避免用 C-V 模型分割内膜时引起的边缘泄漏现象,本文提出改进方法,即引入内外膜限制距离项来约束内膜轮廓的演化,使其减少边缘泄漏的现象。

解剖生理学上,颈动脉内中膜厚度一般不小于 0.4mm,根据图片分辨率不同,图像中一般代表 10~20 个像素。

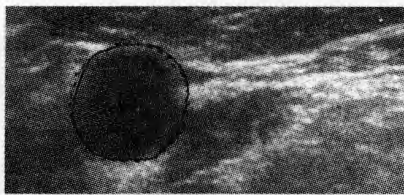
当内膜轮廓曲线演化至距离外膜轮廓曲线小于 0.4mm 时,可以认为此时发生了边缘泄漏。因此引入内外膜距离限制项 L ,来限制外膜与内膜之间的最小距离。当内膜轮廓线演化至与外膜距离小于 0.4mm 时,将 C-V 模型的能量函数置为 1,能量项不为 0 时,内膜轮廓上的点受到向内的收缩力,使得轮廓曲线向内收缩。该收缩力受到外膜轮廓和内外膜距离限制项的影响,通过计算内膜轮廓线到外膜轮廓的距离并由此改变速度函数的符号来影响曲线的演化,若其小于最小距离则速度函数为正,曲线向内演化;反之,曲线向外演化。曲线每演化一次都只向内或向外移动 1 个像素点,当曲线趋于目标边缘时,速度函数趋于 0,曲线在目标边缘停下,随着迭代次数的增加,分割结果稳定,从而抑制了轮廓过分向外演化而产生泄漏,同时也使得内膜轮廓不至于过分收缩,得到更接近于金标准的内膜轮廓。

本文方法使用 2.1 节中自动分割得到的外膜轮廓作为鉴别标准进行判别,以得到内膜轮廓。

3 结果与评测

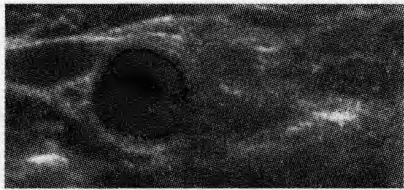
3.1 分割结果

最终得到的分割结果与金标准比较如图 5—图 7 所示。外膜分割结果和 C-V 模型分割的内膜结果均与金标准轮廓线基本重合。由图 6 和图 7 的分割结果可以看出,运用改进的算法对颈动脉内膜进行分割,改善了边缘泄漏的问题,可以得到更接近于金标准的分割结果。



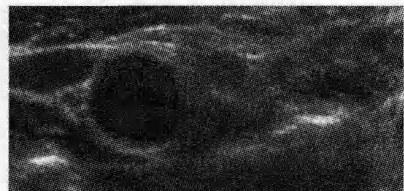
实线:金标准,虚线:自动分割

图5 外膜分割结果



实线:金标准,虚线:自动分割

图6 内膜分割结果



实线:金标准,虚线:自动分割

图7 改进内膜分割结果

3.2 评价方法

3.2.1 FOM评价方法

FOM法的基本思想是:设金标准轮廓为 a ,算法自动分割得到轮廓为 b ,FOM算法的核心是对金标准轮廓 a 上的每一点 (ax_i, ay_i) ,可以在轮廓 b 上找到距离该点最近的一点 (bx_i, by_i) 。因此,矩阵 (ax, ay) 和矩阵 (bx, by) 就形成了一一对应的关系。两个矩阵对应点之间的几何距离形成一个距离矩阵 D 。

平均最小距离为矩阵 D 所有元素的平均值;该值越小,自动分割和手动分割差异越小,分割效果越好。

最大最小距离(MaxD)为矩阵 D 所有元素中的最大值;MaxD值反映自动轮廓和手动轮廓的最大绝对差,其值越小说明分割结果最大差异越小,分割效果越好。

$$\text{FOM Value: } fom = \frac{1}{\text{size}(D)} \times \sum_i \frac{1}{1 + \alpha \times D(i)^2} \quad (6)$$

式中, α 为一个自定义的参数,取值为0到1。 fom 值在 $[0, 1]$ 区间,其值越接近1说明分割的总体效果越好。

3.2.2 RAY评价方法

RAY法,即射线法。设金标准轮廓为 a ,自动分割得到轮廓为 b ,算法核心为从轮廓 a 的质心发散出的均匀分布的射线分别与轮廓 a 和轮廓 b 相交,形成两个一一对应的交点矩阵 A, B 。若矩阵 A 的点到矩阵 B 的点的方向与射线方向相同,则定义这两点的距离为其几何距离;若反向,定义这两点距离为其几何距离的负值^[16]。由此形成距离矩阵 D 。

有符号距离的平均值由平均绝对距离(Mean Absolute Distance, MAD)表示: $MAD = \text{mean}(D)$;若 $MAD > 0$,则自动轮廓大于手动轮廓;若 $MAD < 0$,则自动轮廓小于手动轮廓。

无符号距离的平均值由平均距离(Mean Distance, MD)表示: $MD = \text{mean}(|D|)$ 。

距离标准差(Distance Standard Deviation, DSD); $DSD = \sqrt{\text{var}(D)}$;DSD说明的是两个轮廓之间点点距离的分布情况,若DSD偏大,则说明轮廓的分割效果不均衡。

3.2.3 相似系数分析法

相似系数(Dice Index, DI)的计算公式为:

$$DI = \frac{2 \times (S_a \cap S_m)}{S_a + S_m} \quad (7)$$

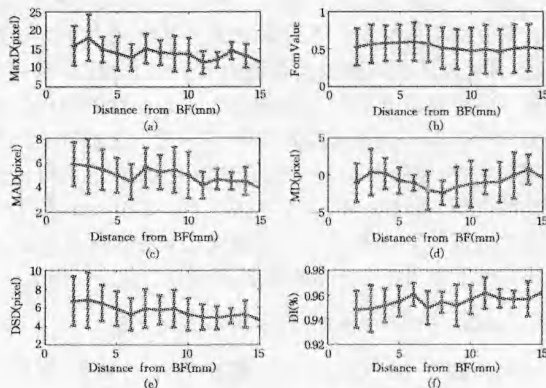
式中, S_a 为自动轮廓内的面积, S_m 为手动轮廓内的面积。Dice Index反映的是两个轮廓的重合程度。

3.3 评价结果与分析

3.3.1 图像系数

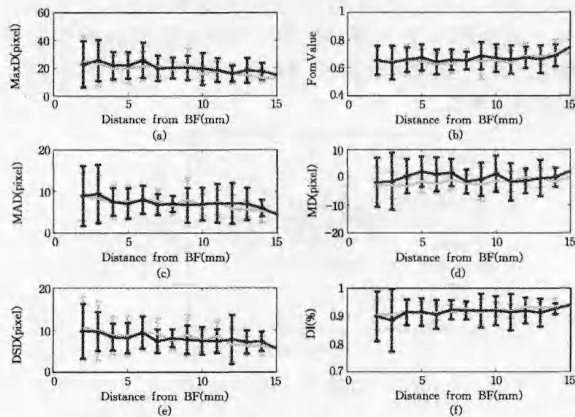
距颈动脉分叉处不同距离的图像,其内外膜轮廓有很大差异。一般越靠近分叉处,斑块越明显,内外膜轮廓形状越不规则。

图像系数(Dice Coefficient)反映的是分割的图像距分叉处(bifurcation, BF)的距离不同对分割结果的影响。外膜和内膜各评价参数的图像系数如图8、图9所示。曲线表示参数平均值走向,垂直线段的端点距线段中点的距离为参数的标准差。



从(a)-(f)依次表示参数 MaxD, FomValue, MAD, MD, DSD, DI 随距分叉处距离的变化趋势

图8 外膜图像系数



(a)-(f)表示 MaxD, FomValue, MAD, MD, DSD, DI 随距分叉处距离的变化趋势 浅色为传统方法,深色为改进方法

图9 C-V内膜图像系数

从图8可以看出,随着距颈动脉分叉处距离的增加,DI平均值呈上升趋势,其余参数值呈下降趋势,表示外膜分割准确度平均值呈上升趋势,标准差呈下降趋势,但不明显。这是由于越靠近分叉处,斑块越明显,使得靠近分叉处外膜轮廓变得不规则,而越远离分叉处,血管的形状越接近于圆形,分割

时使用的初始轮廓就更接近真实轮廓,得到的分割结果也就越好。

图 9 的结果表明,用 C-V 模型对内膜进行分割时,随着距颈动脉分叉处距离的增大,FomValue 和 DI 平均值有显著上升趋势,其余参数值呈下降趋势,表示分割精度呈上升趋势,这是由于越靠近分叉处,斑块越明显,内膜形状越不规则,使得分割精度下降。改进的方法与传统 C-V 模型相比,FomVaule 平均值略大于传统 C-V 模型,证明改进后的方法一定程度上改善了分割结果,提高了精度,但改善不明显,并且其余参数的结果差于传统方法。这是由于在改进的方法中引入了外膜自动分割的结果,其存在一定误差,而距离限制项是以外膜分割结果作为参照,因此使得到的内膜分割结果不准确,导致改进方法的部分评价参数结果劣于传统方法。从图 8 与图 9 的比较中可以看出,内膜轮廓对距分叉处距离的敏感性大于外膜,这是由于内膜形状受斑块影响较大,而外膜受斑块影响较小。

3.3.2 一致性评价

Bland JM 和 Altman 于 1983 年提出了对定量测量资料进行一致性评价的 Bland-Altman 方法^[17]。其基本思想是,利用原始数据的均值与方差,分别以均值为横轴,差值为纵轴做散点图,计算差值的均数以及差值的 95% 分布范围(即一致性界限),认为应该有 95% 的差值位于该一致性界限内。分析散点的分布与一致性界限的关系,并与专业上可接受的界限值进行比较,如果一致性界限在临床上可以接受,则可认为两种方法之间一致性较好,可以互换。Bland-Altman 图中间的实线为差值的平均值,上下两条虚线之间的区间为 95% 置信区间。对于差值正态分布的数据,该置信区间上下限为:

$$a = \text{mean}\left(\frac{S_a + S_m}{2}\right) \pm 1.96 \times \text{sqrt}(\text{var}(S_a - S_m)) \quad (8)$$

本实验的 Bland-Altman 图如图 10—图 12 所示,实验共使用了 10 组病例的 139 幅图片,其中外膜有 6 个点在一致性界限外,占 4.37%;传统 C-V 模型分割内膜有 8 个点在一致性界限外,占 5.75%;改进模型分割内膜有 7 个点在一致性界限外,占 5.03%。外膜分割有 95% 以上的点分布在置信区间内,一致性较好,而内膜分割均不到或接近 95% 的点分布在置信区间,一致性不够理想。使用改进后的方法分割内膜,一致性略有提高。

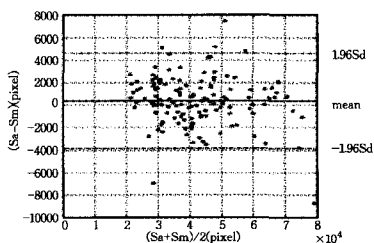


图 10 外膜 Bland-Altman 图

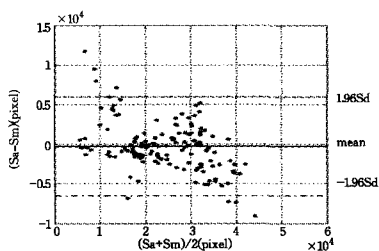


图 11 传统内膜 Bland-Altman 图

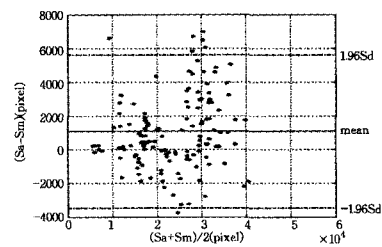


图 12 改进后内膜 Bland-Altman 图

3.3.3 相关系数

相关系数通常用来评价由两种方法得到的同一指标的相关程度。其值越接近于 1,相关程度越高。本文对手动分割和自动分割得到的内膜或外膜的面积求相关系数,做出散点图,用以评价分割结果,如图 13—图 15 所示。其中 x 轴均为手动分割面积, y 轴为自动分割面积, R 为二者的相关系数。

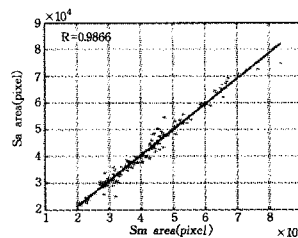


图 13 外膜面积相关系数

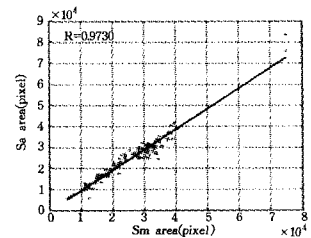


图 14 传统内膜面积相关系数图

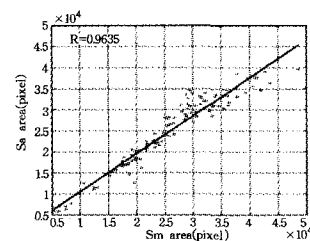


图 15 改进内膜面积相关系数图

由图 13 可以看出,外膜分割的相关性很好;从图 14 和图 15 可以看出,传统方法和改进方法分割外膜的相关性都很好,相关系数分别达到了 0.97 和 0.96,但是改进方法的相关性略低于传统方法的相关性,这是由于在改进方法分割过程中,外膜自动分割结果误差的引入,对分割结果产生了影响,增大了内膜分割的误差。

3.3.4 小结

由前面的评价结果图可以看出,LCV 模型用于超声颈动脉外膜的分割,一致性和相关系数均取得了较好的结果。C-V 模型用于超声颈动脉内膜的分割,一致性和相关系数相对较差。其原因是因为一些超声颈动脉图像中内膜轮廓内存在大量伪影,使得内膜初始轮廓不能演化至正确边界处,曲线演化停止在伪影与内膜的边界上造成严重错误,从而严重地影响了分割结果,使得内膜分割的一致性和相关性系数变差。

4 讨论

针对颈动脉超声图像,本文采用了基于局部 C-V 模型的水平集方法进行血管的外膜分割,又采用基于 C-V 模型的水平集方法进行血管内膜的分割,同时给出了本文的改进方法用于内膜分割,并且对分割结果进行了评价。

(下转第 328 页)

效率。本模型中,全局能量和局部能量的权值系数为一常数,不同的图像需设置不同的系数。因此,设置随空间自适应变化的权值系数是未来研究工作的一个方向。

参考文献

- [1] Caselles V, Kimmel R, Sapiro G. Geodesic active contours[J]. *International Journal of Computer Vision*, 1997, 22(1): 61-79
- [2] Li Chun-ming, Xu Chen-yang, Gui Chang-feng, et al. Level set formulation without Re-initialization; a new variational formulation[J]. *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) 2005*, 2005, 1(1): 430-436
- [3] Chan T, Vese L. Active contours without edges [J]. *IEEE Trans. Imag. Proc.*, 2001, 10: 266-277
- [4] Li Chun-ming, Kao C-Y, Gore J C, et al. Minimization of region-scalable fitting energy for image segmentation[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2008, 17: 1940-1949
- [5] Li Chun-ming, Kao C-Y, Gore J C, et al. Implicit active contours driven by local binary fitting energy[A]// *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C]*. 2007; 17-22

(上接第 308 页)

实验过程同时发现,本文方法尚存在多处不足,以下几个方面有待于改进:(1)分割过程全自动化。本文分割过程为半自动,需要手动在图片上选择点,全自动化可以作为未来的一个改进方向;(2)初始轮廓的选择。局部 C-V 模型对初始轮廓极为敏感,初始轮廓的选择直接影响分割结果,对于距离分叉处较远的图片,本文使用的初始轮廓为圆形初始轮廓,距离分叉处较近的图片使用了内插等高线的方法获得初始轮廓,未来的工作中将寻找更好的方法全自动地实现初始轮廓选择;(3)内膜改进分割方法优化。由于改进的内膜分割方法改善效果并不明显,以后的工作中将进行显著性检验,得到显著性水平值进而寻找更好的优化方法,并增加与其他方法的对比研究,进一步证明该算法的优势所在;(4)超声图像伪影。分割内膜时,由于部分图片存在大量的伪影,对分割的准确性造成了极大的影响,未来可以考虑通过图片前处理或引入先验知识来去除伪影的影响。

结束语 大量实验可以证明,C-V 模型用于超声颈动脉内膜分割时,可以取得比较理想的分割结果。但是在处理灰度不均匀的图像时,C-V 模型不能取得很好的效果,因此使用局部 C-V 模型对外膜进行分割,利用图像的局部灰度统计信息,可以对外膜进行有效的分割,获得较理想的分割结果。本文在 C-V 模型的基础上,提出了改进的方法,引入内外膜距离限制项,提高分割准确度,同时使用了稀疏场方法,提高了水平集运算的效率,大大缩短了程序运行时间。

参考文献

- [1] 金娇英,王龙会,丁明跃.两种超声颈动脉血管斑块图像分割方法比较与改进[J]. *计算机科学*, 2012, B06: 485-488
- [2] 张丹丹,董小黎,杨黎明.不稳定动脉粥样硬化斑块的研究进展[J]. *现代生物医学进展*, 2012, 25: 4961-4963
- [3] Pock T, Cremers D, Bischof H. An algorithm for minimizing the Mumford-Shah functional[C]// *IEEE 12th International Conference on Computer Vision*. Kyoto, Japan, 2009: 1133-1140

- [6] Zhang Kai-hua, Song Hui-hui, Zhang Lei. Active contours driven by local image fitting energy[J]. *Pattern Recognition*, 2010, 43: 1199-1206
- [7] Liu Shi-gang, Peng Ya-li. A local region-based Chan-Vese model for image segmentation[J]. *Pattern Recognition*, 2012, 45: 2769-2779
- [8] 杨名字,丁欢,赵博,等.结合邻域信息的 Chan-Vese 模型图像分割[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2011, 23(3): 413-418
- [9] Wang Li, He Lei, Mishra A, et al. Active contours driven by local Gaussian distribution fitting energy[J]. *Signal Processing*, 2009, 89: 2435-2447
- [10] Wang Li, Li Chun-ming, Sun Quan-sen, et al. Active contours driven by local and global intensity fitting energy with application to brain MR image segmentation[J]. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 2009, 33(7): 520-531
- [11] Wang Xiao-feng, Huang De-shuang, Xu Huan. An efficient local Chan-Vese model for image segmentation[J]. *Pattern Recognition*, 2010, 43: 603-618
- [12] Evans L. *Partial Differential Equations*[M]. Providence: American Mathematical Society, 1998

- [4] 张文娟,冯象初.基于区域的图切割算法求解 Mumford-Shah 图像分割模型[J]. *计算机科学*, 2012, 2: 297-301
- [5] Chan T F, Vese L. Active contours without edges [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, 10(2): 266-277
- [6] 杨勇,马志明,徐春. LCV 模型在医学图像分割中的应用[J]. *计算机学报*, 2010, 36(10): 184-186
- [7] He Lin, Osher S. Solving the Chan-Vese Model by a Multiphase Level Set Algorithm Based on the Topological Derivative[J]. *Lecture Notes in Computer Science*, 2007, 4485: 777-788
- [8] 张志强,王万玉.一种改进的双边滤波算法 [J]. *中国图象图形学报 A*, 2009, 14(3): 443-447
- [9] Wang Xiao-Feng, Huang De-Shuang, Xu Huan. An efficient local Chan-Vese model for image segmentation[J]. *Pattern Recognition*, 2010, 43: 603-618
- [10] Kirsten K, Loya P. Calculation of determinants using contour integrals[J]. *American Journal of Physics*, 2008, 76(1): 60-64
- [11] Sreedhar K, Panlal B. Enhancement of Images using Morphological Transformation [J]. *International Journal of Computer Science & Information Technology*, 2012, 4(1): 33-50
- [12] Zorn K K. Advancing our understanding of endometrial cancer histologic subtypes: Should we lump or split[J]. *Gynecologic Oncology*, 2007, 106(1): 6-7
- [13] Adalstein D, Sethian J. A fast level set method for propagating interfaces[J]. *Journal of Computational Physics*, 1994, 118(2): 269-277
- [14] Whitaker R. A level-set approach to 3D reconstruction from range data[J]. *International Journal of Computer*, 1998, 29(3): 203-231
- [15] Cheong L-F, Xiang Xu. Behaviour of SFM algorithms with erroneous calibration [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2011, 115: 16-30
- [16] 刘民士,王春.射线法判断点与多边形内外关系的改进算法[J]. *滁州学院学报*, 2010, 12(2): 14-16
- [17] 田考聪. *描述性统计分册*[M]. 北京:人民卫生出版社, 2004: 108-110