

基于血管内超声图像序列的相角配准与边缘检测

董海艳 王惠南 李虹

(南京航空航天大学自动化学院, 南京 210016)

摘要 血管内超声成像可以显示血管内腔、管壁清楚的实时截面图像。实际采集的冠状动脉序列图像由于受脉动的影响而产生较大的重叠和错位,破坏毗邻图像的相关性,从而影响血管边缘检测、定量测量和3维重建的准确性。为进行精确的配准和边缘检测,采用一种新型的无需硬件设施的相角配准技术,经对序列图像的重采样得到相同相位下的连续图像,再基于快速主动轮廓算法模型提出一种适合血管内超声图像的自动边缘检测方法对重采样后的图像进行边缘检测。检测结果表明自动检测的内腔、血管面积与手动追踪非常吻合,具有较高的相关系数和较小的系统误差,可作为医生可靠而准确的诊断工具。

关键词 血管内超声 双平面血管造影术 主动轮廓 边缘检测 内膜边界 中-外膜边界
中图分类号: TN911.73 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2007)06-1048-07

Automated Phasic Registration and Border Detection for Intravascular Ultrasound Image Sequences

DONG Hai-yan, WANG Hui-nan, LI Hong

(College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing 210016)

Abstract Intravascular ultrasound (IVUS) can provide clear real-time cross-sectional images with lumen and plaque. Affected by pulse, the collected sequential images of the coronary artery, will be overlapped and distorted. As a result, the relativity between image sequences is destroyed. And the veracity of border detection of quantificational measurements and of reconstruction can not be achieved. In this paper, a new phasic registration technique without hard ware is used to resample the sequential images at the same phase. Then those resampled images are traced by a improved border detection technique based on fast active contour model. The experimental result shows significant accordance between the automatically detected luminal and vessel areas and the manual tracings with high correlation coefficients and small system error and the method can be a reliable and accurately way of diagnosis.

Keywords intravascular ultrasound, biplane angiogram, active contour, border detection, luminal border, medial-adventitial border

1 引言

近年来,血管内超声成像技术已经越来越广泛地被应用到冠心病的诊断和介入治疗中。它通过导管尖端的超声探头向血管周围发射超声信号。由于血管组织各成份的声学特性不同,得到的回波信号也就不同,反映在图像上就是灰度不同的像素,因而在冠脉血管中移动超声探头,就能提供血管内腔、管壁清楚而详尽的实时截面图像序列。这种图像序列

提供有关血管截面积、血管壁厚度和组织结构的信息,定性描述动脉粥样硬化狭窄程度,帮助辨识斑块的类型及可能产生的病发症状^[1-3]。所有这些都弥补了血管造影术成像的不足,为医生选择适宜的介入治疗方案提供可靠的依据。

为了便于医生对病变血管、管腔以及粥样斑块有定量的认识,常常要求对血管进行边缘检测、定量测量及3维重建。实际采集的冠状动脉图像序列是通过机械装置以固定的速度(通常是0.5~1.0mm/s)拖动位于病变血管内的导管得到的。在这样一段时

收稿日期:2005-10-21;改回日期:2006-02-23

第一作者简介:董海艳(1979~),女,博士研究生。现为南京中医药大学信息技术学院教师,主要研究领域为医学成像、医学信号、图像处理、计算机模式识别等。曾在国内期刊发表论文数篇。E-mail: donghy_dengyj@hotmail.com

间内,血管的曲率不会没有变化,而且由于心脏的脉动引起的管壁移位也会使采集的图像不是同轴,产生较大的错位。因此为了保证血管边缘检测、定量测量及3维重建的准确性,必须首先重构出血管的中轴线,再对受心脏脉动引起血管错位的图像进行纠正。在解决重构血管中轴线的方法上,常常是将血管内超声成像与双平面血管造影术相融合,从而得到中轴线路径。但是目前双平面血管造影术由于造价高昂还很不普及,并且融合过程也并非自动需要医生的手动干预,这就直接影响了融合效果。文献[4]指出中轴线的影响对体积测量的误差只有4%,因此本文将不讨论血管中轴线的重构问题。血管的脉动是随时间变化的位移函数,对管壁移动的影响非常大,特别是对冠状动脉壁(如图1所示)。为了解决因血管移动而带来的图像错位,目前主要采用以下两种方法:一是假定血管的脉动周期固定,计算同一相位下图像间隔帧数,再对采集的图像进

行重采样^[5];二是利用 ECG 门控电路,当监视器检测到 ECG(electro cardio gram)上的正向 R 波信号,随即向步进电器和单帧图像抓取器发送触发信号,步进电机向前移动 0.1mm,图像抓取器抓取该区域内图像,依次执行直至采集到整段病变血管^[6]。方法一简单易行,但是众所周知不同的人其脉搏周期相差很大,正常成年人的脉搏频率为 60~100 次/min,因而该方法存在一定的误差;方法二是利用 ECG 采集到心脏跳动特定相位下的图像,其可消除管壁移动的影响,准确度较高,但是由于需要用到一整套硬件设施,因而限制了其广泛使用。目前只有很少几个研究团体使用^[3]。鉴于上述原因,本文拟采用一种无需硬件设施的自动相角配准、重建技术,经对序列图像的重采样得到相同相位下的连续图像,再由快速主动轮廓基础上的改进算法,最终得到冠状血管内腔和斑块的分割。

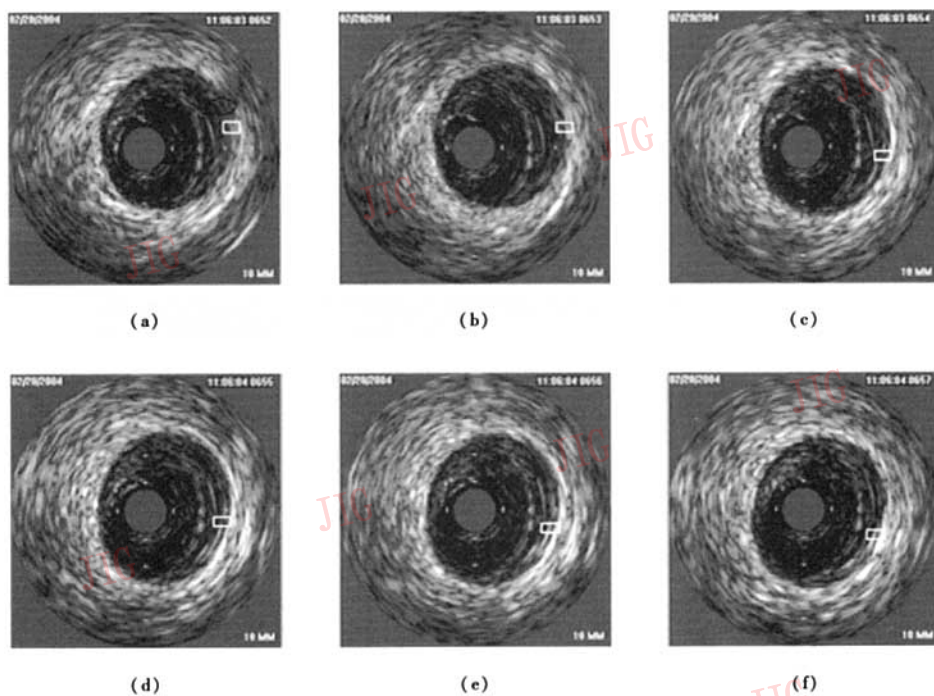


图1 序列血管内超声图像,其中图(b)和图(c)存在明显错位

Fig. 1 Intravascular ultrasound image sequences, and obvious displacement exists in figure (b) and figure (c)

2 相角配准

一般情况下,没有 ECG-gate 系统,无法从单帧

IVUS 图像得到心脏周期和相角,因而也就不能确定管壁的位移情况。如果想要知道某帧图像位于心脏周期的哪个相角,必须利用多帧连续图像其在时间和空间上的关系恢复心脏周期。本文采用一种图像

配准技术来解决这个问题。

2.1 图像配准的生理学依据

生理学上人们把心脏的每一次跳动分为两个过程,即心脏收缩与心脏舒张阶段。正常个体的心电图如图 2 所示。从图中可以看出,心脏的运动并非一个平滑的过程,心脏收缩阶段非常急促、突然,只占据心脏周期的小部分;而舒张阶段则较为平滑而缓慢,占据心脏周期的大部分。实际的血管壁的运动也是如此,即管壁在心脏收缩期的位移大,舒张期的位移小。当两帧时间相邻的图像相角上正位于心

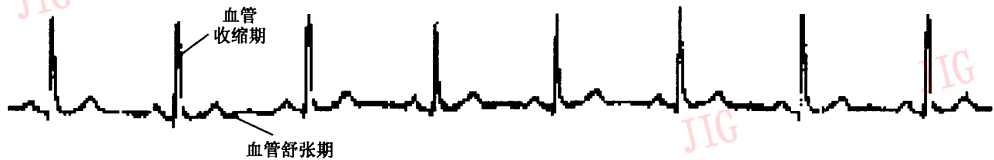


图 2 正常个体的心电图图谱

Fig. 2 Cardiogram of natural individual

2.2 相角配准与重采样

从上文的分析中可以知道图像距离与相角休戚相关,相邻帧图像距离大则相角位于收缩相位,距离小则相角位于舒张相位。本文中相邻帧图像距离的计算通过如下公式得到:

$$D_k(k+1) = \sum_{i=1, \dots, n, j=1, \dots, m} |I_{k+1}(i, j) - I_k(i, j)| \quad (1)$$

其中, k 表示第 k 帧图像, (i, j) 表示像素点位置, n, m 是图像尺寸。

针对原始采集的 900 帧连续图像,本文分别计算相邻帧图像的图像距离,得到的图像时间序列与图像距离的关系如图 3 所示(局部放大图)。从图中不难看出图像距离的变化具有周期性,和心脏运动周期相对应,间接反应了心脏的相角变化。

本文设定重采样的图像必须位于同一图像集,就必须摒弃于收缩相位采集的图像,选择同一相位下采集的图像组成一新的图像集。为了简化操作,

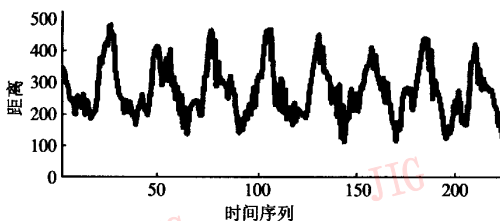


图 3 图像时间序列与图像距离的关系图

Fig. 3 The relation between image sequences and image distance

脏收缩,那么图像间的差异就会很大,本文后面将这种图像间的差异称为图像距离;反之图像距离小。基于图像距离的上述特征,本文得出图像配准的前提:相隔半个周期(即收缩相位)图像不属于同一图像集;而相隔一个周期(即舒张相位)图像共属于同一图像集。原始采集的数据就因为不同数据集的数据顺序存放,造成半周期位置图像虽然时间连续,但空间脱离。本文下面的工作就是通过图像距离的变化恢复心脏周期,进而对图像进行相角配准和重采样。

拟对舒张期最末点(即图像距离最小)的图像进行相角配准,具体操作如下:

(1) 从首帧图像出发,寻找到图像距离初次达到最小的图像,标记为 k_1 ,即第一个相角位于舒张期最末点的图像;

(2) 在 $k_1 + 0.5T$ 和 $k_1 + 1.5T$ 之间寻找第 2 个图像距离最小的图像,标记为 k_2 ,依次类推,直至找到 k_1, k_2, k_3, \dots ;

其中, T 是图像距离的平均周期,即心脏的平均周期。心脏周期并非是固定不变的常值,它随时间的改变而变,它的变化等同于图像距离的变化,本文采用自相关算法计算得到。

$$r_k(T) = \text{mean} \left(\frac{2D(t) \times D(t+T)}{D(t)D(t) + D(t+T) \times D(t+T)} \right) \quad (2)$$

其中, r_k 是 k 时刻(此处也为图像序列号)的自相关系数, $k - M + 1 < t < k + M + 1 - T$, M 是窗值(即窗口尺寸),此处选择 45。峰值 r_k (小于或等于 1) 所对应的 T 即为当前时刻的心脏周期。

通过上述办法,本文将原始的 900 帧图像,经相角配准重采样后得到 44 帧相角一致的新的图像集。重新得到的图像集保持了图像在时间和空间上的相关性,消除因脉动而引起的相邻图像容易重叠的影响,同时也纠正了某些相位处,特别是心脏收缩期图像错位的问题。下面本文将介绍基于上述的配准图像对图像进行边缘检测的技术。

3 边缘检测

临床中为了做出更为准确的诊断,血管参量如内腔直径,血管、斑块及内腔面积,体积,血管面积狭窄率等的定量计算常常是必须的。而这些都要求正确区别图像序列中由内腔边界(luminal border)划分的血管空腔和斑块以及由中-外膜边界(medial-adventitial border)划分的斑块和血管壁。传统的边界追踪方法主要局限于手动追踪图像,在处理多帧图像情况下,这个过程是非常枯燥、费时的,而且观察者间(inter-observer)及观察者自身(intra-observer)的观察误差最高可能达到 20%^[7]。因此,为了减少图像分析的时间、降低手动追踪产生的主观误差,需要采用自动或半自动的边缘检测方法。目前的方法主要基于以下几种算法:图形搜索法^[8]、纹理分析法^[9]、最小代价函数法^[10]以及可变形模板法^[11](即 Snake 模型算法或主动轮廓算法)。

IVUS 图像和其他医学图像相比存在着较明显的区别,如图像中的组织呈现为圆环形结构;图像噪声形式多样,有斑点噪声、回声失落、图像失真(源于回声重合或是信号丢失)等;图像前后帧之间非常相似,具有很强的相关性等。Kass 等人 1987 年提出的 Snake 模型算法^[12-15]及其改进算法^[9]综合考虑图像的边缘形状和灰度特征,克服图像的失真问题,并且非常适合连续追踪多帧 IVUS 图像边界,因此基于该理论提出新的改进算法检测血管内腔和中-外膜边界。

3.1 快速主动轮廓算法

主动轮廓,又称“Snake”,是由 Kass 于 1987 年提出的,随后又发展了很多基于“Snake”的算法,逐渐成为医学图像中目标边缘检测的一种有效方法。不同于传统边缘检测方法,它融合了目标边缘的检测和连接,使检测得到的目标边界就是光滑连接的曲线。其主要思想是初始化一位于目标附近的轮廓曲线,在内力和外力的作用下使轮廓变形、逼近目标的真实轮廓。原始模型为一个能量函数,通过最小化函数寻找目标轮廓。

Kass 采用变分法求解能量函数极小值^[15]。Amim 等指出这种求最小值算法存在本质上的缺点,如外力要求可微、算法不稳定、易收敛到局部最小点、控制点堆积等^[13,14]。他们提出一种动态规划法^[14](即离散网格法),使轮廓上的控制点在离散

网格上移动,并引入不可微的硬强制力,使初始轮廓快速运动到目标附近,但是其算法内存需求大,计算代价高,时间复杂性为 $O(nm^3)$ 。Williams 和 Shah 的快速主动轮廓法(fast active contour)^[15]在动态规划法基础上采用“贪婪算法”理论^[16]移动轮廓上的控制点,使算法的时间复杂性降为 $O(nm)$,适合图像处理的实时性要求,具有较强的实用价值。

快速主动轮廓算法的能量函数^[15](离散形式)为

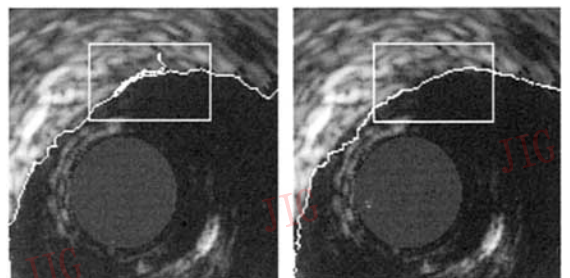
$$E = \sum_{i=1}^N [\alpha(s)E_{cont} + \beta(s)E_{curv} + \gamma(s)E_{image}] \quad (3)$$

式中, N 为控制点数目。等式右边第 1 项和第 2 项对应式(1)的内部能量,第 3 项对应式(1)的图像能量。 α 、 β 和 γ 为权重系数,分别控制各项对能量的影响。寻找能量最小化的过程就是迭代的过程。根据“贪婪算法”原理,在每次迭代中,对轮廓上每一个控制点,搜索其邻域的所有点(一般取 3×3 邻域),选取能量最小的点为当前新的控制点,即为“贪婪准则”,直到控制点移动的数目小于某一阈值或是达到最大迭代次数才停止迭代。

Williams 算法虽然极大地提高了运行速度,但是对于 IVUS 图像的边缘提取仍存在很大的不足,限制了它的实际应用,具体有:

(1)没有明确硬强制力对 Snake 模型的作用方法,也没有给出具体的硬强制力模型,缺乏外力的能量函数只能使轮廓收敛到局部最小值;控制点在邻域内的移动缺乏方向性,容易造成轮廓线的重叠(见图 4(a))。

(2)代表轮廓线的控制点点数固定不变,不能随目标的大小而改变,控制点少时不能很好地描述



(a) 直角坐标下 3×3 邻域搜索法所得边缘检测结果 (b) 极坐标下径向搜索法所得边缘检测结果

图 4 不同坐标系下不同搜索法边缘检测结果
Fig. 4 Border detection results by two searching methods in different coordinate

目标形状,多时又造成冗余,不能保证稳定跟踪。

(3)采用“贪婪算法”逐步构造最优解的过程是一不可逆过程,求解过程中一些噪声点被误判为边缘点没有进行纠正将得到错误的真实轮廓。

(4)没有给出初始轮廓的选取方法,而迭代结果又十分依赖初始轮廓点;

3.2 改进的主动轮廓算法模型

针对 Williams 算法在处理 IVUS 图像时的上述缺点,本文对该算法的能量模型做出一些重大改进。

IVUS 图像中血管组织呈现为圆环结构且相同半径下的组织点灰度近似,因此本文将常用的直角坐标表达的 2 维数组存储图像数据转换为极坐标表达^[5]的链表结构存储,图像的任意点表示为 $(r_i, \theta_j), i=1,2,3, \dots, m$ (m 为图像的最大半径值), $j=1,2,3, \dots, n$ (n 为图像的最大角度值)。这样,邻域的选取(相同半径或相同角度下的前后点)更加符合图像特征并且方便快速查找,同时能将控制点在邻域内的任意移动转变为在径向内的前后移动,解决了控制点移动的无方向性问题,避免轮廓线的重叠(见图 4(b))。

原算法中图像力采用的是图像的灰度梯度,它反映局部范围内图像灰度的差异,而在边界追踪中检测的是径向方向上灰度变化的边缘信号,因此信号在径向下的变化更有助于轮廓向目标逼近。此处采用极坐标系下的径向梯度,它简化为 1 维求导

$$g(r, \theta) = \partial I(r, \theta) / \partial r \quad (\partial I / \partial r \geq 0) \quad (4)$$

在归一化图像能量时,本文采用边缘对比梯度(edge contrast gradient)的图像能量

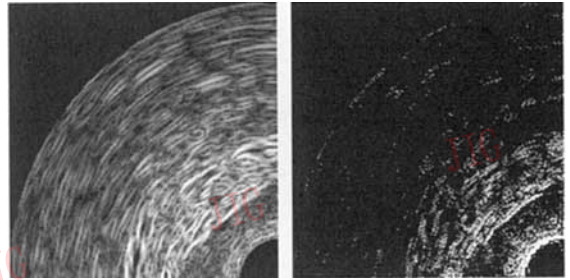
$$c(r, \theta) = g(r, \theta) / I_{bg}(r, \theta) \quad (5)$$
$$E_{image} = -c(r, \theta)$$

其中, $c(r, \theta)$ 为对比梯度,背景灰度 I_{bg} (下角 bg 代表 background gradient) 是半径小于 r 的像素的平均灰度。

图 5 是灰度梯度和边缘对比梯度图像的比较。可以发现后者比前者出现的噪声要少,并且目标边界在对比梯度图像中更明显。

原算法没有给出明确的硬强制力模型,当初始轮廓离目标较远时,往往收敛到局部最小值,而非真实轮廓。本文采用了一个外加的控制力

$$E_{con} = \sigma(r, \theta) E_r(r, \theta) \quad (6)$$
$$E_r(r, \theta) = 1/r$$



(a) 灰度梯度图像 (b) 边缘对比梯度图像

图 5 灰度梯度图像及边缘对比梯度图像
Fig. 5 Gray gradient image and edge contrast gradient image

其中, $E_r(r, \theta)$ 是距离能量, $\sigma(r, \theta)$ 是权重系数。具体的权重系数的选择、初始轮廓的选择、控制点的自适应变化和算法实现等请参见文献[17]。

4 实验结果及分析

边缘检测所选取的图像集来自上文得到的 44 帧相位配准图像。由于经配准后的图像仍存在较小的错位,而且图像之间的相关性仍然很强,因此处理完第 1 帧图像之后,可用检测到的边缘作为第 2 帧图像的初始轮廓,由于该轮廓非常接近目标,因此只需对其进行第 3 步定型操作即可,依此类推,就可以大大节约边缘检测的时间,并提高检测的准确性,这体现运用 Snake 方法的优越性。图 6 是手动追踪与自动检测边界的比较,表 1 显示的是图 6 中血管和内脏面积以及它们之间的绝对误差和相对误差,从表 1 中可以看出,手动与自动之间的误差是十分细微的。

表 1 单帧图像手动追踪与自动检测后面积测量和误差的比较

Tab. 1 The parameter compare between hand tracing and automated detection

参数	自动检测	手动追踪	绝对误差 (mm ²)	相对误差 (%)
内脏面积 (mm ²)	9.63	9.70	-0.07	-0.72
血管壁面积 (mm ²)	23.03	22.79	0.24	1.05
血管狭窄率 (%)	58.18	57.44		

要具体验证本算法的准确性必须知道病人血管、斑块的精确尺寸,但实际上无法做到这一点。目前通用的方法是计算专家手动测量和自动测量的相关性系数以及 Williams 指数 (Williams' index, WI),

即专家之间的平均偏差及专家与计算机之间的偏差之比, WI 为 1.0 说明, 计算机与专家间的误差并不比专家之间的误差大。如果相关系数越大, 则说明自动算法越接近专家结果; Williams 指数越大, 则说明算法的可靠性越好。

实验中, 通过统计两位专家手动追踪这 44 帧图像以及采用本算法测量的数据, 得到了直线回归方程, 其计算出的系统误差、随机误差、相关系数和 Williams 指数如表 2 和图 6 所示。从图 6 和表 2 可以看出, 自动检测的内腔面积比手动追踪的要小, 而血管壁面积则要大, 这是由于本文是从外到内地寻找中-外膜初始轮廓, 从内到外地寻找内腔初始轮廓的

缘故; 此外, 相关系数和回归方程表明, 自动检测和手动追踪得到结果的相关性很强, WI 均小于 1.0, 虽然专家间的误差比专家与计算机间的误差要小, 但其差异是可以接受的。

表 2 多帧图像手动追踪与自动检测后各种统计数据的比较

Tab.2 The statistical data compare with multi-frames

面积参数	系统误差	随机误差	相关系数	回归方程	WI (平均)
内腔 (mm ²)	-0.30	±0.55	0.96	$Y=0.93X+0.73$	0.81
血管壁 (mm ²)	0.44	±0.53	0.97	$Y=1.03X+0.11$	0.80

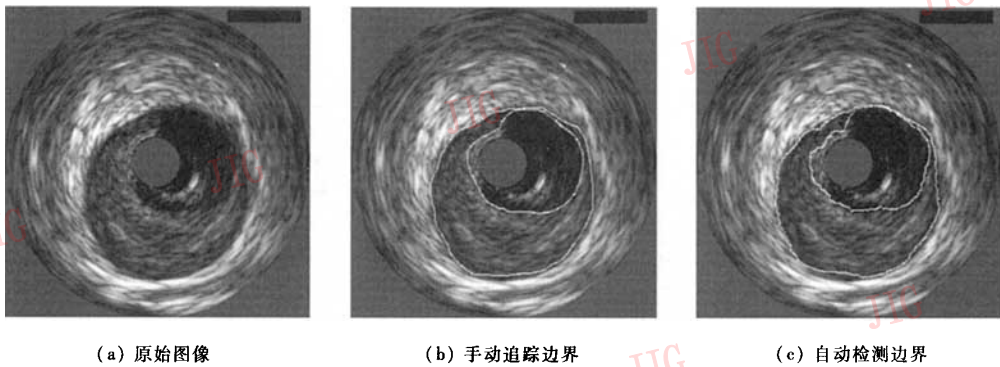


图 6 手动追踪与自动检测边界的比较

Fig.6 The compare between hand tracing and automated detection

表 3 分别列出第 1 帧图像和所有图像边缘检测所需要的时间, 之所以总需求时间大大少于第 1 帧检测时间是由于后面的图像处理时, 初始轮廓本身已经比较逼近目标轮廓, 因而也就不需要对初始曲线施加外力的影响, 这就大大减少了检测时间。如此一来, 在处理 IVUS 图像序列的时候, 该方法具有很大的时间优越性, 可满足图像实时处理的要求。

表 3 边缘检测所需 CPU 时间

Tab.3 The CPU time spent on border detection

边界	单帧图像	44 帧图像
内腔边界 (ms)	1 224	8 024
中-外膜边界 (ms)	1 718	11 108

5 结 论

冠状动脉序列图像由于受脉动的影响常常产生较大的重叠与错位, 破坏了毗邻图像的相关性, 从而

影响血管边缘的检测、定量测量和 3 维重建的准确性。本文采用一种新型的无需硬件设施的相角配准技术, 通过对序列图像进行重新相位配准重采样来得到相同相位下的连续图像, 其可保证后续处理得图像是同一个图像集, 具有很强的相关性。这种配准后的图像保证了后续图像处理如边缘检测、定量测量和 3 维重建的准确性, 故具有较大的应用价值。随后, 本文在上述重采样图像的基础上, 提出了一种改进的快速主动轮廓算法, 用来对图像进行边缘检测和分割。该改进算法在 Williams 算法基础上, 提出了许多新的改进方案, 如用边界对比梯度替代灰度梯度、给出外加强制力的模型、解决变形过程中控制点数变化的问题等。实验统计数据发现, 新的算法与专家操作的结果非常吻合, 具有较高的相关系数 (0.96 和 0.97) 和较小的系统误差 (-0.30 和 0.44), 这表明算法的可靠性和准确性很好, 并且在处理时间上大大优于手动追踪, 作为临床诊断的工具具有较好的应用价值。

参考文献 (References)

- 1 Nissen S E, Gurley J C, Grines C L, *et al.* Intravascular ultrasound assessment of lumen size and wall morphology in normal subjects and patients with coronary artery disease[J]. *Circulation*, 1991, **84**(3): 1087 ~ 1099.
- 2 Mallery J A, Tobis J M, Griffith J, *et al.* Assessment of normal and atherosclerotic arterial wall thickness with an intravascular ultrasound imaging catheter [J]. *American Heart Journal*, 1990, **119**(6): 1392 ~ 1400.
- 3 Dejesus S T, Rosenfield K, Gal D, *et al.* Three-dimensional reconstruction of vascular lumen from images recorded during percutaneous 2-D intravascular ultrasound [J]. *Clinical Research*, 1998, **37**: 838 ~ 838.
- 4 Jacob G, Noble J A, Blake A. Robust contour tracking in echocardiographic sequences [A]. In: *Proceedings of IEEE 6th International Conference on Computer Vision [C]*, Bombay, India, 1998: 408 ~ 413.
- 5 Lengyel J, Greenberg D P, Popp R. Time-dependent three-dimensional intravascular ultrasound [A]. In: *Proceedings of ACM SIGGRAPH [C]*, New York, 1995: 457 ~ 464.
- 6 von Birgelen C, de Vrey E A, Mintz G S, *et al.* Ecg-gated three-dimensional intravascular ultrasound-feasibility and reproducibility of the automated analysis of coronary lumen and atherosclerotic plaque dimensions in humans [J]. *Circulation*, 1997, **96**(9): 2944 ~ 2952.
- 7 Meier D S, Cothren R M, Vinece D G, *et al.* Automated morphometry of coronary arteries with digital image analysis of intravascular ultrasound [J]. *American Heart*, 1997, **133**(6): 681 ~ 690.
- 8 Zhang X, McKay C R, Sonka M. Tissue characterization in intravascular ultrasound images [J]. *IEEE Transactions on Med Imaging*, 1998, **17**(6): 889 ~ 899.
- 9 Haas C, Erment H, Holt S, *et al.* Segmentation of 3D intravascular ultrasonic images based on a random field model [J]. *Ultrasound Med Biol*, 2000, **26**: 279 ~ 306.
- 10 von Birgelen C, Mario C, Li W, *et al.* Morphometric analysis in three-dimensional intracoronary ultrasound: an *in vitro* and *in vivo* study performed with a novel system for the contour detection of lumen and plaque [J]. *American Heart*, 1996, **132**(3): 516 ~ 527.
- 11 Kovalski G, Beyar R, Shofti R, *et al.* Three-dimensional automatic quantitative analysis of intravascular ultrasound images [J]. *Ultrasound Med Biol*, 2000, **26**(4): 527 ~ 537.
- 12 Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: Active contour models [A]. In: *Proceedings of IEEE 1st International Conference Computer Vision [C]*, London, 1987: 259 ~ 268.
- 13 Amini A A, Tehrani S, Weymouth T E. Using dynamic programming for minimizing the energy of active contours in the presence of hard constraints [A]. In: *Proceedings of IEEE 2nd International Conference Computer Vision [C]*, Tarpon Springs, USA, 1998: 95 ~ 99.
- 14 Lbregt S, Viergever M A. Discrete dynamic contour model [J]. *IEEE Transactions on Medical Image*, 1995, **14**(1): 12 ~ 24.
- 15 Williams D J, Shah M A. A fast algorithm for active contours and curvature estimation [J]. *CVGIP: Image Understanding*, 1992, **55**(1): 14 ~ 26.
- 16 Sartaj, Sahni. *Data Structures, Algorithms, and Applications in C++ [M]*. New York, USA: McGraw-Hill Pub. Co, 1997: 998 ~ 1120.
- 17 Dong H Y, Wang H N, Zhang X G. Automated contour detection for intravascular ultrasound image sequences [J]. *Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics*, 2005, **37**(3): 313 ~ 318. [董海艳, 王惠南, 章晓园. 基于快速主动轮廓算法的血管内超声图像序列的自动边缘检测 [J]. *南京航空航天大学学报*, 2005, **37**(3): 313 ~ 318.]