

DOI: 10.7652/xjtub201708002

# 一种心肌延迟强化磁共振图像的半自动分割算法

杨聪, 伍卫国, 苏远歧

(西安交通大学电子与信息工程学院, 710049, 西安)

**摘要:** 针对心肌延迟强化磁共振图像分割中边界模糊的问题, 提出了一种基于水平集的半自动分割算法。该算法通过结合多相水平集算法和 Chan-Vese 模型, 可以同时分割心肌内膜、外膜和心肌梗塞区域的边界。根据心脏左心室的圆形特征, 通过增加圆形惩罚项, 使得分割心肌内膜的曲线在迭代过程中逐渐接近于圆形, 从而解决了心肌内膜边界模糊的问题。根据心肌内膜和外膜之间的距离关系, 提出了动态气球力, 通过将两条演化曲线之间的距离约束在一定范围内, 使得曲线在真实边界附近收敛, 从而提高了分割心肌外膜边界的精度。由于正常心肌与发生梗塞的心肌在灰度上存在着明显的差异, 采用 Chan-Vese 模型代替阈值法分割心肌梗塞区域以获取光滑的目标边界。该算法已在 STACOM 2012 国际竞赛数据集上进行了验证测试, 结果表明, 算法的平均 Dice 相似性系数为 0.72, 较其他算法的平均 Dice 系数提高了 0.07~0.12; 算法具有较好的实验可重复性的同时也具有更好的稳定性。

**关键词:** 心肌延迟强化磁共振; 水平集算法; 心肌梗塞; 边界模糊

**中图分类号:** TP317.4; TP242.6 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2017)08-0006-06

## A Semi-Automatic Method for Segmentation of Myocardial DE-MRI

YANG Cong, WU Weiguo, SU Yuanqi

(School of Electronics and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

**Abstract:** A semiautomatic segmentation method based on level set is proposed to solve the weak boundaries problem in segmentation of myocardial DE-MRI (delayed enhancement magnetic resonance Image). This method uses multiphase level sets and the Chan-Vese model to simultaneously extract the boundaries of endocardium, epicardium and infarction. It relies on the circular shape of the cardiac left ventricle that a circular penalized term is introduced to keep the shape of the evolving contour close to a circle, and thus the difficulty caused by the weak boundaries between the endocardium and trabeculation is overcome. A dynamic balloon force is introduced according to the distance between the myocardial borders to preserve the distance between the two evolving contours within a given range, therefore the segmentation accuracy of the epicardium is improved. Since the gray level of the normal myocardium is significantly different from that of the infarcted myocardium, the Chan-Vese model is used to extract the infarction region of myocardium and to obtain smooth object boundaries. The proposed method is validated on the data set from STACOM 2012 challenge. The average Dice similarity coefficient of the method is 0.72, and is 0.07-0.12 bigger than those of other methods. Experimental results also show that the proposed method obtains better reproducibility, and is more robust than those

收稿日期: 2016-12-16。 作者简介: 杨聪(1987—),男,博士生;伍卫国(通信作者),男,教授,博士生导师。 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61672423)。

网络出版时间: 2017-06-19

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20170619.1148.006.html>

compared methods.

**Keywords:** delayed enhancement magnetic resonance imaging; level sets; myocardial infarction; weak boundary

缺血性心肌病又名冠心病,是由冠状动脉粥样硬化导致心脏血管狭窄或者阻塞引起的心肌缺血。心肌长时间、持续性缺血会导致心肌坏死,产生心肌梗塞。近年来,心肌梗塞的发病率呈上升趋势,我国每年新增病例超过 50 万<sup>[1]</sup>。心肌延迟强化磁共振(delayed enhancement magnetic resonance imaging, DE-MRI)技术是检查心肌梗塞的重要手段,具有成像分辨率高、能够减少由生理运动造成的伪影等优点。通过分割心肌 DE-MRI 图像可以获取心肌内外膜及梗塞区域的边界,进而计算心脏功能指标以及梗塞的心肌面积的大小等信息,为心肌梗塞的诊断和治疗提供重要的信息。

在心肌 DE-MRI 图像中,由于心肌与脊小梁等组织之间的灰度重叠,梗塞的心肌区域的灰度与血池的灰度极其相似,导致部分心肌内膜以及梗塞的心肌区域的边界非常模糊,采用现有的分割算法难以获得理想的结果。在临床实验中,主要采用手工方式实现心肌 DE-MRI 图像的分割。然而,手工分割不但对医生的专业知识以及经验要求非常高,而且耗时费力。另外,同一个医生在不同时间的分割结果,以及不同医生分割的结果也不尽相同,不利于实验的复现和重复,因此研究心肌 DE-MRI 的自动或者半自动分割算法具有重要的意义。自动或半自动心肌梗塞分割算法<sup>[2-3]</sup>主要分为以下几类:基于阈值的算法<sup>[4-5]</sup>;基于特征聚类的算法<sup>[6-7]</sup>;能量最小化算法<sup>[8-10]</sup>。基于阈值和基于特征聚类算法的分割精度不够理想<sup>[3]</sup>,不但容易受到噪声的干扰,而且扩展性也比较差。能量最小化算法能够直接地将先验知识融入分割框架中,具有良好的可扩展性。水平集算法是一种典型的能量最小化算法,它将平面中的曲线用更高维函数的一个水平集表示,然后通过最小化目标函数使得曲线在目标区域边界附近收敛。

根据左心室的形状特征及心肌 DE-MRI 图像的灰度分布特点,本文提出了一种圆形约束的多相水平集(circular shape constrained multiphase level set, CSCMLS)算法。该算法的创新点主要有:根据左心室的圆形特征提出了圆形惩罚项,解决了心肌内膜边界模糊的问题;根据左心室心肌的解剖学特征提出了一种动态气球力,对解决心肌外膜边界模糊的问题具有重要作用,通过将圆形惩罚项与多相

水平集相结合能够更好地分割梗塞的心肌区域。CSCMLS 算法已在一个公开的数据集上进行了实验验证,结果表明,CSCMLS 算法不但在精度上有所提升,而且具有较好的稳定性。

## 1 CSCMLS 算法分割模型

### 1.1 目标区域的水平集表示

令  $\Omega \subset R^2$  为图像区域,  $\mathbf{z} = (x, y) \in \Omega$  为图像区域上的点,  $\phi_i: \Omega \rightarrow R (i=1, 2, 3)$  为定义在  $\Omega$  上的水平集函数, 则  $\{\mathbf{z}: \phi_i(\mathbf{z}) < 0\}$  表示目标区域,  $\{\mathbf{z}: \phi_i(\mathbf{z}) > 0\}$  表示背景区域,  $\{\mathbf{z}: \phi_i(\mathbf{z}) = 0\}$  表示目标区域边界。使用 3 个水平集函数  $\phi_0(\mathbf{z})$ 、 $\phi_1(\mathbf{z})$  和  $\phi_2(\mathbf{z})$  的零水平集分别表示心肌内、外膜及梗塞区域的边界, 如图 1 所示,  $\phi_i(\mathbf{z}) = 0$  表示  $\phi_i(\mathbf{z})$  的零水平集, 3 条封闭的曲线分别为  $\phi_0(\mathbf{z})$ 、 $\phi_1(\mathbf{z})$  和  $\phi_2(\mathbf{z})$  的零水平集, 它们将整个图像区域分成 4 个子区域, 即: 左心室血池  $\Omega_1$ , 正常心肌区域  $\Omega_2$ , 梗塞的心肌区域  $\Omega_3$  和背景区域  $\Omega_4$ 。最终的分割目标为  $\Omega_2$  的内外边界以及  $\Omega_3$  的边界。

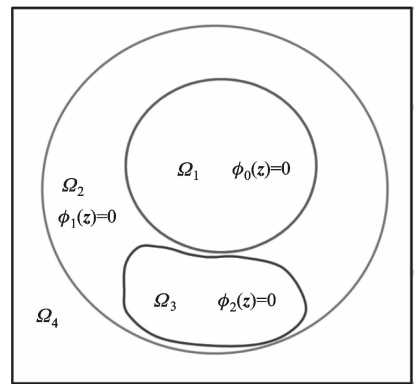


图 1 目标区域的水平集表示

在水平集算法中,许多能量泛函是定义在相应区域上的积分,如  $\int_{\Omega_i} f(\mathbf{z}) d\mathbf{z}$  形式的积分。因此,为了统一不同能量泛函的积分区域,定义如下 4 个函数来分别表示图 1 中的 4 个区域

$$M_1(\mathbf{z}) = 1 - H(\phi_0(\mathbf{z})), \quad \mathbf{z} \in \Omega_1 \quad (1)$$

$$M_2(\mathbf{z}) = H(\phi_0(\mathbf{z}))H(\phi_2(\mathbf{z})) - H(\phi_0(\mathbf{z}))H(\phi_1(\mathbf{z}))H(\phi_2(\mathbf{z})), \quad \mathbf{z} \in \Omega_2 \quad (2)$$

$$M_3(\mathbf{z}) = H(\phi_0(\mathbf{z})) + H(\phi_0(\mathbf{z}))H(\phi_1(\mathbf{z}))H(\phi_2(\mathbf{z})) -$$

$$H(\phi_0(\mathbf{z})) [H(\phi_1(\mathbf{z})) + H(\phi_2(\mathbf{z}))], \mathbf{z} \in \Omega_3 \quad (3)$$

$$M_i(\mathbf{z}) = H(\phi_0(\mathbf{z})) H(\phi_i(\mathbf{z})), \mathbf{z} \in \Omega_i \quad (4)$$

式中:  $H(n)$  为 Heaviside 阶跃函数。由于  $H(n)$  在  $n=0$  处导数为无穷大, 故在数值实现时, 常采用  $H_\epsilon(n)$  近似表示  $H(n)$

$$H_\epsilon(x) = \frac{1}{2} \left[ 1 + \frac{1}{\pi} \arctan \left( \frac{x}{\epsilon} \right) \right] \quad (5)$$

式中:  $\epsilon$  为尺度参数, 它决定了  $H_\epsilon(n)$  在  $n=0$  处导数的大小。利用上述 4 个关系函数, 定义在  $\Omega_i (i=1, 2, 3, 4)$  上的能量泛函  $\int_{\Omega_i} f(\mathbf{z}) d\mathbf{z}$  可以用  $\int_{\Omega} f(\mathbf{z}) M_i(\mathbf{z}) d\mathbf{z}$  进行替代。

## 1.2 CSCMLS 算法的能量模型的定义

CSCMLS 算法的能量泛函定义为

$$E(\phi_0(\mathbf{z}), \phi_1(\mathbf{z}), \phi_2(\mathbf{z}), c_{in}, c_m) = E_e(\phi_0(\mathbf{z})) + E_p(\phi_1; \phi_0(\mathbf{z})) + E_{in}(\phi_0(\mathbf{z}), \phi_1(\mathbf{z}), \phi_2(\mathbf{z}), c_{in}, c_m) \quad (6)$$

式中:  $E_e$ 、 $E_p$  和  $E_{in}$  分别为分割心肌内外膜及梗塞区域的能量项;  $c_{in}$  和  $c_m$  分别为心肌梗塞区域及正常心肌的平均灰度。

1.2.1 能量项  $E_e$  的定义 在心肌 DE-MRI 图像中, 位于左心室血池内的乳突肌、脊小梁等组织的灰度与心肌的灰度非常相似, 导致部分心肌内膜边界模糊的问题, 因此, 无论是基于边缘的分割算法还是基于区域的分割算法都很难准确地分割左心室内膜。本文根据左心室的圆形特征, 通过在演化过程中施加圆形惩罚项, 迫使零水平集的形状逐渐接近于一个圆, 从而使得演化曲线能够跨越脊小梁等组织的边界, 并最终在心肌内膜附近的位置收敛。对于任意的水平集函数  $\phi(\mathbf{z})$ , 圆形惩罚项的定义为

$$C(\phi(\mathbf{z})) = \int_{\Omega} (\phi(\mathbf{z}) - \phi_c(\mathbf{z}))^2 d\mathbf{z} \quad (7)$$

式中:  $\phi_c(\mathbf{z})$  为符号距离函数, 由演化曲线的拟合圆构造。由式(7)可知, 当  $\phi(\mathbf{z}) = \phi_c(\mathbf{z})$  时,  $C(\phi(\mathbf{z}))$  取得最小值。最小化  $C(\phi(\mathbf{z}))$  使得  $\phi(\mathbf{z})$  逐渐靠近  $\phi_c(\mathbf{z})$ , 因而使得曲线在演化过程中逐渐接近于一个圆形。当演化曲线被脊小梁等组织的边界阻挡时, 部分演化曲线位于零水平集的内部, 圆形惩罚项迫使这部分曲线继续向外扩张, 最终在真实心肌内膜边界附近收敛。

将式(7)中的  $\phi(\mathbf{z})$  用  $\phi_0(\mathbf{z})$  代替后, 分割心肌内膜的能量项  $E_e$  为

$$E_e(\phi_0(\mathbf{z})) = \lambda_e \int_{\Omega} g \delta(\phi_0(\mathbf{z})) |\nabla \phi_0(\mathbf{z})| d\mathbf{z} +$$

$$\beta_e \int_{\Omega_1} g d\mathbf{z} + \mu_e C(\phi_0(\mathbf{z})) \quad (8)$$

式中:  $\lambda_e$  为长度项系数;  $\beta_e$  为气球力项系数;  $\mu_e$  为圆形约束项系数;  $g$  为边缘停止函数, 其定义为

$$g = 1 / (1 + |\nabla G * I|^2) \quad (9)$$

其中  $I: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$  为定义在  $\Omega$  上的图像,  $G$  为高斯滤波器。由于梯度模  $|\nabla G * I|$  反映的是图像边缘信息的强弱, 因此  $g$  在目标边界上的值最小。值得说明的是,  $\int_{\Omega_1} g d\mathbf{z}$  可以用  $\int_{\Omega} g M_1 d\mathbf{z}$  代替后, 式(8)中不同能量项的积分区域统一为  $\Omega$ 。

$\delta(x) = H'(x)$  为狄拉克函数, 它是一个广义函数, 通常使如下用函数近似表示

$$\delta_\epsilon(x) = \epsilon / (\pi(\epsilon^2 + x^2)) \quad (10)$$

式(8)中的第 1 项是沿曲线对边缘停止函数进行线积分, 称之为长度项; 第 2 项是在曲线包围的区域上对边缘停止函数进行面积分, 称之为气球力项; 第 3 项为圆形约束项, 由式(7)定义。由气球力项的定义可知, 当  $\beta_e > 0$  时, 该项提供向外扩张的力;  $\beta_e < 0$  时, 该项提供向内收缩的力。然而, 在曲线演化的过程中, 气球力的大小和方向始终保持不变, 因此称为静态气球力项。

1.2.2 能量项  $E_p$  的定义 在 DE-MRI 图像中, 左心室及其周围器官的灰度值相似, 这是导致心肌外膜的分割结果不理想的主要原因。根据心脏解剖学知识, 左心室心肌内膜和外膜之间的距离保持在一定范围内且是光滑变化的。在此基础上, 提出了动态气球力项, 该项将  $\phi_1(\mathbf{z})$  的零水平集约束在心肌外膜的一定范围内演化, 从而提升了分割心肌外膜的精度。

根据心肌内膜和外膜之间的位置关系, 在迭代过程中需要根据两条演化曲线的位置动态地改变气球力的大小和方向, 因此定义距离指示函数为

$$\eta(\mathbf{z}) = [(\phi_0(\mathbf{z}) - w) / d]^{1/3} \quad (11)$$

式中:  $w$  为心肌内外膜间的固定距离;  $d$  为缓冲距离。由定义可知, 当  $\phi_0(\mathbf{z})$  和  $\phi_1(\mathbf{z})$  的零水平集之间的距离大于  $w$  时,  $\eta(\mathbf{z})$  取正, 否则  $\eta(\mathbf{z})$  为负, 且两条演化曲线之间的距离越远,  $\eta(\mathbf{z})$  的值越大。

将式(8)中的  $\beta_e$  用距离指示函数  $\eta(\mathbf{z})$  替代, 分割心肌外膜的能量泛函  $E_p$  的定义为

$$E_p(\phi_1(\mathbf{z})) = \mu_p C(\phi_1(\mathbf{z})) + \lambda_p \int_{\Omega} g \delta(\phi_1(\mathbf{z})) \cdot |\nabla \phi_1 \mathbf{z}| d\mathbf{z} + \eta(\mathbf{z}) \int_{\Omega} H(-\phi_1(\mathbf{z})) d\mathbf{z} \quad (12)$$

式中:  $\mu_p$  和  $\lambda_p$  分别为圆形约束项系数和长度项系

数。式(12)中的前 2 项分别为圆形约束项和长度项,第 3 项为动态气球力项,它随着两条演化曲线间的距离变化而变化,而且不同位置的气球力的大小和方向都可能不同。在距离大于  $w$  的位置, $\eta(\mathbf{z})$  为正,该项提供向内收缩的力;在距离小于  $w$  的位置, $\eta(\mathbf{z})$  取负,该项提供向外扩张的力。与静态气球力相比,动态气球力有以下 2 个优点:①能使部分曲线扩张的同时允许曲线的其他部分收缩;②动态气球力还具有终止曲线演化功能,当两条演化曲线间的距离接近  $w$  时, $\eta(\mathbf{z})$  的取值接近于 0,此时曲线将收敛。上述两种特性有利于解决心肌外膜边界模糊的问题。

1.2.3 能量项  $E_{in}$  的定义 在心肌 DE-MRI 图像中,心肌梗塞区域与正常心肌区域的灰度有着明显的区别。为了获得光滑的目标边界,采用 Chan-Vese (CV)模型<sup>[11]</sup>分割梗塞的心肌区域, $E_{in}$  的定义为

$$E_{in}(\phi_0(\mathbf{z}), \phi_1(\mathbf{z}), \phi_2(\mathbf{z}), c_{in}, c_m) = \lambda_{in} \int_{\Omega_3} (I - c_{in})^2 d\mathbf{z} + \lambda_m \int_{\Omega_2} (I - c_m)^2 d\mathbf{z} \quad (13)$$

式中: $\lambda_{in}$  和  $\lambda_m$  分别为背景和前景的拟合项系数。当曲线在心肌梗塞区域内部时,曲线内部点的灰度与  $c_{in}$  相似,式(13)的第 1 项趋近于 0,而第 2 项大于 0,最小化能量项  $E_{in}$  将使曲线向外扩张。同理,当曲线包围心肌梗塞区域内部时,曲线外的图像灰度与  $c_m$  相似,式(13)的第 2 项趋近于 0,而第 1 项大于 0,最小化能量项  $E_{in}$  也会使曲线向目标区域边界靠近。因此,当且仅当曲线收敛到心肌梗塞区域边界时, $E_{in}$  的值最小。

## 2 能量最小化及算法实现

### 2.1 能量最小化

首先更新  $c_{in}$  和  $c_m$ ,然后使用交替最小化算法和梯度下降流算法分别更新水平集函数  $\phi_0(\mathbf{z})$ 、 $\phi_1(\mathbf{z})$  和  $\phi_2(\mathbf{z})$ 。由式(6)、式(13)可知, $E(\phi_0(\mathbf{z}), \phi_1(\mathbf{z}), \phi_2(\mathbf{z}), c_{in}, c_m)$  是关于  $c_{in}$  和  $c_m$  的二次函数,且系数为正,因此当且仅当  $\partial E / \partial c_{in} = 0$  和  $\partial E / \partial c_m = 0$  时, $E(\phi_0(\mathbf{z}), \phi_1(\mathbf{z}), \phi_2(\mathbf{z}), c_{in}, c_m)$  取最小值。由此可得

$$c_{in} = \int IM_3 d\mathbf{z} / \int M_3 d\mathbf{z} \quad (14)$$

$$c_m = \int IM_2 d\mathbf{z} / \int M_2 d\mathbf{z} \quad (15)$$

固定变量  $\phi_1(\mathbf{z})$ 、 $\phi_2(\mathbf{z})$ 、 $c_{in}$  和  $c_m$ , $\phi_0$  的欧拉-拉格朗日演化公式为

$$\frac{\partial \phi_0}{\partial t} = \delta_\epsilon(\phi_0) [\lambda_e \operatorname{div}(g \nabla \phi_0(\mathbf{z}) / |\phi_0(\mathbf{z})|) +$$

$$\beta g - \lambda_{in}(I - c_{in})^2 (1 - H_\epsilon(\phi_2(\mathbf{z}))) (1 - H_\epsilon(\phi_1(\mathbf{z}))) - \lambda_m(I - c_m)^2 (1 - H_\epsilon(\phi_1(\mathbf{z}))) H_\epsilon(\phi_2(\mathbf{z})) - 2\mu_e(\phi_0(\mathbf{z}) - \phi_{e0}(\mathbf{z}))] \quad (16)$$

同理,固定其他变量, $\phi_1(\mathbf{z})$  的演化公式为

$$\frac{\partial \phi_1}{\partial t} = \delta_\epsilon(\phi_1(\mathbf{z})) [\lambda_p \operatorname{div}(g \nabla \phi(\mathbf{z}) / |\phi_1(\mathbf{z})|) + \eta(\mathbf{z}) + \lambda_{in}(I - c_{in})^2 (1 - H_\epsilon(\phi_0(\mathbf{z}))) H_\epsilon(\phi_2(\mathbf{z})) + \lambda_m(I - c_m)^2 H_\epsilon(\phi_0(\mathbf{z})) H_\epsilon(\phi_2(\mathbf{z})) - 2\mu_p(\phi_1(\mathbf{z}) - \phi_{e1}(\mathbf{z}))] \quad (17)$$

式(16)和(17)中的  $\phi_{e0}(\mathbf{z})$ 、 $\phi_{e1}(\mathbf{z})$  均为符号距离函数,分别由  $\phi_1(\mathbf{z})$ 、 $\phi_2(\mathbf{z})$  的零水平集的拟合圆构造而成。

固定变量  $\phi_0(\mathbf{z})$ 、 $\phi_1(\mathbf{z})$ 、 $c_{in}$  和  $c_m$ ,通过下式更新  $\phi_2(\mathbf{z})$

$$\frac{\partial \phi_2}{\partial t} = \delta_\epsilon(\phi_2(\mathbf{z})) H_\epsilon(\phi_0(\mathbf{z})) (1 - H_\epsilon(\phi_1(\mathbf{z}))) \cdot [\lambda_{in}(I - c_{in})^2 - \lambda_m(I - c_m)^2] \quad (18)$$

用公式  $\phi_i(\mathbf{z}) = \phi_i(\mathbf{z}) + \Delta t \partial \phi_i(\mathbf{z}) / \partial t$  ( $i=0, 1, 2$ )更新各个水平集函数。

### 2.2 能量最小化算法实现

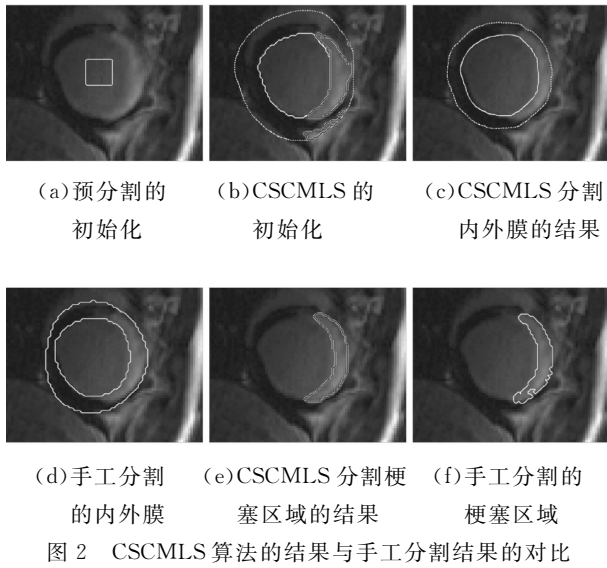
CSCMLS 分割算法的流程如下:首先,采用距离约束水平集(DRLSE)<sup>[12]</sup>算法对图像进行预分割;然后,采用 DRLSE 算法的分割结果对  $\phi_0(\mathbf{z})$ 、 $\phi_1(\mathbf{z})$  以及  $\phi_2(\mathbf{z})$  进行初始化;最后,通过式(16)、式(17)和式(18)得到心肌内膜、外膜以及梗塞区域的边界。在实现过程中,采用 Hough 圆变换获取零水平集的拟合圆,根据 Matlab 自带的 `bwdist` 函数得到与拟合圆相对应的符号距离函数。

CSCMLS 算法的参数默认设置如下: $\lambda_e = 5$ ,  $\beta_e = -0.5$ ,  $\lambda_p = 5$ ,  $\lambda_{in} = 1 \times 10^{-5}$ ,  $\lambda_m = 1 \times 10^{-4}$ ,  $\mu_e$  和  $\mu_p$  为 0.1,时间步长  $\Delta t = 0.1$ ,心肌内外膜的固定距离  $w = 6$ ,缓冲距离  $d = 2$ 。高斯滤波器的窗口大小为  $13 \times 13$ ,标准差为 1.5。

## 3 实验结果分析

图 2 给出了 CSCMLS 算法的结果与手工分割结果的对比。尽管图 2 中所示的部分心肌外膜边界比较模糊,CSCMLS 算法仍得到了较为理想的分割结果。值得说明的是,专家手工分割的边界是不光滑的,这不利于实验的可重复性,而 CSCMLS 算法得到的边界是光滑的。

图 3 给出了 CSCMLS 算法迭代的中间结果及最终结果。由图 3 可以看出,部分曲线的初始化位置并不理想,在圆形惩罚项的作用下,突出部分的白



色实线在演化过程中不断地收缩,最终停在靠近心肌内膜的位置。动态气球力也迫使白色虚线随着实线的收缩而收缩,并最终在心肌外膜附近收敛,从而获得较为理想的分割结果。

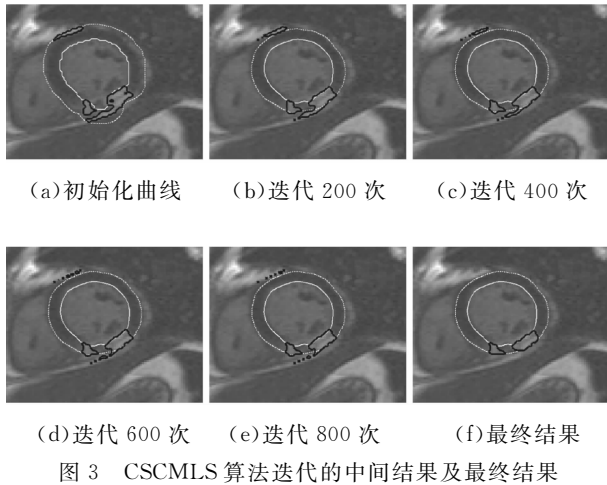


图4给出了文献[5]、文献[8]、文献[13]中的算法以及 CSCMLS 算法在 STACOM 2012 数据集上分割结果的 Dice 相关系数(设为  $D$ )的箱框图。 $D$ 反映的是分割结果和分割标准之间的重叠度, $D$ 的值越大表明分割结果越好。在箱框图中,80%的  $D$  值分布在矩形框内;矩形框内的横线为  $D$  的平均值;方框上下的短横线对应最大和最小  $D$  值。CSCMLS 算法的  $D$  平均值为 0.72,其他算法的  $D$  平均值依次为 0.60、0.65 和 0.61,说明了本文算法分割精度最好。同时 CSCMLS 算法的最大值和最小值之间的距离最小,这表明本文算法具有较好的稳定性。

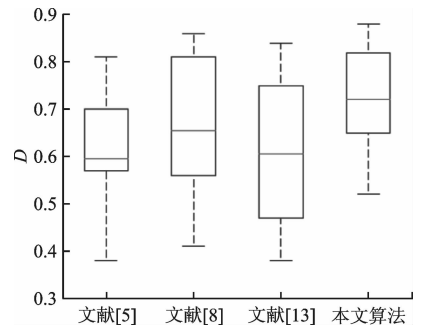


图4 本文算法与其他算法的 Dice 相关系数的对比

## 4 结论

本文根据心肌延迟强化磁共振图像的特点以及心脏解剖学知识,提出了 CSCMLS 算法。根据心脏左心室的形状特征提出了圆形惩罚项,解决了心肌内膜边界模糊的问题;提出的动态气球力克服了心肌外膜边界模糊问题。CSCMLS 算法已在 STACOM 2012 国际竞赛的数据集上进行了验证,结果表明,CSCMLS 算法的  $D$  平均值为 0.72,较其他算法的平均值提高了 0.07~0.12。同时,光滑的目标边界说明了 CSCMLS 算法具有较好的实验可重复性。CSCMLS 算法有效地解决了心肌 DE-MRI 图像分割中边界模糊的问题,为心肌梗塞的诊断提供了有力的支持。

## 参考文献:

- [1] 顾晓龙. 急性心肌梗塞合并心力衰竭再灌注后早期应用洋地黄的近期疗效和安全性研究 [D]. 广州: 南方医科大学, 2014: 1-2.
- [2] KARIM R, BHAGIRATH P, CLAUS P, et al. Evaluation of state-of-the-art segmentation algorithms for left ventricle infarct from late Gadolinium enhancement MR images [J]. *Medical Image Analysis*, 2016, 30: 95-107.
- [3] UKWATTA E, AREVALO H, LI K, et al. Myocardial infarct segmentation from magnetic resonance images for personalized modeling of cardiac electrophysiology [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2016, 35(6): 1408-1419.
- [4] RAJCHL M, STIRRAT J, GOUBRAN M, et al. Comparison of semiautomated scar quantification techniques using high-resolution, 3-dimensional late-gadolinium-enhancement magnetic resonance imaging [J]. *International Journal of Cardiovascular Imaging*, 2015, 31(2): 349-357.

- [5] ALBA X, FIGUERAS I V R M, LEKADIR K, et al. Healthy and scar myocardial tissue classification in DE-MRI [C]//Proceedings of the International Conference on Statistical Atlases and Computational Models of the Heart: Imaging and Modelling Challenges. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2012: 62-70.
- [6] KOTU L P, ENGAN K, SKRETTING K, et al. Probability mapping of scarred myocardium using texture and intensity features in CMR images [J]. Bio-Medical Engineering OnLine, 2013, 12(1): 91.
- [7] DETSKY J S, PAUL G, DICK A, et al. Reproducible classification of infarct heterogeneity using fuzzy clustering on multicontrast delayed enhancement magnetic resonance images [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2009, 28(10): 1606-1614.
- [8] KARIM R, CHEN Z, OBOM S, et al. Infarct segmentation of the left ventricle using graph-cuts [C]//Proceedings of the International Conference on Statistical Atlases and Computational Models of the Heart: Imaging and Modelling Challenges. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2012: 71-79.
- [9] RAJCHL M, YUAN J, WHITE J, et al. Interactive hierarchical max-flow segmentation of scar tissue from late-enhancement cardiac MR images [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2013, 33(1): 159-172.
- [10] LARA L, VERA S, PEREZ F, et al. Supervised learning modelization and segmentation of cardiac scar in delayed enhanced MRI [C]//Proceedings of the International Conference on Statistical Atlases and Computational Models of the Heart: Imaging and Modelling Challenges. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2012: 53-61.
- [11] CHAN T F, VESE L A. Active contour without edges [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(2): 266-277.
- [12] LI C, XU C, GUI C, et al. Distance regularized level set evolution and its application to image segmentation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(12): 3243-3254.
- [13] HENNEMUTH A, FRIMAN O, HUELLEBRAND M, et al. Mixture-model-based segmentation of myocardial delayed enhancement MRI [C]//Proceedings of the International Conference on Statistical Atlases and Computational Models of the Heart: Imaging and Modelling Challenges. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2012: 87-96.

## [本刊相关文献链接]

- 李莉,冯林,吴俊,等.一种三结构描述子的图像检索方法. 2017,51(6):86-91. [doi:10.7652/xjtuxb201706014]
- 杨源,库涛,查宇飞,等.快速多特征金字塔的尺度目标跟踪方法. 2016,50(10):49-56. [doi:10.7652/xjtuxb201610008]
- 刘凯,张立民,孙永威,等.利用深度玻尔兹曼机与典型相关分析的自动图像标注算法. 2015,49(6):33-38. [doi:10.7652/xjtuxb201506006]
- 吴一全,孟天亮,吴诗姘.人工蜂群优化的非下采样 Shearlet 域引导滤波图像增强. 2015,49(6):39-45. [doi:10.7652/xjtuxb201506007]
- 唐晓庆,范赐恩,刘鑫,等.基于边缘保持滤波的单幅图像快速去雾. 2015,49(3):143-150. [doi:10.7652/xjtuxb201503022]
- 贺文骅,刘志镜,屈鉴铭.利用全局约束霍夫模型的目标跟踪算法. 2014,48(12):69-73. [doi:10.7652/xjtuxb201412011]
- 符均,牟轩沁,季文博.亮色分离的饱和图像校正方法. 2014,48(10):101-107. [doi:10.7652/xjtuxb201410016]
- 徐胜军,韩九强,何波,等.融合边缘特征的马尔科夫随机场模型及分割算法. 2014,48(2):14-19. [doi:10.7652/xjtuxb201402003]
- 王芳梅,范虹,Yi WANG,等.利用改进 CV 模型连续水平集算法的核磁共振乳腺图像分割. 2014,48(2):38-43. [doi:10.7652/xjtuxb201402007]
- 屠礼芬,仲思东,彭祺.自然场景下运动目标检测与阴影剔除方法. 2013,47(12):26-31. [doi:10.7652/xjtuxb201312005]
- 刘光辉,任庆昌,孟月波,等.自适应先验马尔科夫随机场模型的图像分割算法. 2013,47(10):62-67. [doi:10.7652/xjtuxb201310011]
- 李亚超,周瑞雨,全英汇,等.采用自适应背景窗的舰船目标检测算法. 2013,47(6):25-30. [doi:10.7652/xjtuxb201306005]
- 姜柯,李艾华,苏延召.结合边缘纹理和抽样推断的自适应阴影检测算法. 2013,47(2):39-46. [doi:10.7652/xjtuxb201302007]
- 高燕华,刘玉欢,喻罡,等.多尺度非参数花水平集的超声心动图分割. 2013,47(2):53-57. [doi:10.7652/xjtuxb201302009]
- 赵军,赵继,张雷.焊缝结构光图像处理与特征提取方法. 2013,47(1):114-119. [doi:10.7652/xjtuxb201301022]
- 尹诗白,赵祥模,王卫星等.递推人工蜂群的模糊划分熵多阈值分割算法. 2012,46(10):72-77. [doi:10.7652/xjtuxb201210013].
- 穆为磊,高建民,陈富民,等.符合人眼视觉特性的焊缝射线数字图像增强方法. 2012,46(3):90-93. [doi:10.7652/xjtuxb201203016]

(编辑 武红江)