

基于改进的主动轮廓模型及 光流估计的标记线跟踪

汤敏¹⁾ 王元全¹⁾ 王平安²⁾ 夏德深¹⁾

¹⁾(南京理工大学计算机科学与技术系, 南京 210094) ²⁾(香港中文大学计算机科学与工程系, 香港, 沙田)

摘要 在心脏核磁共振图像分析中, 标记线的跟踪是心肌运动分析及3维运动重建的重要步骤。为了提高心脏标记线跟踪的准确性, 首先使用改进的基于动力学方程的主动轮廓模型来对标记线进行跟踪, 并根据标记线的特点, 引入了3种弹性势能, 然后采用了新的内能函数, 并使用新的方法来产生图像势能, 由于改变了原模型中轮廓线初始速度为零的假设, 并引入了光流估计作为轮廓的初始速度, 从而提高了跟踪结果的准确性。对多序列心脏收缩期核磁共振图像的实验结果表明, 该算法可以获得较好的跟踪效果。

关键词 主动轮廓模型 标记线跟踪 核磁共振图像 光流

中图分类号: TP391.41 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2005)03-0320-06

A Tag Tracking Method Based on Improved Active Contour Model and Optical Flow

TANG Min¹⁾, WANG Yuan-quan¹⁾, Pheng-ann Heng²⁾, XIA De-shen¹⁾

¹⁾(Department of Computer Science & Technology, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094)

²⁾(Department of Computer Science & Engineering, Hong Kong Chinese University, Hong Kong, Satian)

Abstract In cardiac Magnetic Resonance Image analysis, tracking tag motion is an important step in tissue motion analysis and 3-D motion reconstruction. The paper gives a method using active contour model based on kinetic function to track the tag, and uses three kinds of elastic potential energy, new internal energy and new image energy. The paper also changes the assumption that the initial velocity is zero and takes the optical flow as the velocity, which improves the veracity of the arithmetic. The method is tested on several sequences of cardiac systole MRI. The result indicates the method is effect.

Keywords computer vision, active contour model, tag tracking, magnetic resonance image(MRI), optical flow

1 引言

加标记的心脏核磁共振成像技术是一种非侵入式研究心肌运动的重要方法。本文使用了空间调制磁化成像 SPAMM^[1] (spatial modulation magnetization) 数据来进行标记线跟踪研究, SPAMM 是目前心脏核磁共振影像分析研究中采用最多的标记线成像方式。它是通过射频脉冲, 并以非侵入性的方式将磁饱和模式加到机体上, 由于在机体内的磁饱和模式会随机体一起运动, 因此磁饱和模式的运动在一定

程度上也就反映了机体的运动。在左心室心脏核磁共振成像中, SPAMM 磁饱和模式是一组空间标记平面(tag 平面), 其在心脏舒张末期嵌入到心肌中, 并与影像平面正交, 这种标记平面与影像平面的交线在核磁共振图像上表现为黑色的直线, 即为标记线(tag)。由于左心室的收缩, 致使标记线会随心肌的运动和时间的推移而发生变形和衰减。由于这种标记线的形变反映了心肌在成像平面上的运动, 因此对标记线的跟踪是对左心室心肌运动进行3维运动重建和分析的基础。

目前标记线的跟踪算法主要可分为模板匹配和

基金项目: 香港特区政府研究资助局研究项目(CUHK/4185/00E)

收稿日期: 2003-09-22; 改回日期: 2004-09-28

第一作者简介: 汤敏(1980~), 女, 2001年获南京理工大学计算机科学与工程系学士学位, 现为南京理工大学计算机系博士研究生。研究兴趣包括医学图像分析、计算机视觉等。E-mail: lilytang_mt@163.com

参数主动轮廓模型两类,其中模板匹配由于易将非标记线特征(如图像边缘)误认为是标记线,因此需引入大量人工干预,而使用参数主动轮廓跟踪标记线却是较为准确和普遍的方法^[2]。

使用参数主动轮廓模型来对目标进行跟踪的方法大致可分为基于能量函数的优化法和基于动力学方程的物理学动态方法两类^[3],其中基于能量函数的优化法^[4]最初是由 Kass 提出的,该方法是在图像的每一帧中对初始化轮廓进行能量函数极小化,由于其存在只能跟踪帧间位移较小目标的局限,且主动轮廓易陷入局部极小值(噪声),因此不能准确地跟踪到目标轮廓;而基于动力学方程的物理学方法,则假设轮廓线是有质量的,并通过定义轮廓线的动能、势能、瑞利耗散能量以及轮廓内部能量来建立轮廓线的运动模型,其中最为经典的模型为 Leymarie 模型^[5]。在该模型中,是将图像能量看成是一势能曲面,其上的峡谷对应于图像上的边缘。这样通过假设主动轮廓是有质量的,且它将会沿着势能曲面的斜坡滑到表面上的峡谷底部,使主动轮廓的势能转化为动能,其速度增加,同时引入了瑞利耗散函数,以使主动轮廓能在谷底处停住。业已证明,这种方法可以克服基于能量函数的优化法的缺点。

在过去一些使用参数主动轮廓模型跟踪标记线的方法中,多数都使用基于能量函数的优化方法^[6-8],由于这种方法本身存在局限性,故本文提出了一种以 Leymarie 模型为基础的新的主动轮廓模型来对标记线进行跟踪,其主要的改进有以下3个方面:(1)使用了新的内能函数,以使模型完全离散化,这不仅便于控制,并且改进了势能函数,同时根据标记线的特点引入了3种弹性势能,并通过组成弹性网格来对标记线进行跟踪;(2)使用 Gabor 滤波器对网格状标记线组进行分离和增强,并且提出了一种相似度函数,用于产生图像势能,以提高跟踪的准确性;(3)改变了 Leymarie 模型中轮廓线初始速度为零的假设,同时引入了光流评价,并将光流作为主动轮廓的初始速度。实践表明,在噪声和相似目标均存在的情况下,主动轮廓模型对标记线的跟踪具有较强的鲁棒性。

2 改进的主动轮廓模型

在离散主动轮廓线跟踪模型中,轮廓线的表达式为 $C((x, y), t)$ 。大家知道, Euler-Lagrangian 动力学

方程是基于物理学方法的跟踪目标的理论基础,而对于主动轮廓模型,相应的 Euler-Lagrangian 方程为

$$\frac{d}{dt} \left(\frac{\partial (E_{kin} - E_{pot} + E_{int})}{\partial \dot{q}} \right) - \frac{\partial (E_{kin} - E_{pot} + E_{int})}{\partial q} + \frac{\partial R}{\partial \dot{q}} = 0 \quad (1)$$

其中, E_{kin} 为动能, E_{pot} 为势能, E_{int} 为主动轮廓内部能量, q 为广义坐标, $\dot{q} = dq/dt$ 为广义速度, R 为瑞利耗散能量。

2.1 主动轮廓动能

假设轮廓线是有质量的,且轮廓线上的每一个点具有相同的质量 m ,第 i 帧 t 时刻轮廓线上的点为 $P_i(t)$,则其动能为

$$E_{kin} = \frac{1}{2} m \dot{q}^2 = \frac{1}{2} m \left(\frac{\partial P_i(t)}{\partial t} \right)^2 \quad (2)$$

2.2 主动轮廓势能

2.2.1 弹性势能

轮廓线的势能由弹性势能和图像能量组成。根据标记线的特点,本文引入了以下3种弹性势能:

(1) 主动轮廓应跟踪到离初始轮廓线最近的标记线,即假设轮廓线上的每个点与初始轮廓线对应点之间有胡克系数为 k 的微元弹簧相连,则点 P 相应的弹性势能为

$$E_{spr1} = \frac{1}{2} k (P_i(t) - P_i(0))^2 \quad (3)$$

(2) 因标记线之间存在心肌,故同方向的相邻标记线不应出现相交的情况。为了防止主动轮廓在跟踪相邻两条标记线时,距离过近,当相邻两条轮廓线之间的距离小于给定宽度时,应引入斥力,此时点 P 相应的弹性势能为

$$E_{spr2} = \frac{1}{2} \alpha \lambda_1 (D_1 - |P_i(t) - L_i(t)|)^2 \quad (4)$$

$$\alpha = \begin{cases} 0 & D_1 < |P_i(t) - L_i(t)| \\ 1 & D_1 \geq |P_i(t) - L_i(t)| \end{cases}$$

其中, $L_i(t)$ 表示同一时刻前一条轮廓线的对应点。根据标记线的特点,可通过合理假设两条标记线的距离不得小于标记线的宽度来设定 D_1 的值;

(3) 同样,由于相邻标记线之间的心肌形变在一定的范围内,即相邻标记线之间的距离不可能过宽,因此跟踪过程中,应防止因跟踪相邻两标记线的主动轮廓之间的距离过大,而发生如图 1 所示的错误跟踪的情况(一条主动轮廓跟踪到两条标记线)。当相邻两条主动轮廓间的距离大于给定宽度时,应



(a) 相邻主动轮廓间距离过大 (b) 正确的标记线跟踪结果

图 1 轮廓间引力的作用

Fig. 1 Effect of the gravitation of the contours

在两条主动轮廓之间加入引力,此时点 P 相应的弹性势能为

$$E_{spr3} = \frac{1}{2} \beta \lambda_2 (D_2 - |P_i(t) - L_i(t)|)^2$$

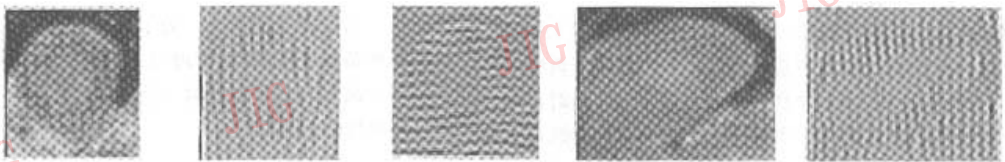
$$\beta = \begin{cases} 1 & D_2 < |P_i(t) - L_i(t)| \\ 0 & D_2 \geq |P_i(t) - L_i(t)| \end{cases} \quad (5)$$

若可合理假设在心脏收缩过程中同方向相邻两条主动轮廓间的距离不得大于第 1 帧时两标记线之间距离的 1.2 倍,则由此可设定 D_2 的值。

2.2.2 图像能量

由于主动轮廓会在网格状标记线的交点处出现弯曲,因此为了准确跟踪,本文采用 Gabor 滤波器对网格状标记线按其标记的方向进行分离。由于 Gabor 滤波器具有良好的方向性和尺度性,因此其能够在对某一方向的边缘进行增强的同时,对垂直方向的边缘加以模糊,并能满足本文分离网格状标记线的要求。Gabor 滤波核为

$$C(x, y) = \exp\left(-\frac{\hat{x}^2}{2\sigma_x^2} + \frac{\hat{y}^2}{2\sigma_y^2}\right) \cos(\delta\hat{x}) \quad (6)$$



(a) 短轴图像 (b) 图 3(a)90°方向滤波结果 (c) 图 3(a)0°方向滤波结果 (d) 长轴图像 (e) 图 3(d)0°方向滤波结果

图 3 Gabor 滤波器滤波后图像

Fig. 3 The images filtered by Gabor filter

本文在使用 Gabor 滤波器滤波后的图像基础上,使用标记线模型对图像进行增强。由成像协议^[10]可知,沿着标记线的法线方向,标记线模型近似于 Gaussian 模板^[2,8]。标记线模型为 $g(s) = I_0 - de^{-\frac{s^2}{w^2}}$,其中 I_0 为标记线之间心肌组织的成像灰度, d 为标记深度, w 为宽度参数。由于同一成像平面在不同时刻的 I_0 不同,为避免在每一帧图像中都要选取不同的 I_0 值,因此本文使用了新的相似函数来

$$\hat{x} = x \cos \varphi + y \sin \varphi \quad (7)$$

$$\hat{y} = -x \sin \varphi + y \cos \varphi$$

式(7)的作用是将 Gabor 滤波核旋转 θ 角,使之能够增强垂直于这一角度的边缘。图 2 为 Gabor 滤波核沿 \hat{x} 方向的截面,当 A, B 点之间的距离为标记线宽度时,则可以达到最好的增强标记线的效果,即余弦函数的半个周期应为标记线宽度。本文中标记线的宽度为 2,即 $\delta = \pi/2, \sigma_x, \sigma_y$ 分别为 Gaussian 函数在 \hat{x} 和 \hat{y} 方向的方差,根据 Gaussian 函数的 3σ 准则,滤波器的窗口大小为 $(6\sigma_x + 1) \times (6\sigma_y + 1)$,由于标记线的形变在 $\pm 10^\circ$ 之间^[9],因而结果图像是用 $\varphi \in [-10^\circ + \theta, 10^\circ + \theta]$ 的 21 个滤波器来对图像进行滤波的平均值,图 3 为使用 Gabor 滤波器滤波后的长轴和短轴图像,其中图 3(a)为短轴图像,图 3(b)为图 3(a)90°方向 Gabor 滤波器滤波结果,图 3(c)为图 3(a)0°方向的 Gabor 滤波器滤波结果,图 3(d)为长轴图像,图 3(e)为图 3(d)0°方向的 Gabor 滤波器滤波结果。

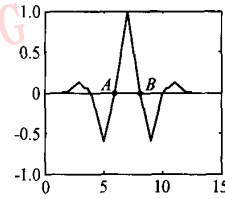


图 2 Gabor 滤波核截面

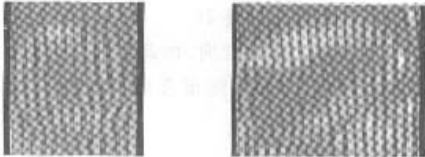
Fig. 2 Profile of the Gabor kernel

表征图像与标记线模型的相似程度

$$L(s) = \sigma(X_s), X_s = \begin{bmatrix} g(-u) - I(s-u) \\ g(-u+1) - I(s-u+1) \\ \vdots \\ g(u) - I(s+u) \end{bmatrix} \quad (8)$$

$I(s)$ 表示经 Gabor 滤波器滤波后图像上 s 点的灰度, $\sigma(X)$ 表示求取向向量 X 的方差, $2u + 1$ 为标记线模型的长度,其应为标记线宽度与标记线之间心肌宽度之和。

由方差性质 $\sigma(I_0 + X) = \sigma(X)$ 可知,由于该相似度函数在不同 I_0 的情况下,可得到相同的值,因此可以不考虑 I_0 的取值。在本文中,根据成像协议^[10], w 的取值为 $\sqrt{2}$, $u=3$, $d=0.5$ 。对图像求取的标记线模型的相似度结果见图4,由图4可以看出,该方法可增强图像上的标记线,其中图4(a)为图3(b)经标记线模型增强后的结果,图4(b)为图3(e)增强后的结果。



(a) 图3(c)增强后的结果 (b) 图3(e)增强后的结果

图4 标记线模型增强的结果

Fig.4 MR images strengthened by tag model

本文将经过 Gabor 滤波器滤波后的图像,通过求取与标记线模型的相似度,并进行归一化后作为主动轮廓的图像势能,即 $E_{img} = \sigma(X)$ 。

2.3 主动轮廓内能

主动轮廓的内部能量由弹性能量、刚性能量组成。在 Leymarie 模型中,使用了经典的 Kass 模型的内能项,即用轮廓线的一阶、二阶偏导来分别表示弹性能量和刚性能量,但这样的内能函数存在以下两个缺点:首先,由于其使得迭代方程只能在整个轮廓线上求解,并需根据轮廓线长度在每次迭代过程中产生新的系数矩阵,因此不能对轮廓线上的每一个点分别求解,这就使得模型不仅不能完全离散化,而且不便于对轮廓线上的每一个点单独进行人工干预;其次,仅在经典的刚性能量项的作用下,将使不闭合的轮廓线最终收敛为一条直线,这与刚性能量项可使主动轮廓光滑形变,且不产生角点的目标^[4]实际上是不符的。根据以上不足,本文采用的刚性内能为

$$E_{rig} = K \left(1 - \frac{c_i}{\left(\frac{1}{2n} \sum_{j=i-n}^{i+n} c_j \right)} \right)^2, j \neq i \quad (9)$$

$$c_i = \frac{\sin\theta}{r} = 2 \frac{|\vec{P}_{i-1}P_i \times \vec{P}_iP_{i+1}|}{|\vec{P}_{i-1}P_i| |\vec{P}_iP_{i+1}|} \quad (10)$$

c_i 为轮廓线上第 i 点的曲率,可由式(10)求得(如图5所示), K 为刚性系数。由于第 i 点的刚性内能只和周围 $2n$ 个点的曲率有关,因此每次迭代无需对整条轮廓线进行,而且在此刚性内能的作用下轮廓线上各点的曲率趋于相同,不但不会出现角点,也不会最终收敛为

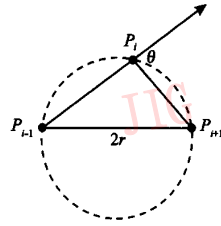


图5 主动轮廓上的相邻3点

Fig.5 Three adjacent points in the active contour model

一条直线。由于弹性能量在本文的具体实践中用处不大,因此本文采用的模型中没有加入弹性能量项。

2.4 瑞利耗散能量

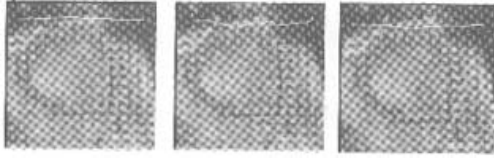
假设轮廓线上的每一点拥有相同的阻尼系数 γ , 则 t 时刻轮廓线上第 i 点的瑞利耗散能量为

$$R(\dot{q}) = \frac{1}{2} \gamma \dot{q}^2 = \frac{1}{2} \gamma \left(\frac{dP_i(t)}{dt} \right)^2 \quad (11)$$

它的作用是耗散主动轮廓的动能,使之能快速收敛到稳定状态,以便减少振荡的产生。

3 在主动轮廓模型中加入光流估计

在 Leymarie 模型中,由于主动轮廓的初始速度为零,因此没有给定轮廓的初始运动方向。这一假设在标记线跟踪中由于可能会引起初始轮廓向错误的方向运动,因而会跟踪到错误目标(图6(a))。本文使用文献[11]中的跟踪方法,将光流作为主动轮廓的初始速度。本文基于以下3种原因考虑如何使用光流估计:(1)由于 E_{spr2} 、 E_{spr3} 两种弹性势能的引入,导致轮廓线是否能跟踪到第1条标记线的准确位置,会对其他标记线的跟踪产生影响;(2)由于其他标记线在其上下或左右方向都存在相似的目标(标记线),且很难保证光流估计的准确性;(3)由于要获得主动轮廓的初始速度,且只需对初始轮廓线上的点进行光流评价,而无需对整幅图像求光流场,因此本文只对短轴图像左室心肌上两个方向上的第1条标记线使用光流估计。本文中使用了块匹配法来对光流进行估计,即对于第1条轮廓线上的每一个点 (x, y) ,首先在前一帧图像 I_1 中,以 (x, y) 为中心建立一个大小为 $(2n+1) \times (2n+1)$ 的相关块 W ,然后在当前帧图像 I_2 中,以对应点 (x, y) 为中心,在垂直于标记方向的 $2N+1$ 搜索区内寻找最佳匹配块,其衡量块匹配的标准为最小均方误差(minimum square error),本文中 $n=3$, $N=5$,光流估计结果如图6(b)所示。



(a) 没有使用光流的跟踪结果 (b) 光流估计 (c) 使用光流估计作为跟踪结果的跟踪结果

图 6 光流估计的作用

Fig. 6 Effect of the optical flow

4 算法实现及试验结果

4.1 求解主动轮廓模型

设第 i 帧 t 时刻轮廓线上的点为 $P_i(t)$, 其初始位置为 $P_i(0)$, 则由式(1)可得

$$m \frac{\partial^2 P_i(t)}{\partial t^2} + k(P_i(t) - P_i(0)) - \alpha\lambda_1(D_1 + L_i(t) - P_i(t)) - \beta\lambda_2(D_2 + L_i(t) - P_i(t)) - \sigma \frac{\partial E_{rig}}{\partial q} + \omega \frac{\partial E_{img}}{\partial q} + \gamma \frac{\partial P_i(t)}{\partial t} = 0 \quad (12)$$

在迭代过程中, 每次迭代的时间间隔相同, 以 1 表示, 式(12)中

$$\frac{\partial^2 P_i(t)}{\partial t^2} = (P_i(t) - P_i(t-1)) - (P_i(t-1) - P_i(t-2)) = P_i(t) - 2P_i(t-1) + P_i(t-2) \quad (13)$$

$$\frac{\partial P_i(t)}{\partial t} = P_i(t) - P_i(t-1) \quad (14)$$

由式(12)、式(13)、式(14)即可得主动轮廓的显式迭代公式(式(15))

$$x_i(t) = \frac{1}{(m+k+\gamma+\alpha\lambda_1+\beta\lambda_2)} \times (m(2x_i(t-1) - x_i(t-2)) + kx_i(0) + \alpha\lambda_1(D_1 + x_i(t)) + \beta\lambda_2(D_2 + x_i(t)) + \gamma x_i(t-1) + \sigma \nabla_{\perp} E_{rig} \Big|_x - \omega \nabla_{\perp} E_{img} \Big|_x)$$

表 1 跟踪结果与人工标定标记线之间最小距离的均值与方差

单位: pixels

Tab. 1 Means and Deviations of the minimum distances of our tracking results and manually gotten tag lines

	SA S ₂ F ₁ 0°	SA S ₂ F ₁ 90°	SA S ₂ F ₆ 0°	SA S ₂ F ₆ 90°	SA S ₃ F ₂ 0°	SA S ₃ F ₁ 90°	SA S ₃ F ₆ 0°	SA S ₃ F ₆ 90°	LA S ₆ F ₁ 90°	LA S ₆ F ₆ 90°
均值	0.5124	0.8416	0.9502	0.9725	0.8183	0.8082	1.0922	1.2672	1.0962	1.1093
方差	0.5973	0.8694	0.8871	0.7471	0.6708	0.7663	0.6525	0.6525	0.7040	0.6610

在跟踪过程中, 对网格状标记线的跟踪应分为两个不同的方向分别进行, 为了保证主动轮廓能最终收敛, 本文中算法的迭代次数为 200 次。本文对所有短轴和长轴图像使用了相同的系数(见表 2)。

$$y_i(t) = \frac{1}{(m+k+\gamma+\alpha\lambda_1+\beta\lambda_2)} \times (m(2y_i(t-1) - y_i(t-2)) + ky_i(0) + \alpha\lambda_1(D_1 + y_i(t)) + \beta\lambda_2(D_2 + y_i(t)) + \gamma y_i(t-1) + \sigma \nabla_{\perp} E_{rig} \Big|_y - \omega \nabla_{\perp} E_{img} \Big|_y) \quad (15)$$

其中, \perp 表示垂直主动轮廓的分量, ∇ 为求取梯度。本文使用各力垂直于主动轮廓的分量是为了防止主动轮廓线上的点收敛至一处, 由于标记线在心脏收敛过程中的旋转不超过 10° ^[9], 且所有帧中标记线均垂直于主动轮廓的方向, 因此皆可由垂直于第 1 帧中标记线的方向(用标记方向 Dir 表示)统一表示^[6]。

4.2 实验结果及分析

实验中, 采用 208×256 大小的心脏核磁共振图像, 每一成像平面有 16 帧图像, 短轴长轴方向各有 6 层成像平面。由于心脏舒张期的标记线过于模糊, 因此所有跟踪只对心脏收缩期的 6 帧图像进行, 且每一层第 1 帧的初始轮廓线通过在给定的感兴趣区域(region of interesting ROI)内, 沿标记方向进行灰度投影确定。由于标记方向是在图像数据中给出的, 因此整个跟踪过程只需在第 1 帧给定 ROI, 即可自动完成, 其部分实验结果如图 7 所示, 图中网格为跟踪到的标记线。在长轴图像中, 由于在后续的心脏 3 维重建工作中, 只需使用平行于短轴成像平面的标记线运动数据, 因此本文只跟踪标记方向为 90° 的标记线。为评估本文算法的效果, 将本文算法得到的标记线与手工标定的标记线进行了评价比较。评价方法为, 设手工标定的标记线为 H , 跟踪得到的标记线为 G , 本文使用 H 到 G 的最近距离作为对实验结果的评价: $e(H, G) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d(h_i, G)$, $d(h_i, G) = \min_j \|g_j - h_i\|$ 。 $d(h_i, G)$ 为 G 上各点 g_j 到 h_i 点的最小距离, n 为 H 上点的个数。对图 7 中第 1 帧与最后一帧试验结果的评估如表 1 所示。

表 1 中 SA(short axis)示短轴图像、LA(long axis)表示长轴图像、S(slice)代表成像平面、F(frame)代表帧, SA S₂ F₁ 0°表示短轴图像中第 2 成像平面, 第 1 帧, 标记方向为 0° 。

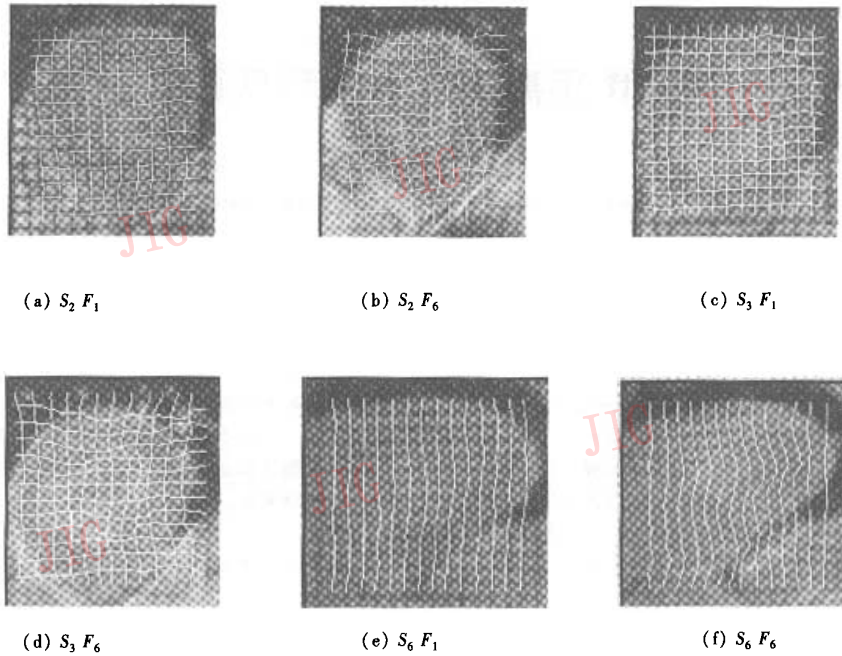


图7 心脏舒张末期及收缩末期的标记线(图中网格线)跟踪结果

Fig.7 The results of tag tracking at the end-diastole and end-systole

表2 本文试验的参数取值

Tab. 2 Values of all the parameters used in experiment

m	k	λ_1	λ_2	γ	σ	ω
1	2	2	2	0.1	3	3

5 结论

本文使用改进的主动轮廓模型来跟踪心脏核磁共振图像中标记线的运动,并引入光流估计来提高跟踪的准确性。实验结果表明,本文的算法由于能够较准确对心脏收缩期的标记线进行跟踪,因此在分析心脏的运动及心脏3维运动重建中具有实用性。

在本文提出的方法中,仍还有一些需要改进之处,其主要表现为,由于图像能量求取过程较复杂,致使解模型迭代次数较多,因而增加了算法的时间复杂度,而且在少数帧仍需引入人工干预等。这些都是下一步工作中应重点解决的问题。

参考文献 (References)

- 1 Axel L, Dougherty L. MR imaging of motion with spatial modulation of magnetization[J]. Radiology, 1989, 171:841 ~ 845.
- 2 Kerwin William S, Osman Nael F, Prince J L. Image processing and analysis in tagged cardiac MRI[A]. In: I. Bankman Editor, Chapter 24, Handbook of Medical Imaging [M], Washington, USA:

Academic Press, 2000.

- 3 Li Pei-hua, Zhang Tian-wen. A kind of new B-spline active contour [J]. Chinese Journal of Computers, 2002, 25(12):1348 ~ 1354. [李培华,张田文. 一种新的B样条主动轮廓线模型[J]. 计算机学报,2002,25(12):1348 ~ 1354.]
- 4 Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: active contour models [J]. Internation Journal Computer Vision, 1988, 1(4):321 ~ 331.
- 5 Leymarie F, Levine Martin D. Tracking deformable object in the plane using active contour model[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1993, 15(6):617 ~ 634.
- 6 Young A A. Tracking and finite element analysis of stripe deformation in magnetic resonance tagging [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1995, 14(3):413 ~ 412.
- 7 Kumar S, Goldgof D. Automatic tracking of SPAMM grid and the estimation of deformation parameters from cardiac MR images [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1994, 17(2):122 ~ 132.
- 8 Denny Thomas S. Estimation and detection of myocardial tags in MR image without User-Defined myocardial contours [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1999, 18(4):330 ~ 344.
- 9 Young A A, Imai H, Change C N, et al. Two dimensional left ventricular deformation during systole using magnetic resonance imaging with spatial modulation of magnetization [J], Circulation, 1994, 89(2):740 ~ 752.
- 10 McVeigh E R, Atalar E. Cardiac tagging with breath-hold cine MRI [J]. Magnetic Resonance Medical, 1992, 28:318 ~ 327.
- 11 Miki'e, Slawomir Krucinski, James D. Thomas. Segmentation and tracking in echo cardio graphic sequences; active contours guided by optical flow estimates [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1998, 17(2):274 ~ 284.