

带标记线左心室 MR 图像的自动分割

陈 强¹⁾ 周则明¹⁾ 王平安²⁾ 夏德深¹⁾

¹⁾(南京理工大学计算机系, 南京 210094) ²⁾(香港中文大学计算机系, 香港沙田)

摘 要 带标记线核磁共振(MR)图像能够提供了大量的运动信息,为实现左心室的运动重建提供了有利条件,但图像中存在灰度的一致性、弱边界、伪影、标记线的影响等现象,这些都给带标记线左心室 MR 图像的分割带来了困难。目前带标记线核磁共振图像的左心室分割主要靠人工完成,为此提出了一种自动分割方法,它是基于分级处理的分割方法,主要由 3 部分组成:首先用数学形态学的方法实现左心室的自动定位;然后用 K 均值聚类、模板匹配和基于骨架的心肌形状恢复方法给出左心室的内外初始轮廓线;最后用改进的水平集方法对初始轮廓线进行演化而得到最终结果。实验结果证明,此方法有较强的鲁棒性,是行之有效的方法。

关键词 MR 图像分割 水平集 心肌形状恢复 数学形态学 骨架 K 均值聚类

中图分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2004)06-0666-08

Automatic Segmentation of Tagged Left Ventricle MR Images

CHEN Qiang¹⁾, ZHOU Ze-ming¹⁾, Pheng Ann-heng²⁾, XIA De-shen¹⁾

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

²⁾(Department of Computer Science, Hong Kong Chinese University, Shatian, Hong Kong China)

Abstract Tagged MR images provide much motion information, which provides advantage for motion reconstruction of left ventricle(LV), but region inhomogeneity, weak edges, artifacts and influence of tag lines can emerge in images, so the segmentation of tagged left ventricle MR images is difficult. At present, it is almost accomplished manually. This paper introduced an automatic segmentation method of tagged left ventricle MR images, which is based on multistage hybrid processing and is composed of three parts. First the left ventricle is located using morphological method, then whose inner and outer contours are initialized using k-mean clustering, templet matching and the myocardium shape restoration based on skeleton. At last, the initial contour lines are evolved using improved level set method to achieve object boundaries. The performance of this new approach is demonstrated using tagged MR images, and experimental results proved the robustness and effectiveness of this method.

Keywords MR image segmentation, level set, myocardium shape restoration, morphological method, skeleton, K-mean clustering

1 引言

心脏核磁共振成像(MRI)具有分辨率高、成像参数多、对人体无电离辐射损伤等优点,它已经成为临床辅助诊断的重要工具。但由于成像机理,器官和组织结构的复杂性,MR 图像会出现灰度不一致、弱边界、伪影(如图 1 所示)等现象,带标记线 MR 图像中左心室的内外轮廓更加模糊,使得仅依靠单一方法实现左心室的分割变得很困难。

目前左心室的分割大都是对未加标记线图像进行的,如采用变分方法实现左心室的自动分割^[1];采用多级杂交活动表面模型匹配的方法实现左右心室的分割^[2];从信号处理的角度来定位轮廓^[3];基于活动轮廓模型,并引入反混乱特性以改进复杂形状目标的分割^[4],特别是乳头肌的影响。1994 年, Machael 等人对加标记线的左心室进行了分割^[5],方法是先用形态学方法去除标记线,给出边界候选点,然后用动态规划方法来确定内外轮廓。

本文主要做了以下 3 方面的工作:(1)用数学形

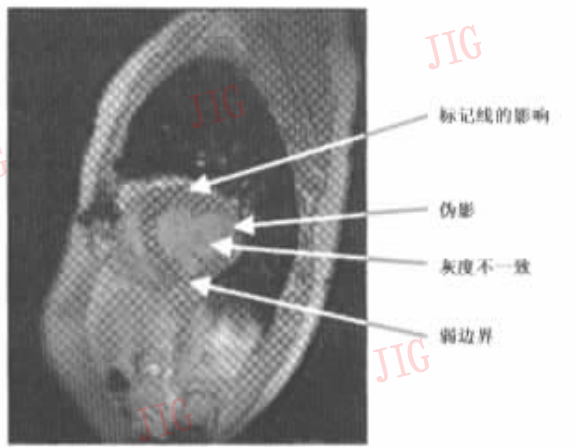


图 1 带标记线的 MR 图像

态学方法实现左心室的自动定位,为自动分割提供了条件;(2)基于区域信息找心肌的方法给出较准确的左心室内外轮廓,从而避免了左心室内部灰度不一致的问题,减弱了伪影、弱边界等现象对左心室分割的影响,使算法有很强的鲁棒性。(3)用窄带水平集方法演化初始轮廓,得到准确的内外轮廓,并引入了块像素变差的思想对水平集的速度项进行了改造,减弱了标记线的影响。

2 左心室的自动定位

自动定位是实现左心室自动分割的第 1 步。目

前自动定位的方法有多种,如:模糊集方法^[6]、最大判别法^[7]等。模糊集方法和最大判别法都需要进行训练得到相关的统计信息,然后构造相应的成员函数和对数相似性比率,整个实现过程较为繁琐,且最大判别法没有考虑标记线的影响。本文采用简单易行的数学形态学方法实现左心室的自动定位。数学思想是用具有一定形态的结构元素去量度和提取图像中的对应形状以达到对图像分析和识别的目的^[8]。数学形态学的基本运算有膨胀、腐蚀、开启和闭合。

设 A 为图像集合, B 为结构元素。膨胀的算符为 \oplus , 腐蚀的算符为 \ominus , 则开启运算的定义为

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \quad (1)$$

闭合运算的定义为

$$A \bullet B = (A \oplus B) \ominus B \quad (2)$$

算法流程如下:

- (1) 依据标记线的宽度和方向性,用半径为 3 个像素的菱形模板执行开运算去除标记线,如图 2(b);
- (2) 二值化图像,实现左心室内部区域的分离,如图 2(c);
- (3) 用面积(400~2 000 个像素)约束去除一些过大或过小的连通区域,如图 2(d);
- (4) 根据左心室为近似圆形的特点,用圆形模板执行开运算检测左心室,如图 2(e);

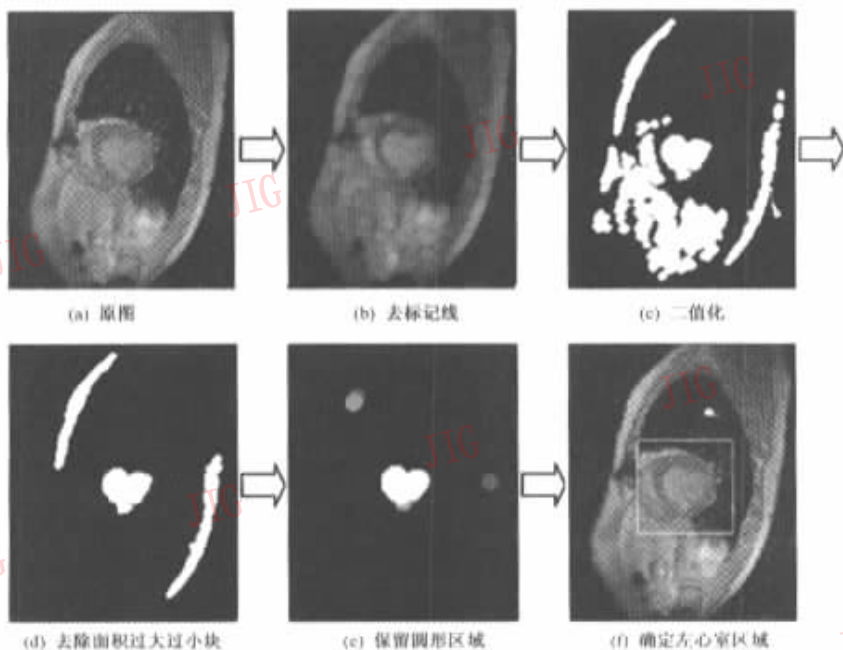


图 2 左心室定位过程

(5) 以检测区域中心作为 76×76 左心室区域中心, 从而得到包含左心室的子图, 如图 2(f)。

3 左心室内外初始轮廓线的确定

左心室的内外轮廓就是心肌的内外膜, 所以可以通过找心肌给出左心室内外轮廓线。由于心肌的灰度、纹理相似, 所以可以通过 K 均值聚类和模板匹配的方法粗略地找出心肌的位置, 然后通过确定骨架和基于形状约束的骨架恢复得到心肌, 即给出左心室的内外初始轮廓。

为了使带标记线的 MR 图像中心肌的灰度基本保持一致, 采用了调和相^[9]方法去除标记线。如果通过数学形态学方法去除标记线, 则由于信息丢失太多而达不到预期效果, 这从图 2(b) 可以看出。

3.1 基于 Harp 方法去除标记线

Harp 方法是一种基于空间调制磁化 (SPAMM) 标记核磁共振图像中孤立光谱峰的方法。调和成像原理是对二维图像进行傅里叶变换, 然后对单个光谱峰值区进行逆傅里叶变化, 从而生成调和相图像, 它由量值和相位组成。通过利用其中的带通滤波可以实现去除标记线的目的。基本变换方程为

$$\hat{I}_b(y, t) = F^{-1}\{F_b \cdot F\{I(y, t)\}\} \quad (3)$$

其中, y 是二维图像坐标向量, $y = [y_1, y_2]^T$, t 是时间, $I(y, t)$ 表示原图像。上式表示先对原图进行傅里叶变换 F , 然后对变换后的图像执行 $F_b(\cdot)$ 带通滤

波操作, 最后执行傅里叶逆变换得到去除标记线的图像。令 $B \in \mathbf{R}^2$ 表示二维频率, 带通滤波函数为

$$F_b(B) = \begin{cases} 1 & s_b(B) \leq 1 \\ e^{-(s_b(B)-1)^2/(2\sigma^2)} & s_b(B) > 1 \end{cases} \quad (4)$$

$$s_b(B) = \|(R_b S)^{-1}(B - H^T w_b)\| \quad (5)$$

其中, $S = \text{diag}[r_A, r_B]$, 对角矩阵中的 r_A 和 r_B 分别是椭圆带通区域的长轴半径和短轴半径; R 为相对于 $\angle H^T w_b$ (表示向量 $H^T w_b$ 与 B_1 所成的夹角) 的旋转矩阵, σ 取为 0.05。函数 $s_b(B)$ 产生所需的带通区域, 示意图如图 3。

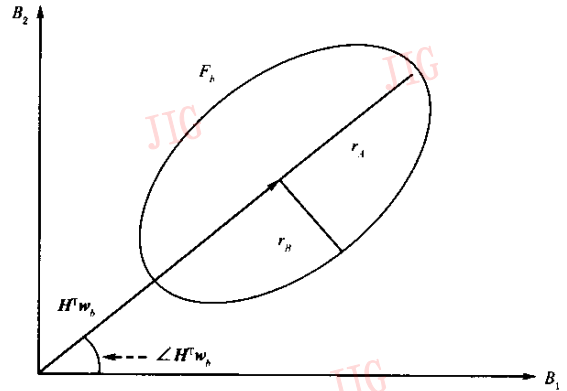


图 3 滤波器的椭圆带通示意

将椭圆中心定位于傅里叶幅值图像的中心, 从而得到去除标记线的图像, 它相当于低通滤波。图 4 为去除标记线的过程。

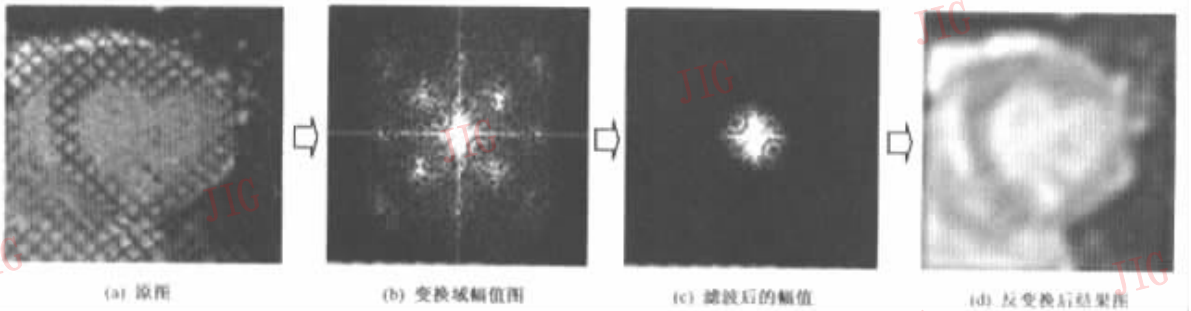


图 4 标记线去除过程

3.2 K 均值聚类

K 均值聚类是一种无监督的基于统计特征的分类方法^[10], 给定数据集 Ω , 需要将集合中的数据分为 n 类: $C_i, i=1, 2, \dots, n$ 。给出每一类的初始中心点 μ_i , 计算 Ω 中的每一点到 μ_i 的距离 d_i

$$d_i = \|I_i - \mu_i\|, I_i \in \Omega, i=1, 2, \dots, n$$

$$\text{设 } k = \min_i \{d_i, i=1, 2, \dots, n\}$$

则 $I_i \in C_k$ 。

每次分类结束后, 求出新的聚类中心, 设 C_i 类的的数据个数为 n_i , 按下式更新 μ_i

$$\mu_i = \sum I_i / n_i, I_i \in C_i$$

重复分类过程, 并更新每一类的中心, 直到前后两次每个聚类中心的距离小于给定的阈值。此时得到的 n 类为最终分类的结果。

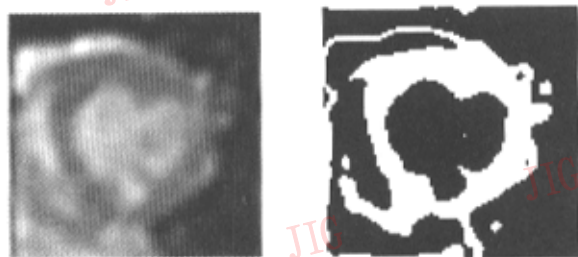
将 K 均值聚类方法应用于去除标记线的 MR 图像目标的分类,按如下基本步骤进行:

(1) 给定 MR 图像中目标的类别数 n , 给出各类初始的聚类中心 $\mu_i, i=1, 2, \dots, n, \mu_i$ 为图像各类像素的平均灰度, 注意在重复分类过程中 μ_i 互不相等; 定义待分类像素点的灰度到聚类中心的距离为 Euclid 距离;

- (2) 对像素点按灰度进行 K 均值集群;
- (3) 根据需要, 对目标进行适当的合并。

从上述算法可知, 同一目标中的像素点, 尽管灰度值存在差异, 经过集群后, 被划分到了同一类别。于是, K 均值算法较好地解决了区域灰度不一致性的问题, 对模糊边界处的像素点也作了初步的划分。

图 5 为 K 均值聚类过程, 取目标类别数为 3, 然后将黑和白两类合并, 得到心肌和背景两类。从图 5(b) 的聚类结果可以看出, 一些非心肌部分也由于灰度与心肌相近而被误分为心肌。需进一步采用模板匹配的方法来改进分类效果。



(a) 去除标记线的 MR 图像 (b) K 均值聚类结果

图 5 K 均值聚类过程

3.3 模板匹配

图 6 为模板匹配过程。相似性测度采用如下相关函数:

$$R(i, j) = \frac{t^T S_1(i, j)}{\sqrt{t^T t} \sqrt{S_1^T(i, j) S_1(i, j)}} \quad (6)$$

其中, $S_1(i, j)$ 表示子图, t 表示模板。 $0 < R(i, j) \leq 1$, 当 $S_1(i, j)$ 与 t 越相似, $R(i, j)$ 值越大。

算法流程如下:

- (1) 原图直方图增强;
- (2) 自动取匹配模板, 如图 6 中上方的模板图 (作了适当的放大), 它为属于心肌的一块小区域;
- (3) 对属于图 5(b) 中白色区域的点在增强过的图像上执行模板匹配;
- (4) 二值化;
- (5) 执行闭合运算和开启运算;
- (6) 找出可能的左心室区域。

从图 6(d) 的结果图可以看出, 心肌基本已经找出, 但还存在一些“尾巴”等错误。需进一步通过带有形状约束的骨架恢复得到心肌。

3.4 骨架确定和心肌形状恢复

骨架上的点一般保持了其与边界点距离最小的性质, 所以如果用以每个骨架点为中心的圆的集合, 就可恢复原始的区域^[8]。首先要确定骨架, 确定骨架的方法有多种, 如中轴变换 (MAT)、快速搜索方法^[11] (FMM)、快速并行算法^[12] 等。本文采用文献^[12] 的方法, 并对它进行了一些修改, 使它可以去除图 6(d) 中的“尾巴”。

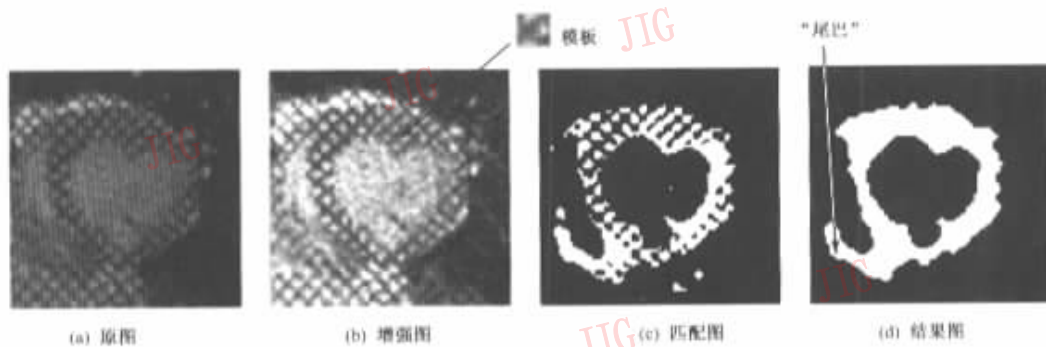


图 6 模板匹配过程

设已知目标点标记为 1, 背景点标记为 0。定义边界点是本身标记为 1 而其 8-连通邻域中至少有 1 个点标记为 0 的点。算法对边界点进行如下操作:

(1) 考虑以边界点为中心的 8-邻域, 记中心点为 p_1 , 其邻域的 8 个点顺时针绕中心点分别记为

p_2, p_3, \dots, p_9 , 其中 p_2 在 p_1 上方。首先标记同时满足下列条件的边界点:

- ① $1 \leq N(p_1) \leq 6$;
- ② $S(p_1) = 1$;
- ③ $p_2 p_4 p_6 = 0$;

$$\textcircled{4} p_4 p_6 p_8 = 0.$$

其中, $N(p_1)$ 是 p_1 的非零邻点的个数, $S(p_1)$ 是以 p_2, p_3, \dots, p_9 为序时这些点的值从 0 到 1 变化的次数。当对所有边界点都检验完毕后, 将所有标记了的点除去。

(2) 同第 1 步, 仅将前面条件③改为 $p_2 p_4 p_8 = 0$; 条件④改为条件 $p_2 p_6 p_8 = 0$ 。同样当对所有边界点都检验完毕后, 将所有标记了的点除去。以上两步操作构成一次迭代。直至没有点再满足标记条件, 这时剩下的点组成区域的骨架。

骨架确定后, 由骨架恢复得到心肌。骨架恢复基于

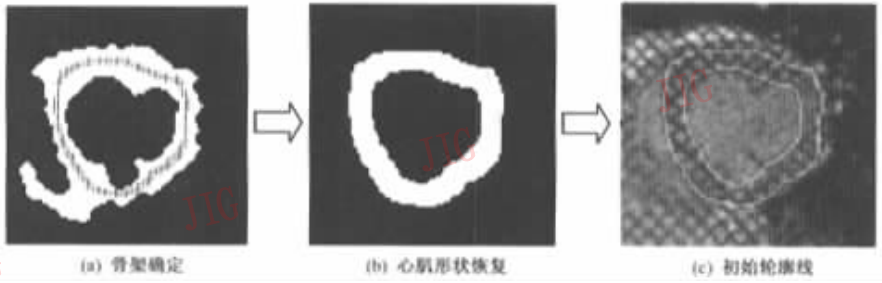


图 7 由基于骨架的心肌形状恢复给出左心室内外初始轮廓

4 基于水平集的曲线演化

水平集方法是一种零等值面方法^[13], 它的基本思想是将二维的曲线运动跟踪转换成三维的曲面运动跟踪。

水平集的基本方程为

$$\varphi + F |\nabla \varphi| = 0 \quad (7)$$

其中, φ 为水平集函数, 其零水平集表示目标轮廓曲线, 即

$$C(t) = \{x | \varphi(x, t) = 0\} \quad (8)$$

$|\nabla \varphi|$ 表示水平集函数的梯度范数; F 为曲面法线方向上的速度函数, 用以控制曲线的运动。分割的精度取决于进化曲面何时何地停止, 而进化曲面的停止依赖于速度项 F , F 的构造对分割结果至关重要。

本文采用的是基于窄带的水平集方法^[14], 以减少运算量。根据图像特点对内外轮廓线的速度函数进行了改造, 以期达到更好的分割效果。

水平集方程一般通过有限差分方法求解。差分格式必须考虑到数值解的稳定性, 步长的取值必须满足 CFL (courant-friedrich-levy) 条件。设 h 为离散水平集方程的空间步长, Δt 为时间步长, 满足“熵守恒”的差分求解格式为^[13]

$$\varphi^{(n+1)} = \varphi^{(n)} - \Delta t (\max(F_{x,y}, 0) \nabla^+ + \min(F_{x,y}, 0) \nabla^-) \quad (9)$$

每个骨架点到边界的距离值, 在求得每个骨架点到边界的距离值后, 就可恢复原始的区域。但是基于心肌的厚度相对一致考虑^[1], 每个以骨架点为圆心的圆半径均取为所有骨架点到边界的距离值的平均值, 这样得到的心肌比较准确和合理, 同时抗干扰能力也强。

图 7 为由基于骨架的心肌形状恢复给出初始轮廓线的结果图。从结果图可以看出, 最后找到的心肌比较准确, 使得初始轮廓线和左心室内外膜比较接近。通过曲线演化方法对初始轮廓线进行演化就可得到更精确的左心室内外轮廓。本文采用了基于窄带的水平集方法对轮廓进行演化。

其中,

$$\nabla^+ = \max(D_{i,j}^{-x}, 0)^2 + \min(D_{i,j}^{+x}, 0)^2 + \max(D_{i,j}^{-y}, 0)^2 + \min(D_{i,j}^{+y}, 0)^2$$

$$\nabla^- = \min(D_{i,j}^{-x}, 0)^2 + \max(D_{i,j}^{+x}, 0)^2 + \min(D_{i,j}^{-y}, 0)^2 + \max(D_{i,j}^{+y}, 0)^2$$

$$D_{i,j}^{-x} = \frac{\varphi_{i,j} - \varphi_{i-1,j}}{h}$$

$$D_{i,j}^{+x} = \frac{\varphi_{i+1,j} - \varphi_{i,j}}{h}$$

$$D_{i,j}^{-y} = \frac{\varphi_{i,j} - \varphi_{i,j-1}}{h}$$

$$D_{i,j}^{+y} = \frac{\varphi_{i,j+1} - \varphi_{i,j}}{h}$$

除使用上式求空间导数外, 还可以通过扩展边界, 再使用 3 阶 ENO (essentially nonoscillatory) 或 5 阶 WENO (weighted essentially nonoscillatory)^[15] 格式计算。本文在求解水平集方程时, 对空间导数采用以上迎风差分格式, 时间离散采用 3 阶 TVD-Runge-Kutta 方法^[16]:

$$\begin{cases} \tilde{\varphi}^{(n+1)} = \varphi^{(n)} + \Delta t L(\varphi^{(n)}) \\ \tilde{\varphi}^{(n+\frac{1}{2})} = \varphi^{(n)} + \frac{\Delta t}{4} [L(\varphi^{(n)}) + L(\tilde{\varphi}^{(n+1)})] \\ \varphi^{(n+1)} = \varphi^{(n)} + \frac{\Delta t}{6} [L(\varphi^{(n)}) + 4L(\tilde{\varphi}^{(n+\frac{1}{2})}) + L(\tilde{\varphi}^{(n+1)})] \end{cases} \quad (10)$$

其中, L 为空间导数算子, 由式(9)给出。已知当前时

刻窄带点的 $\varphi^{(n)}$ 值, 根据上式, 求出下一时刻的 $\varphi^{(n+1)}$, 从而使零水平曲线随时间不断演化。

文献[17]中提到速度项的构造为

$$F = F_A + F_G$$

其中, F_A 为一常量, 它不依赖于波前的几何特性, 但它的符号决定波前运动方向; F_G 依赖于波前的几何特性。当 $F_G = 0$ 时, 构造一负速度项:

$$F_1(x, y) = \frac{-F_A}{(M_1 - M_2)} \{ |\nabla G_\sigma * I(x, y)| - M_2 \} \quad (11)$$

其中, $\nabla G_\sigma * I(x, y)$ 表示先用特征宽度为 σ 的高斯平滑滤波与图像卷积得到平滑后的图像, 然后求平滑后图像的梯度; M_1, M_2 分别是图像梯度 $|\nabla G_\sigma * I(x, y)|$ 中的最大和最小值; 速度项可以简单的表示为 $F = F_A + F_1$, 即用 F_1 简单地替换 F_G ; 可见当图像梯度大时, 速度项趋于零。实际应用中目标边界的梯度不大可能都为相同的一个大值 (M_1), 即水平集在演化的过程中不大可能停止于目标的边界; 对于边界模糊的 MR 图像, 效果更是不理想。

为此本文对 F_1 的构造进行了调整, 令

$$r = \frac{|\nabla G_\sigma * I(x, y)| - M_2}{M_1 - M_2 - \delta}$$

其中, $0 < \delta < (M_1 - M_2)$, $r = \begin{cases} r, & r < 1 \\ 1, & r \geq 1 \end{cases}$

则改造后的负速度项为

$$F_1'(x, y) = -rF_A \quad (12)$$

经过修改以后, 目标边界的梯度值和 M_1 较接近时, F 值就为零, 演化曲线就停止。

当曲线运动与曲率有关, 即 $F_G \neq 0$ 时, 文献[17]中提出了基于图像梯度的停止项:

$$g_1(x, y) = \frac{1}{1 + |\nabla G_\sigma * I(x, y)|} \quad (13)$$

为了调整图像梯度对于速度项的影响, 可以把它改写为

$$g_1'(x, y) = \frac{1}{1 + |\nabla G_\sigma * I(x, y)|^p} \quad (14)$$

其中, 常量 $p \geq 1$, p 越大, 图像梯度对于速度项的影响越大; 速度项 $F = g_1'(\epsilon H + F_A)$, 其中 $H = \frac{\varphi_{yy}\varphi_x^2 - 2\varphi_x\varphi_y\varphi_{xy} + \varphi_{xx}\varphi_y^2}{(\varphi_x^2 + \varphi_y^2)^{3/2}}$, ϵ 为常量。

为了解决边界泄漏和过边界问题, 引入了一项依赖于边缘强度的回溯项 $\nabla c \cdot \nabla \varphi$ ^[18], 其中

$$c(x, y) = \frac{1}{1 + |\nabla G_\sigma * I(x, y)|}.$$

图 7(c) 中初始轮廓线的演化仅依赖于梯度、曲

率很难达到好的效果, 因此, 有必要利用区域信息来改造速度项。文献[19]中用 BPV (块像素变差) 来提取纹理信息, 本文将标记线看作纹理信息, 引入 BPV 来改造速度项。

$$BPV(x, y) = \frac{1}{N} \sum_{i=y-\frac{N-1}{2}}^{y+\frac{N-1}{2}} (I(x, i) - M)^2 \quad (15)$$

$$M = \frac{1}{N} \sum_{i=y-\frac{N-1}{2}}^{y+\frac{N-1}{2}} |I(x, i) - I(x, y)|$$

其中, $BPV(x, y)$ 为点 (x, y) 处的块像素变差值, $1 \leq x \leq m$, $\frac{N-1}{2} \leq y \leq n - \frac{N-1}{2}$; m, n 分别为图像的高度和宽度; N 为窗口宽度 (如 7×1)。 $I(x, y)$ 为块中心像素的灰度值。上式的含义是: 当某一点的同一行以它为中心相邻几个像素 (如 3 或 4) 的灰度值与这点相差大时, 这一点的 BPV 值就小; 反之亦然。对于图 7(c) 的情况来说, 由于标记线的影响, 心肌上 BPV 值相对于左心室内部、外部区域要小得多。当外轮廓线在心肌内部时, 它应以较快的速度到达心肌外膜, 速度项应该与 BPV 值成反比; 当内轮廓线在心肌内部时, 它应停止向外演化, 所以速度项应该与 BPV 值成正比。

外轮廓线最终的速度项为

$$F_o = g_1'(\epsilon H + F_A + F_1') + \beta \frac{(\nabla c \cdot \nabla \varphi)}{|\nabla \varphi|} + \gamma(\max(BPV) - BPV) \quad (16)$$

内轮廓线最终的速度项为

$$F_i = g_1'(\epsilon H + F_A + F_1') + \beta \frac{(\nabla c \cdot \nabla \varphi)}{|\nabla \varphi|} + \gamma(BPV) \quad (17)$$

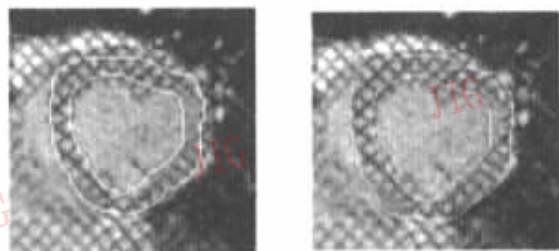
其中, 常量 ϵ, β, γ 可以根据图像的性质进行相应的调整。

5 实验结果

本文的算法作用于带斜十字交叉标记线的 MR 图像的左心室, 取得了较好的分割效果。图 8、图 9 是标记线很强的情况, 它对心脏内外轮廓影响较大。图中的菱形亮斑是由于在射频脉冲的作用下, 磁信息模式加到机体上的成像反映。图 10 是标记线衰减很弱的情况, 心脏内外轮廓比较清晰, 没有带标记线的 MR 图像情况与图 10 类似。目前, 大部分是针对未加标记线 MR 图像做左心室分割, 带标记线的图像主要由人工完成。

图 8 给出了水平集演化图 7(c)的结果。从结果可以看出,最终的左心室内外轮廓较初始时更为准确。图 9 是标记线刚加上时的分割结果,由于标记线太强,所以水平集演化速度很慢,最终结果与初始轮廓线相差不大。图 10 是舒张期的分割结果,由于标记线很弱,左心室内外轮廓比较清晰,所以最终的分割结果较其它标记线强的分割结果更接近真实边界。从实验结果可以看出,在标记线强和弱的时候都能给出较准确的初始轮廓线,同时区域灰度不一致、伪影、弱边界等问题都得到了很好的解决,所以本文的方法适合于心动周期的各个时刻,具有很强的鲁

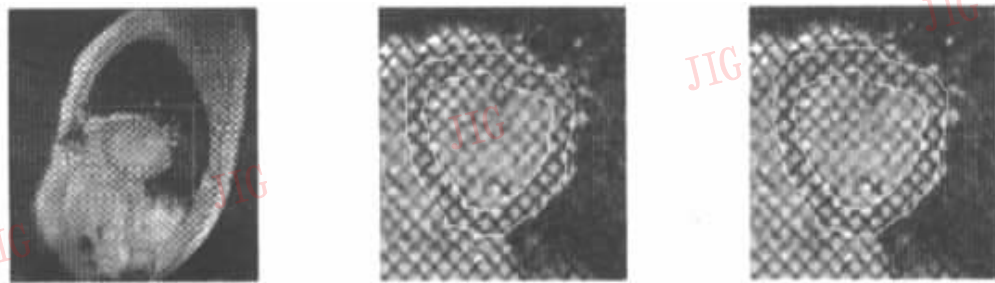
棒性,为实现带标记线 MR 图像的自动分割提供了一种切实可行的方法。



(a) 初始轮廓线

(b) 最终结果

图 8 水平集演化结果



(a) 定位

(b) 初始轮廓线

(c) 最终结果

图 9 第 1 帧的分割结果



(a) 定位

(b) 初始轮廓线

(c) 最终结果

图 10 舒张期分割结果

6 结论

本文给出了一种自动分割带标记线左心室 MR 图像的方法,它是基于分级处理的思想,主要由自动定位、初始化轮廓线和曲线演化 3 部分组成。由于初始轮廓线是通过基于区域信息的方法找心肌实现的,所以抗干扰能力强,一般都能给出较准确的初始轮廓线,为下一步基于窄带水平集的曲线演化提供了有利条件。同时根据图像特征,对水平集速度项的改造,达到了较好的分割效果。

参考文献

- 1 Nikos Paragios. A variational approach for the segmentation of the left ventricle in MR cardiac images[J]. International Journal of Computer Vision, 2002, **50**(3):345~362.
- 2 Mitchell Steven C, Boudewijn P F Lelieveldt, Rob J van der Geest, *et al.* Multistage hybrid active appearance model matching: segmentation of left and right ventricles in cardiac MR images [J]. IEEE Transactions on medical imaging, 2001, **20**(5):415~423.
- 3 Taleb-Ahmed A, Leclerc X, Michel T Saint. Semi-automatic segmentation of vessels by mathematical morphology: Application in MRI[J]. Image Processing, 2001, **3**:1063~1066.

- 4 Piotr Makowski, Thomas Sangild Sørensen, Søren Vorre Therkildsen, *et al.* Two-phase active contour method for semiautomatic segmentation of the heart and blood vessels from MRI images for 3D visualization [J]. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 2002, **26**(1):9~17.
- 5 Guttman Michael A, Prince Jerry L, McVeigh Elliot R. Tag and contour detection in tagged MR images of the left ventricle[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1994, **13**(1):74~88.
- 6 Piva RMV, Kitney RI. Fuzzy-based automatic detection of tags and ventricular contours for wall motion analysis of cardiac magnetic resonance images[A]. *Computers in Cardiology*[C], New York, USA, 1995:237~240.
- 7 Jolly Marie-Pierre, Duta Nicolac, Gareth Funka-Lea. Segmentation of the left ventricle in cardiac MR images [A]. *International Conference on Computer Vision (ICCV'01)*, 2001, **1**:501~508.
- 8 章毓晋. 图像工程上册:图像处理和分析[M]. 北京:清华大学出版社,1992:224~226.
- 9 Osman Nael F, Mcveigh Elliot R, Prince Jerry L. Imaging heart motion using harmonic phase MRI[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2000, **19**(3):186~202.
- 10 边肇祺,张学工. 模式识别(第 2 版)[M]. 北京:清华大学出版社,2001:234~237.
- 11 Alexandru Telea, Jarke J. van Wijk. An augmented fast marching method for computing skeletons and centerlines[A]. *IEEE TCVG Symposium on Visualization* [C], Barcelona, Spain, 2002:251~260.
- 12 Zhang T Y, Suen C Y. A fast parallel algorithm for thinning digital patterns[J]. *Communications of the ACM*, 1984, **27**(3):236~240.
- 13 Osher S, Sethian J A. Fronts propagation with curvature-dependent speed: algorithms based on Hamilton-Jacobi formulation[J]. *Journal of Computational Physics*, 1988, **79**(1):12~49.
- 14 David Adalsteinsson, James A. Sethian, A fast level set method for propagating interfaces[J]. *Journal of Computational Physics*, 1995, **118**(2):269~277.
- 15 Jiang G S, Shu C W. Efficient implementation of weighted ENO schemes[J]. *Journal of Computational Physics*, 1996, **126**(1):202~228.
- 16 Peng Dan-ping, Merriman Barry, *et al.* A PDE- based fast local level set method[J]. *Journal of Computational Physics*, 1999, **155**(2):410~438.
- 17 Malladi Ravikanth, Sethian James A, Vemuri Baba C. Shape modeling with front propagation: a level set approach[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 1995, **17**(2):158~175.
- 18 Kichenassamy S, Kumar A, Olver P, *et al.* Conformal curvatures flows: from phase transitions to active vision [J]. *Archive of Rational Mechanics and Analysis*. 1996, **134**(3):275~301.
- 19 Looney C G. *Pattern recognition using neural network* [M]. England:Oxford University Press, Chap. 10,1997.



陈 强 1979 年生,2002 年于南京理工大学获学士学位,现为该校模式识别与智能系统专业博士研究生。研究兴趣为图像处理与理解和模式识别。



周则明 1966 年生,现为南京理工大学博士研究生。研究领域为模式识别和医学图像分析。



王平安 1961 年生,教授。1992 年于印第安纳大学获计算机博士学位。研究领域包括虚拟现实在医学上的应用,交互式科学计算可视化,三维医学图像和三维用户界面以及计算机图形学等。



夏德深 1941 年生,教授,博士生导师,1988 年毕业于法国鲁昂大学,获博士学位。主要研究方向为图像处理、卫星遥感和模式识别。发表论文 80 余篇,专著 4 部。