

基于自适应方向滤波的左心室轮廓提取*

纪震 牟轩沁 蔡元龙

(西安交通大学图象处理与识别研究所, 西安 710049)

摘要 提出了基于自适应方向滤波方法来提取左心室轮廓。在噪声的干扰下,引入经平滑处理的方向滤波能够得到精确的边缘,所获得的边缘方向矢量能够在边缘跟踪时对边缘走向进行预测,同时对参数进行自适应调整。通过尽量少的人机交互,算法能够自动提取出左心室的轮廓。实验证明该算法增加了边缘提取的精度和一致性,同时显著地降低了计算复杂度。

关键词 自适应方向滤波 左心室 边缘跟踪

0 引言

正确评价心脏的功能,在临床医学中显得非常重要。如何评价心脏的功能,有多种检查手段,譬如B超、MRI、CT和造影技术,其中,左心室造影术是检查心脏功能和诊断冠心病及其它冠状动脉疾病的金标准(Golden Standard)^[1]。原因是B超图象的噪声较大,左心室的轮廓很难精确提取;CT方法与造影术一样,需要注射造影剂,但图象的分辨率较低,一般为 256×256 ,不是非常满足临床要求。最新的报道中提到了采用“MR标记”(MR Tagging)^[2]方法,该方法由于是非创伤性的,因而是非常有研究意义的。但该方法不能对整个心动周期进行标记,而且目前MR图象的分辨率也偏低。

利用左心室造影术获得心脏搏动周期中的一系列图象,能够清晰地反映心脏在搏动中左心室容积的变化或左心室壁的运动等信息。左心室序列造影图象分析主要解决如下几个问题:(1)左心室轮廓的自动或半自动检出。(2)各帧图象中的左心室轮廓的配准。(3)评价心肌功能的方法。进行左心室图象的处理首先要解决左心室轮廓的自动或半自动检出。如果由人工目测来确定左心室轮廓,不仅工作量大,耗时长,更为重要的是其重复性、精确性和一致性较低。尽管做了大量的研究工作,目前还未见到能做到全自动、具有鲁棒性和可重复性的方法的报道。因而许多图象分析研究人员在左心室的自动轮廓提取方

法上,更侧重于在半自动提取时,如何最大程度地减少人机交互和提高算法的一致性^[3]。

本文提出的基于自适应方向滤波来提取左心室轮廓,目的是在左心室造影图象的信噪比不是很理想的情况下,能够通过尽量少的人机交互,算法能够自动提取出左心室的轮廓,该算法必须是稳定的、可重复的,并且计算复杂度是合理的。本文的算法能够在噪声干扰的条件下,利用方向滤波首先较为精确地提取边缘点,引入参数的自适应调整可以降低计算的复杂度;方向滤波后得到了边缘方向矢量(Edge Directional Vector, EDV),利用该矢量能够在边缘跟踪时对边缘走向进行预测,进一步减少搜索复杂度和提高抗噪声能力。在得到一组足够密集的边缘点之后,经过曲线拟合,就得到了精确而平滑的左心室轮廓。整个算法中方向滤波能够精确地得到边缘点,而参数的自适应调整能够降低整个算法的复杂度。

1 边缘方向滤波

左心室的边缘属于阶跃型边缘,在边缘上的点称为边缘点。Sobel算子是检测该类型边缘常用的方法,但该算子对噪声的敏感性使得其在左心室造影图象中几乎无实用价值,同时Sobel算子得到的梯度方向也显得粗略。

Marr^[4]提出首先对原始图象作最佳平滑,再用Laplace算子对平滑的结果用提取零交叉点的方法

* 本文研究受国家“863”计划(No. 863-306-06-06)资助

收稿日期:1998-08-04;收到修改稿日期:1998-11-13

作边缘检测。最佳平滑函数为正态函数

$$G(r) = \left(\frac{1}{2\pi\sigma^2} \right) \exp\left(-\frac{r^2}{2\sigma^2} \right) \quad (1)$$

(1)式中, r 为以滤波象素 (x, y) 为中心的极坐标表示的半径, σ^2 为方差。 σ 代表平滑程度, σ 越大, 平滑性越好, σ 越小, 定位精度越高。用 $G(r)$ 对原始图象 $F(x, y)$ 作卷积, 得到平滑后的图象

$$I(x, y) = G(r) * F(x, y) \quad (2)$$

正态函数具有频域通带窄、空域方差小的最佳特点。文献[4]证明了求得具有最大斜率的二阶方向导数零交叉点的轨迹, 即为提取的边缘。只要沿着零交叉线 $G(r) * F(x, y)$ 是常数或呈线性变化, 就可以用 Laplace 算子代替二阶方向导数, 这将简化计算过程。

1.1 方向滤波

在提取出左心室边缘线的时候, 需要获得边缘线上的各点的切线方向, 以便于进行边缘前向预测。由于 Laplace 算子与方向无关, 所以应该加以修正。在极坐标系下, 以角度 θ 对图象进行方向滤波(如图1所示)。

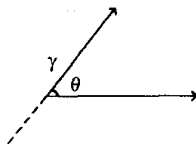


图1 极坐标系

$$I(\theta) = (G(r)e^{-\theta}) * F(r) \quad (3)$$

求出一阶导数

$$\begin{aligned} K(\theta) &= \nabla((G(r)e^{-\theta}) * F(r)) \\ &= e^{-\theta}(\nabla G(r)) * F(r) \end{aligned} \quad (4)$$

其中 $\nabla G(r) = -\frac{r}{2\pi\sigma^4} e^{-\frac{r^2}{2\sigma^2}}$ 。该滤波不会带来相位偏移, 因为滤波器是对称的。一般取滤波器的窗宽为 R 。

1.2 边缘方向矢量

可以定义该点的边缘方向矢量(Edge Directional Vector)

$$D_k = \{p_k, g_k, u_k\} \quad \text{并且} \|D_k\| = g_k$$

其中 p_k 为该点的空间坐标 (x_k, y_k) ; $g_k = \max\{|K(\theta)|\}$ 为该点的梯度强度。 u_k 为该点的切线方向的单位矢量, 定义为 $u_k = \angle(90 - \theta)$, θ 为 $|K(\theta)|$ 取最大时的角度。

脊点(Ridge Point)的判断条件是: 在半径 R 为大小的窗口内, 具有局部最大值 g_k 的点 p_k 被认为

是脊点。

实际计算时, R 值的大小对整个算法的结果有着显著的影响。同样, θ 的变化不可能是连续的, 只能取离散值, 而 $\Delta\theta$ 的大小将直接影响到检测的结果。 R 和 $\Delta\theta$ 如果能够自适应地调整, 就可以在不降低检测边缘的精度条件下, 提高检测速度, 这将在后面讨论。

2 边缘轮廓跟踪

在目前情况下, 轮廓跟踪时必须考虑方向信息。选择轮廓路径优化的合适准则, 与选择轮廓跟踪算法合适条件一样, 在很大程度上随着问题的不同而变化。检测边缘轮廓时, 一般都根据对被检测对象的知识作出一些先验的规定。对于左心室内腔可以认为: (1) 被追踪的轮廓是平滑的, 没有方向巨变。(2) 轮廓线不会交叉。

轮廓跟踪的合适准则是: 位于所得轮廓途径上各点梯度值的连乘积趋于一个最大值, 即

$$\prod_{k=1}^L g_k \rightarrow \max \quad (5)$$

(5)式中 g_k 为轮廓上第 k 个象素的梯度值, 而 L 代表轮廓的总长。由于沿整个轮廓长度 L 进行最优化的代价一般来说高得不切实际, 所以通常在轮廓线较短的各段上进行优化已经足够, 每一小段由 $L' \ll L$ 个轮廓点组成。

在边缘跟踪前首先将轮廓分段, 段数由轮廓上的手工定义的初始脊点数目决定。初始脊点的数目直接影响边缘跟踪的结果, 如果太多, 相当于人工勾边, 精度较差; 节点数目越少, 人为的误差越小, 算法的可重复性就越高, 理想的状况是节点数目为零, 则相当于全自动勾边, 这实际上是很难做到的。

2.1 边缘前向预测

边缘跟踪在本文中分为两步, 首先从若干个初始的控制脊点开始进行边缘预测, 获得足够密集的其他脊点, 然后通过这些脊点进而拟合成完整的边缘曲线。轮廓的预测跟踪过程如图2所示, 初始的控制脊点 R_s 和 R_c 是由人工确定的。首先对节点 R_c 进行方向滤波计算, 可以得到边缘方向矢量 $D_{ck} = \{p_{ck}, g_{ck}, u_{ck}\}$ 。 R_s 和 R_c 之间的连线可以确定另一个单位矢量 u_{sek} 。可以得到下一个预测点 P 为:

$$P = R_c + R(u_{sek} + u_{ck}) \quad (6)$$

R 是向前预测的步长。点 P 并不一定是最佳预测的

边缘点,所以在半径 R 为大小的窗口内,计算各点的梯度强度,具有最大值的点 R_{ek} 被认为是最佳预测的边缘。同样对于 R 这端,可以得到下一个脊点 R_{sk} 。以 R_{sk} 和 R_{ek} 替代 R_s 和 R_e ,重复上述前向预测过程,可以得到一组点集 $\{R_{sk}, R_{ek} | k=1, \dots, K\}$,直至 R_{sk} 和 R_{ek} 的距离足够接近。该点集已经能够表示 R_s 和 R_e 之间的左心室边缘。

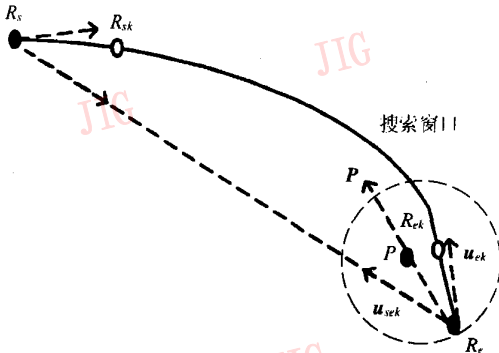


图 2 ADF 前向预测

2.2 参数自适应调整

R 值自适应调整的准则为:

$$R(k) = \alpha \frac{\|u_{sek} - u_{ek}\|}{g_{ek}} \quad (7)$$

其中 $\|u_{sek} - u_{ek}\|$ 为单位向量 u_{sek} 与 u_{ek} 之间的距离, u_{sek} 可以理解成当前点向前预测所要达到的终点的方向,而当前点的切线方向与这个方向偏离较大,就是 u_{sek} 与 u_{ek} 相距较远时,必须扩大搜索范围,以便能够减少偏离程度,所以 R 值正比于 $\|u_{sek} - u_{ek}\|$ 。 g_{ek} 是当前点的梯度强度,左心室边缘属于阶跃型边缘, g_{ek} 能够反映当前边缘的变化强度。当 g_{ek} 较大时,表示当前点处于较强的边缘附近,如前所说,左心室的边缘是不可能突变的,所以当前点的附近也应该存在同样较强的边缘,所以可以缩小搜索范围,从而能够在较强的边缘附近得到更多的脊点,这将提高曲线拟合的精度。 α 是搜索步长中的常量。

实际应用中,需要作如下修正:

$$R(k) = \begin{cases} 13 & R(k) > 13 \\ \alpha \frac{\|u_{sek} - u_{ek}\|}{g_{ek}} & 3 \leq R(k) \leq 13 \\ 3 & R(k) < 3 \end{cases} \quad (8)$$

这样能够避免由于 R 值过大或过小带来负面影响。

在方向滤波的基础上,自适应地调整 R 值,就构成了自适应方向滤波(Adaptive Directional Fil-

ter, ADF)。

3 曲线拟合

左心室轮廓提取的最后一步是,利用得到的一组点集 $\{R_{sk}, R_{ek} | k=1, \dots, K\}$ 作为控制点拟合出一条。采曲线拟合的方式来得到左心室轮廓,而不是在预测得到的脊点两两之间作进一步高精度的边缘检测,原因是两方面:(1)曲线拟合,例如 N 和 B 样条曲线,可以保证曲线 $N-1$ 阶导数连续,因而保证曲线是非常光滑的,这更符合心室的实际情况。在两个脊点之间进一步检测出的边缘点则可能由于噪声的污染,出现位置的偏差是正常的,这反而导致了左心室轮廓出现锯齿和不光滑。(2)曲线拟合存在着快速算法,其计算量远远小于满足式(5)所需要的计算时间。

4 实验结果

图 3 显示了本文基于自适应方向滤波所得到的左心室轮廓,初始脊点数均为 4。具体的步骤是:

(1) 获取一个完整的心动周期的造影图象序列,从中挑选出舒张末期和收缩末期的两幅图象。如果希望获得整个心动周期的心脏变化状态,那么就对整个图象序列都进行处理。

(2) 以顺时针方向从上至下依次选择 4 个初始脊点,如图 3 中的白点所示。起点 1 和终点 4 直接以直线相连。

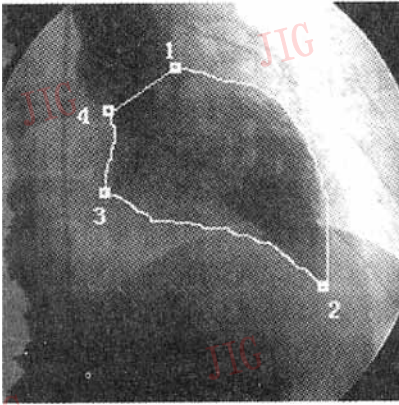
(3) 在起点与终点之间进行自适应的方向预测,得到一组脊点。在预测得到的脊点两两之间采用曲线拟合的方式来得到完整的左心室轮廓。

4.1 一致性评价

真正的左心室轮廓是未知的,现有的边缘提取都无法保证得到了真实的轮廓边缘。算法的性能一般通过多次运算得到边缘的平滑性和一致性来检验^[3]。在初始控制脊点的数目一定的条件下,这些脊点的位置不同将最终导致不完全相同的两条轮廓曲线,评价这两条曲线的一致程度,必须定义它们的差异。

曲线可以认为是由一组点集构成 $L_i = \{p_{ik} | k=1, \dots, K\}$, 其中点 p_{ik} 足够密集能够保证曲线连续。由于初始点的不同,分别得到两条轮廓曲线 $L_m = \{p_{mk} | k=1, \dots, M\}$ 和 $L_n = \{p_{nk} | k=1, \dots, N\}$, 不妨假设 $M \leq N$ 。

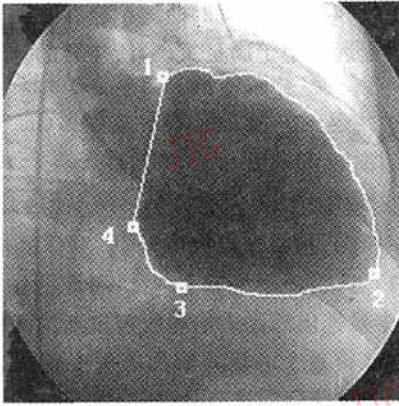
定义它们之间的差异为:



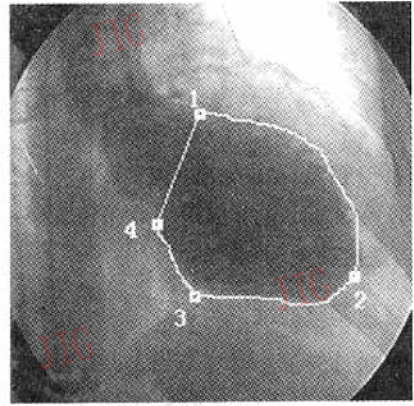
(a) 正常人左心室的ED(舒张末期)



(b) 正常人左心室的ES(收缩末期)



(c) 心脏功能缺陷病人的左心室的ED



(d) 心脏功能缺陷病人的左心室的ES

图3 ADF得到的左心室轮廓

$$D(L_m, L_n) = \|L_m - L_n\|^2 = \frac{\sum_{i=1}^M \|p_{mi} - \varphi(p_{ni})\|^2}{M} \quad (9)$$

其中 $\varphi(p_m) = p_{nj}$, p_{nj} 满足下式

$$\|p_{mi} - p_{nj}\|^2 \leq \|p_{mi} - p_{nk}\|^2 (k = 1, \dots, N) \quad (10)$$

对于图3中的(a)和(b),初始脊点数目固定为4,但是脊点位置不尽相同,共确定了13次初始脊点。分别采用三种方法进行边缘提取,一种为本文的自适应方向滤波(ADF);第二种为平滑函数,不选用正态函数,而是采用移动平均MAF(Moving Average Filter),边缘跟踪算法同ADF;第三种采用LOG算子,检测出零交叉点(Zero Crossing)边缘预测时采用在固定窗口内检索最陡的零交叉点,具体的论述可以参见文献[5]。在得到的13条不尽相同的左心室轮廓中,任选一条分别计算它与其它12条轮廓间的差异,图4(a)给出了三种算法分别得到轮廓

间的差异,图4(a)给出了三种算法分别得到轮廓间的差异值,而图4(b)则给出了它们计算所需的时间。综合起来可以算出,MAF算法耗时较少,但是该算法的一致性非常差,几乎没有实用价值;LOG算法计算量非常大,而一致性还略为逊色于ADF算法。所以ADF可以说在计算的复杂度和算法的一致性方面都是能够接受的。

4.2 自适应性评价

方向滤波时参数的自适应调整对于整个算法的性能是至关重要的,这能够通过图5的曲线表现出来。图5(a)显示了边缘提取时算法是否采用自适应,对于最终得到的左心室轮廓来说影响不大,因为它们之间的差异程度不是太大,而在计算的复杂度方面差别却非常大,这从图5(b)可以体现出来。可以认为由于参数的自适应调整,能够在不降低算法的性能的前提下,较大地降低计算时间。

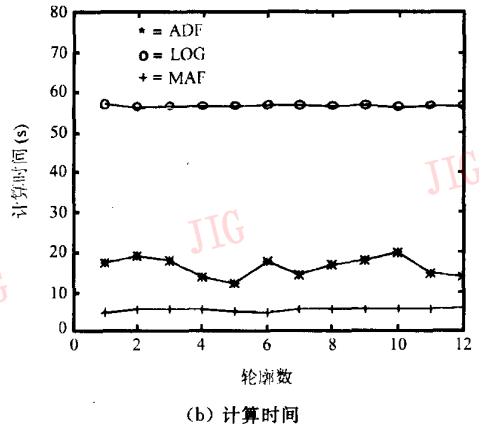
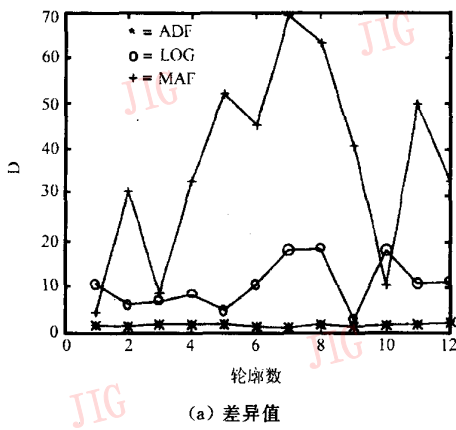
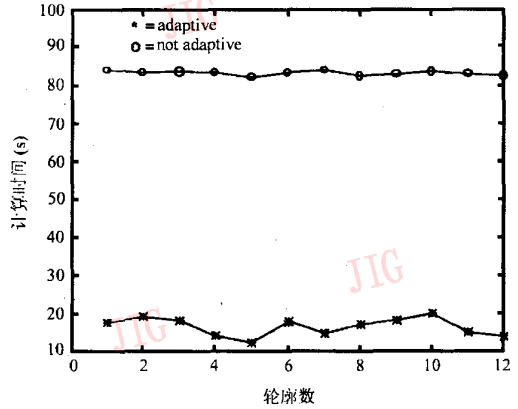
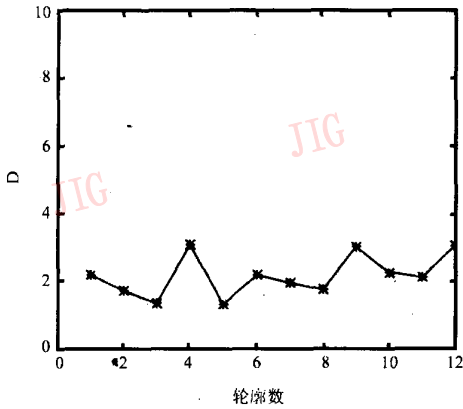


图 4 算法的一致性比较



(a) 自适应与不自适应的轮廓提取差异比较

(b) 计算复杂度比较

图 5 方向滤波的自适应性比较

4.3 初始脊点数目影响

由人工定义的初始脊点的数目多少,也会对轮廓提取的一致性与稳定性产生一定的影响,较多的初始脊点并不一定带来一致性与稳定性的提高,因为加入的人为因素增加了。初始的控制脊点取 3 与

18,分别都进行了 13 次边缘提取,计算出 13 条轮廓间的差异程度的方差,能够得到如图 6 的曲线。可以看出,随着初始脊点的数目增加到 10 之前,方差是在减少,说明此时增加脊点数目能够提高本文算法的性能;但继续增加脊点数目,方差出现了波动,并存在变大的趋势。所以,太多的初始脊点并不一定带来一致性与稳定性的提高。

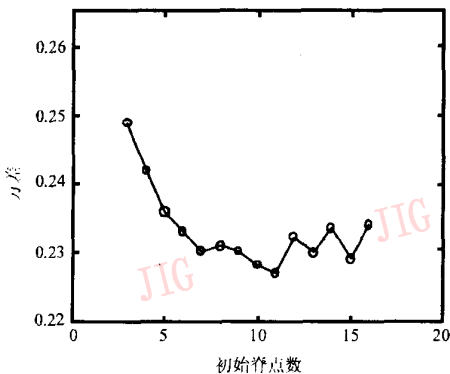


图 6 初始脊点个数对算法的影响

5 结论

尽管做了大量的研究工作,目前还未见到做到全自动、具有鲁棒性和可重复性的方法报道。所以如何在减少人工干预的条件,提高算法的稳定性和精确性是左心室轮廓提取中的研究重点。本文提出了基于自适应方向滤波来提取左心室轮廓,目的是能够在心室造影图象的信噪比不是很理想的情况下,能够通过尽量少的人机交互,算法能够较自动和精

确地提取出左心室的轮廓,实验证明该算法是稳定的、可重复的,而且计算复杂度是合理的,并且已经成功地应用于实际系统^①中。

进一步需要研究的是如何减少初始脊点对整个算法性能的影响,对于单帧图象所包含的信息来说这不是容易解决的,左心室造影图象序列才可能提供足够丰富的信息。当然,图象序列采集速度希望是实时的,这样就能够提供心室的连续变化。这些都正在研究之中。

致谢 在本文的研究过程中,非常感谢第四军医大学西京医院放射科的孙立军博士无私地提供了实验条件。

参考文献

- 1 Chaitman B R. Objective and subjective analysis of left ventricular angiograms. *Circulation*, 1975, p. 420.

牟轩沁 副教授,1987年毕业于西安交通大学图象处理与识别研究所,获硕士学位。主要研究方向为图象采集设备的开发、大型医学影像设备的研制以及图象处理理论。目前负责国家“863”计划项目的研究工作。



- 2 Michael A, Jerry L, Elliot R. Tag and contour detection in tagged MR images of left ventricle. *IEEE Trans MI*, 1994, 13(1): 74~87.
- 3 Ying Sun. Automated identification of vessel contours in coronary arteriograms by an adaptive tracking algorithm. *IEEE Trans MI*, 1989, 8(1):78~88.
- 4 Marr D, Hildreth E. Theory of edge detection. In: *Proc Royal Society London*, 1980, B07: 187~217.
- 5 Canny J. A computational approach to edge detection. *IEEE Trans PAMI*, 1986, 8(6): 679~698.



纪震 1994年毕业于西安交通大学信息工程专业,获学士学位。1994年进入西安交通大学图象处理与识别研究所攻读博士学位。主要研究方向为医学影像处理和图象压缩。已经发表论文十数篇,并且参加了两项国家“863”计划项目的研究工作。



蔡元龙 教授,博士生导师,西安交通大学图象所的创始人。长期从事图象处理与模式识别理论的研究工作,目前主要研究兴趣是计算机视觉理论和医学影像处理。

The Extracting of Left Ventricular Contour Based on Adaptive Directional Filter

Ji Zhen, Mou Xuanqin and Cai Yuanlong

(Image Processing Center, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049)

Abstract This paper proposes the adaptive directional filter, which is exploited for the extracting of left ventricular (LV) contour. This algorithm could produce the exact ridge point by applying directional filter with smoothing operator in the angiography images damaged by noise. The Edge Directional Vector as the result of this filter is efficient for predicting the edge ahead, while the filter parameters is adaptive. This proposed method provides the more precise and more automatic-extracting LV contour only with fewer interactives. The experimental results show that this proposed algorithm could improve the accuracy and reproducibility, and reduce the computational consumption remarkably.

Keywords Adaptive directional filter, Left ventricular, Edge tracking.

① 西安交通大学图象所研制的“RA3900 I 型数字减影系统”(国家“863”计划项目)。