

## 结合纹理与形状的 Tagged MR 图像左心室分割算法\*

刘复昌<sup>1+</sup>, 陈强<sup>1</sup>, 孙权森<sup>1</sup>, 王平安<sup>2</sup>, 夏德深<sup>1</sup>

<sup>1</sup>(南京理工大学 计算机科学与技术学院, 江苏 南京 210094)

<sup>2</sup>(香港中文大学 计算机科学与工程系, 香港)

### Texture Classification and Shape Statistics Variational Approach for Segmentation of Left Ventricle Tagged MR Images

LIU Fu-Chang<sup>1+</sup>, CHEN Qiang<sup>1</sup>, SUN Quan-Sen<sup>1</sup>, HENG Pheng Ann<sup>2</sup>, XIA De-Shen<sup>1</sup>

<sup>1</sup>(School of Computer Science and Technology, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

<sup>2</sup>(Department of Computer Science & Engineering, The Chinese University of Hong Kong, Hong Kong, China)

+ Corresponding author: E-mail: liufububai@yahoo.com.cn

Liu FC, Chen Q, Sun QS, Heng PA, Xia DS. Texture classification and shape statistics variational approach for segmentation of left ventricle tagged MR images. *Journal of Software*, 2009,20(1):30-40.  
<http://www.jos.org.cn/1000-9825/3360.htm>

**Abstract:** Segmentation of left ventricle tagged MR images is the basis of ventricular motion reconstruction. In left ventricle tagged MR images, the boundaries are often obscured or corrupted by the tag lines and region inhomogeneity as well as the existence of papillary muscles. These factors increase the difficulty of segmenting the inner and outer contour of left ventricle precisely. This paper introduces texture classification information and shape statistical knowledge into the Mumford-Shah model and presents an improved texture classification and shape statistics variational approach for the segmentation of inner and outer contour of left ventricle. It uses the output of support vector machine (SVM) classifier relying on S filter banks to construct a new region-based image energy term. This approach can overcome the influence of tag lines because it makes use of the supervised classification strategy. The introduction of shape statistics can improve the segmentation with broken boundaries. Segmentation results of an entire cardiac period on an identical image layer and a comparison of mean absolute distance analysis between contours generated by this approach and that generated by hand demonstrate that this method can achieve a higher segmentation precision and a better stability than other various approaches.

**Key words:** Mumford-Shah model; S filter bank; SVM (support vector machine); shape statistics; left ventricle segmentation

**摘要:** 分割带标记线核磁共振(tagged MR)图像是左心室运动重建的前提.由于标记线的加载破坏了左心室的轮廓边缘和区域灰度一致性,再加上乳头肌的存在,使带标记线核磁共振图像的左心室内外轮廓分割变得相当困难.在变分框架下,将纹理分类信息与形状统计先验知识引入 Mumford-Shah 模型中,提出了一种改进的分割带标记线核

\* Supported by the National Natural Science Foundation of China under Grant No.60773172 (国家自然科学基金); the Natural Science Foundation of Jiangsu Province of China under Grant No.BK2006704-2 (江苏省自然科学基金)

Received 2007-08-04; Accepted 2008-04-15

磁共振图像的左心室内外轮廓的方法.该方法基于支持向量机对 S 滤波器组提取的纹理特征的分类结果,构造了一种新的图像能量表示;针对乳突肌及边缘断裂现象,引入形状统计先验信息来约束曲线的演化,因为分割过程利用了有监督学习策略,较好地克服了标记线对左心室区域灰度的影响,提高了分割精度.实验结果表明,该方法较以往方法具有更高的分割精度和更好的稳定性.

关键词: Mumford-Shah 模型;S 滤波器组;支持向量机;形状统计;左心室分割

中图法分类号: TP391 文献标识码: A

带标记线核磁共振技术(tagged MR)的出现为研究心肌运动提供了有效途径.该技术在舒张末期将磁模式加载到心脏上,从而产生具有规整黑色条纹(即标记线)的带标记线核磁共振图像.在心脏搏动过程中,这些标记线随着心肌的运动而产生位移,反映了心肌的运动.分割带标记线核磁共振图像是左心室运动重建的前提,也一直是医学图像分析领域的研究热点与难点.

由于 Tagged MR 图像加载了标记线,改变了标记线和非标记线区域的对比度,破坏了区域灰度一致性及边缘信息,因而使图像产生了纹理.另外,由于成像时间较短,图像的噪声也相对较大.正是这些原因造成区域灰度的一致性、边界断裂、伪影等现象,给传统的基于梯度和区域的图像分割方法带来了困难.对 Tagged MR 图像左心室的分割国内外都有不少学者研究.文献[1]在结合 Gabor 滤波去除标记线的基础上,综合利用了心肌轮廓的形状及纹理特征,在设计模型的外力时也同时考虑了区域及边缘的信息;文献[2]采用形态学的闭操作去除标记线,在图像中利用 Sobal 算子计算梯度的大小与方向用以确定候选边缘点,通过动态规划最小化代价函数确定边缘点分割左心室边缘;文献[3]首先采用 SVM 对图像进行左心室定位,然后用水平集方法进行分割,并且提出了新的符号距离函数的生成方法;文献[4]用 Adaboost 学习算法建立边缘准则来寻找最优边缘,通过改进的 ASM 模型分割 Tagged MR 左心室图像.文献[5,6]都对 Tagged MR 左心室图像进行了纹理分析,分别利用了不同的纹理统计特征引导活动轮廓模型进行演化曲线.上述方法虽然不同程度地提高了分割效果,但仍然存在一定的不足.文献[1]由于使用了滤波方法,势必会造成边缘的模糊从而降低分割的准确率.同样,文献[2]也存在类似问题,而且形态学的操作对图像噪声比较敏感,所以该方法鲁棒性较差;文献[3]由于缺乏先验知识的约束,水平集分割结果会得到不规则的形状,而且符号距离函数的构造对图像的特性依赖性较大,需要手工进行参数调整;文献[4]的学习算法比较复杂且需要足够大的样本来训练,所以该算法的学习训练时间过长;文献[5,6]都是利用简单的纹理统计特征来建立能量图,在该能量图上进行分割.由于心肌运动会造成 tag 线模糊及噪声影响,所以该方法的鲁棒性较差,而且没有利用左心室的形状信息.

本文针对 Tagged MR 图像左心室分割存在的问题,提出了结合纹理分类与形状统计变分方法.本文所做的主要工作为:(1) 利用 S 滤波器组提取图像纹理特征,基于支持向量机(support vector machine,简称 SVM)进行纹理分类的结果,对演化曲线内外区域分别构造一种新的图像能量表示,改进了经典的 Mumford-Shah 模型中的内外区域能量项;(2) 对于乳突肌及边缘断裂现象,采用先验形状统计来引导曲线的演化,以期提高分割精度.

本文第 1 节是 Mumford-Shah 模型简介.第 2 节为结合纹理分类的内外区域能量表示.第 3 节为形状能量项构造.第 4 节为左心室内外轮廓分割的新方法.第 5 节为实验结果.最后为结论.

## 1 Mumford-Shah 模型简介

Mumford-Shah 模型由 Mumford 和 Shah 于 1989 年提出,该方法是极小化以下能量函数:

$$E_i(u, C) = \frac{1}{2} \int_{\Omega} (\mathbf{I} - u)^2 dx + \frac{1}{2} \lambda^2 \int_{\Omega - C} |\nabla u|^2 dx + \nu \|C\| \quad (1)$$

其中:  $I$  为输入图像,  $\Omega$  为图像平面,  $\lambda, \nu$  为正常数.

用平方二范数代替原长度项  $\|C\|$ :  $L(C) = \int_0^1 C_s^2 ds$ , 得到下面的扩散 snake 形式:

$$E_i(u, C) = \frac{1}{2} \int_{\Omega} (\mathbf{I} - u)^2 dx + \frac{1}{2} \lambda^2 \int_{\Omega - C} |\nabla u|^2 dx + \nu L(C) \quad (2)$$

上式可以认为是由 Mumford-Shah 函数的外能和 snake 的内能组合而成的杂交模型.

为了方便地构造能量函数,可以采用封闭 B 样条来表示轮廓<sup>[7]</sup>:

$$C: [0,1] \rightarrow \Omega, C(s) = \sum_{n=1}^N p_n B_n(s) \quad (3)$$

其中,  $B_n$  为 3 次周期 B 样条基函数,  $p_n = (x_n, y_n)^T$  为样条控制点,  $N$  为总的样条控制点个数. 此参数表达形式方便了轮廓形状先验知识的生成.

分析式(2)可知: Mumford-Shah 模型根据灰度相似性, 把图像分成目标与背景两类区域, 同时, 通过长度项的调节, 达到去除噪声的目的. 因此, 当目标灰度一致, 且与背景的灰度呈两极分布时, Mumford-Shah 模型才适用. 而该模型对于目标灰度分布不均或存在纹理的目标不能很好地分割<sup>[8]</sup>. 因此, 对于带标记线的左心室 MR 图像, Mumford-Shah 模型很难取得理想的分割效果. 为了解决上述问题, 我们结合纹理分类信息构造了新的内外区域能量表示.

## 2 结合纹理分类的内外区域能量表示

### 2.1 S 滤波器组与 SVM 纹理分类

S 滤波器组由 13 个具有旋转不变性的滤波器组成, 其表达式为

$$F(r, \sigma, \tau) = F_0(\sigma, \tau) + \cos\left(\frac{\pi r r'}{\sigma}\right) e^{-\frac{r^2}{2\sigma^2}}$$

这些滤波器形状类似 Gabor 滤波器, 具有旋转对称性. 它与其他滤波器组相比具有较高的纹理分类正确率而且它的滤波器个数较少<sup>[9]</sup>. 所以, 用 S 滤波器组提取的纹理特征矢量维数较低, 可以减少计算量, 避免维数过高导致分类性能下降. S 滤波器组空域模板图如图 1 所示.

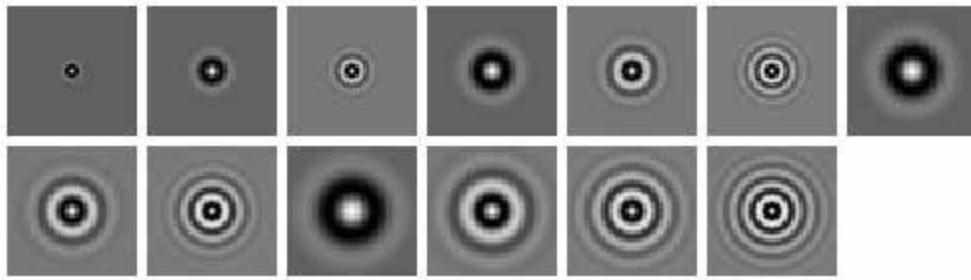


Fig.1 Filter bank stencils

图 1 S 滤波器组空域模板图

本文通过 S 滤波器提取带标记线左心室 MR 图像的纹理特征, 再用 SVM 对图像进行分类提供纹理分类信息. 支持向量机是由 Vapnik<sup>[10]</sup>等人提出的一种机器学习方法. 由于其出色的学习性能, 该方法已成为机器学习界的研究热点, 并在很多领域都得到了成功的应用. SVM 作为一种有监督的分类方法, 与其他有监督分类方法相比, 其分类速度较快, 而且对于高维空间, SVM 具有较好的学习泛化能力, 适用于维数较高的纹理特征分类. 它的基本思想是, 在使用这个学习机器进行数据分类时, 样本中只有少数的一些被称作支持向量(SV)的样本对分类结果有影响, 其他样本对于分类结果没有任何的影响. 对于样本  $\{x_i, y_i\}, i=1, 2, \dots, n, x_i \in R^d$  是线性可分的, 相应的分类决策函数为

$$\begin{aligned} f(x) &= \text{sign}(w^* \cdot x + b^*) \\ &= \text{sign}\left(\sum_{i=1}^{SV_{num}} \alpha_i y_i (x \cdot x_i) + b^*\right) \end{aligned} \quad (4)$$

这里,  $w^* = \sum_{i=1}^{SV_{num}} \alpha_i y_i x_i$ ,  $b^* = y_i - w^* \cdot x_i$ ,  $SV_{num}$  是指支持向量的个数.

对于样本非线性可分情况,SVM 通过非线性映射  $\Phi$  将输入向量  $x$  映射到一个高维特征空间中,  $\Phi: R^d \mapsto H$ , 使得样本点在这个高维特征空间成为线性可分,然后在此高维空间中构建最优分割超平面.相应的分类决策函数为

$$f(x) = \text{sign} \left( \sum_{i=1}^{SV_{num}} \alpha_i y_i \Phi(x) \Phi(x_i) + b^* \right) \quad (5)$$

对于多类的纹理分类,用的最多的一对多(one-against-others)分类法<sup>[11]</sup>.一对多方法的基本思想是,先将一类训练样本与其他余下类的训练样本区分开来,构造所有可能的两分类 SVM,再采用某种结合策略将训练得到的全部两分类 SVM 组合起来解决多分类问题.本文就是使用一对多分类法分类带标记线左心室 MR 图像,需要对训练图像进行手工分类,每幅图像手工分成 4 类,图像上每个像素点都作为一个样本(为了避免边界问题,距图像边框 5 个像素以内的点都不予考虑,如图 2 所示).通过 S 滤波器组得到每个样本的纹理特征,再用 SVM 进行有监督的纹理分类.

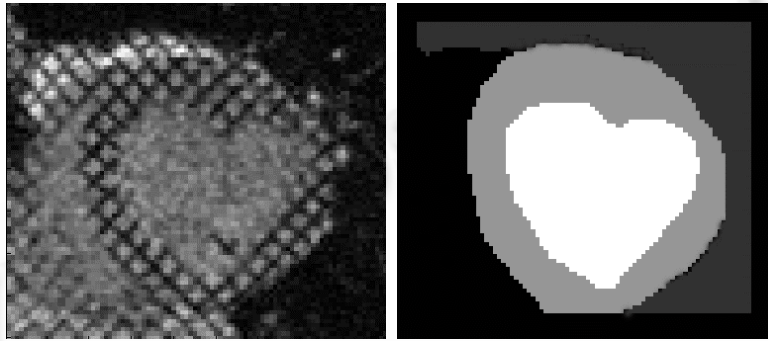


Fig.2 Manual classification of tagged MR left ventricle  
图 2 带标记线左心室 MR 图像的手工分类

## 2.2 基于SVM的内外区域能量表示

在固定  $u$  的条件下,扩散 snake 方程(2)的 Euler-Lagrange 方程为

$$\frac{\partial E_i}{\partial C} = [e^-(s) - e^+(s)] \cdot n(s) - \nu C_{ss}(s) = 0, \forall s \in [0,1] \quad (6)$$

其中, $e^+$ 和  $e^-$ 分别表示在轮廓  $C(s)$ 内、外的能量密度:

$$e^{+/-} = (\mathbf{I} - u)^2 + \lambda^2 (\nabla u)^2 \quad (7)$$

$n$  表示轮廓上的外法向量.

内部能量密度约束其分割对象的特征的一致性;外部能量密度约束内外区域之间的差异性.它们对于分割性能影响最大,而经典的 Mumford-Shah 模型采用轮廓内外区域的特征方差来定义其能量密度,对于内外区域特征一致性较好的分割问题,可以得到准确的分割结果.而对于内外区域一致性差的复杂目标与背景的分割,不能得到理想的分割结果<sup>[12]</sup>.本文将有监督 SVM 分类器引入扩散 snake 方程,得到新的内外能量密度表示:

$$e^+(s_j) = \left( \text{sign} \left( \sum_{i=1}^{SV_{num}} \alpha_i y_i \Phi(x_j) \Phi(x_i) + b^* \right) - \text{class}^+ \right)^2 \quad (8)$$

$$e^-(s_j) = \left( \text{sign} \left( \sum_{i=1}^{SV_{num}} \alpha_i y_i \Phi(x_j) \Phi(x_i) + b^* \right) - \text{class}^- \right)^2 \quad (9)$$

这里, $\text{class}^{+/-}$ 表示轮廓内外区域的分类类别号(如 1,2,3 等),在理想情况下,当曲线演化到真实目标边界处时, $e^+$ 与  $e^-$ 同时达到最小.

### 3 形状能量项构造

对于图像分割来说,形状信息是很重要的先验信息.Cootes<sup>[13]</sup>等人引入了活动形状模型(ASM),Leventon<sup>[14]</sup>等人将形状统计信息加到了水平集实现过程中,Cremers 等人将形状统计信息与 Mumford-Shah 模型相结合,对于特定的、形状简单的目标提出了线性形状统计方法<sup>[7]</sup>,对于复杂的、可变形状的目标提出了非线性形状统计的方法<sup>[15]</sup>.对于形状比较简单的左心室内外轮廓,本文采用线性形状统计与 Mumford-Shah 模型相结合的方法来分割左心室内外轮廓.

本文使用显式参数形式表示轮廓的形状.首先需要将训练形状在近似的意义上进行配准.通过为每一个样本选择合适的平移、缩放以及旋转,以确保它们尽可能地相似,选择这些几何变换使得配准形状与“平均”形状之间在最小二乘的意义下其差别减小.

每个样本形状可由  $N$  个控制点组成:  $z = (x_1, y_1, \dots, x_N, y_N)^t$ , 则相似训练形状的近似配准算法<sup>[16]</sup>如下:

- (1) 对于每个样本  $z_i, i=2,3,\dots,M$ , 逐个旋转、缩放并与样本  $z_1$  作配准, 得到集合  $\{z_1, \hat{z}_2, \hat{z}_3, \dots, \hat{z}_M\}$ ;
- (2) 计算变换后的形状的平均值;
- (3) 将平均形状旋转、缩放并与样本  $z_1$  作配准;
- (4) 将  $\hat{z}_2, \hat{z}_3, \dots, \hat{z}_M$  旋转、缩放并配准到与调整过后的平均形状匹配;
- (5) 如果平均形状收敛, 那么停止; 否则, 跳至第(2)步.

在对训练形状进行配准后, 可以从训练样本中求得平均控制点向量  $\mu$  和样本协方差矩阵  $\Sigma$ . 一般地,  $\Sigma$  为非满秩矩阵, 特别是当样本数小于  $2N$  时. 为了在  $2N$  维空间上定义概率密度, 需要对  $\Sigma$  正则化.

令  $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_r > 0$  为  $\Sigma$  的非零本征值,  $V$  为对应的本征向量,  $D$  为以非零本征值为对角元组成的对角矩阵, 以常量  $\sigma_{\perp} = \sigma_r / 2$  代替  $\Sigma$  中零本征值, 得到正则化的协方差矩阵  $\Sigma_{\perp} = V D V^t + \sigma_{\perp} (I - V V^t)$ .

假定控制点向量服从高斯分布:

$$P(z) \propto \exp\left(-\frac{1}{2}(z - \mu)^t \Sigma_{\perp}^{-1} (z - \mu)\right).$$

它对应如下的二次能量:

$$E_C(z) = -\log(P(z)) = \frac{1}{2}(z - \mu)^t \Sigma_{\perp}^{-1} (z - \mu) \quad (10)$$

此外, 为了排除形状能量对于平移、旋转和缩放的影响, 用下面的能量代替  $E_C$ :

$$E_{shape}(z) = E_C(\hat{z}), \quad \hat{z} = \frac{R_{\theta} z_C}{|R_{\theta} z_C|} \quad (11)$$

其中,  $z_C$  表示对每个控制点进行中心化:

$$z_C = \left( I_{2N} - \frac{1}{N} T \right) z, \quad T = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 & 0 & \dots \\ 0 & 1 & 0 & 1 & \dots \\ 1 & 0 & 1 & 0 & \dots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots \end{pmatrix}_{2N \times 2N}$$

$I_{2N}$  为单位矩阵,  $R_{\theta}$  表示控制点向量  $z_C$  相对于平均形状  $\mu$  的旋转,  $R_{\theta}$  的推导可以参照文献[17], 最终结果为

$$\hat{z} = \frac{M z_C}{|M z_C|}, \quad M = I_N \otimes \begin{pmatrix} \mu^t z_C & -\mu \times z_C \\ \mu \times z_C & \mu^t z_C \end{pmatrix},$$

其中,  $\otimes$  表示直积,  $\mu \times z_C := \frac{\mu^t R_{\theta} z_C}{2}$ .

### 4 左心室内外轮廓分割的新方法

通过用第 2 节的有监督 SVM 分类器构造新的内外区域能量表示和用第 3 节的基于训练形状统计的形状能量项, 可以得到新的能量函数:

$$E_i(u, C) = \frac{1}{2} \int_{R_{in}} \left( \text{sign} \left( \sum_{i=1}^{SV_{in}} \alpha_i y_i \Phi(x_j) \Phi(x_i) + b^* \right) - \text{class}_{in} \right)^2 dx dy + \frac{1}{2} \int_{R_{out}} \left( \text{sign} \left( \sum_{i=1}^{SV_{out}} \alpha_i y_i \Phi(x_j) \Phi(x_i) + b^* \right) - \text{class}_{out} \right)^2 dx dy + \nu L(C) \quad (12)$$

其中,  $\text{class}_{in}$  和  $\text{class}_{out}$  表示轮廓内外区域的类别号.

用梯度下降法求解最小化能量函数(12),并通过引入轮廓的样条曲线定义(3),可以得到如下的第  $m$  个控制点演化方程:

$$\begin{aligned} \frac{dx_m(t)}{dt} &= \sum_i (\mathbf{B}^{-1})_{mi} \left[ (e^+(s_i, t) - e^-(s_i, t)) n_x(s_i, t) + \nu(x_{i-1} - 2x_i + x_{i+1}) \right] - \alpha \left[ \frac{dE_C(z)}{dz} \right]_{2m-1} \\ \frac{dy_m(t)}{dt} &= \sum_i (\mathbf{B}^{-1})_{mi} \left[ (e^+(s_i, t) - e^-(s_i, t)) n_y(s_i, t) + \nu(y_{i-1} - 2y_i + y_{i+1}) \right] - \alpha \left[ \frac{dE_C(z)}{dz} \right]_{2m} \end{aligned} \quad (13)$$

其中,  $e^+$  的定义与式(8)和式(9)相同.

算法终止的条件为

$$\frac{1}{n} \sum_{k=t_0}^{t_0+m} \sum_{i=1}^n d(C_{k+1}^i, C_k^i) \leq \varepsilon, t_0 = 0, 1, 2, \dots,$$

其中,  $m$  为迭代次数(这里取为 20),  $n$  为曲线上的点数,  $\varepsilon$  为常量.

$$d(C_{k+1}^i, C_k^i) = \min_j \|C_k^j - C_{k+1}^i\|.$$

## 5 实验结果

本节通过若干组实验证明本文分割方法的有效性.实验环境为 CPU2.8GHz,内存 512M,程序开发环境为 Matlab7.1.

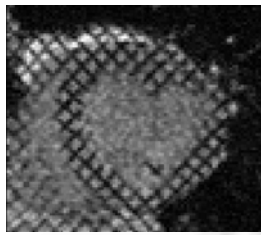
首先,选取一个心动周期内一个断层上的 16 幅带标记线左心室 MR 图像,用不同的分类方法对图像来进行纹理分类实验,验证本文分类方法的有效性.选其中的 8 幅图像作为训练样本,其余 8 幅作测试.出于计算时间的考虑,图像大小裁剪为  $90 \times 80$ ,当选取图像灰度作为特征时,即特征向量由每点及其邻域的灰度值加上该点的坐标  $x, y$  组成,训练样本的特征向量个数为  $8 \times (90-10) \times (80-10) = 44800$ (为了避免边界问题,距图像边框 5 个像素以内的点都不予考虑).而当选取 S 滤波器组和 Gabor 小波(采用了 3 个尺度 6 个方向,中心频率为  $\sqrt{2} \times 2^{i-1}, i=1, 2, 3, 4, 5, 6$ )抽取纹理特征时,即特征向量由每点及其邻域各点分别与滤波器组的卷积结果加上该点的坐标  $x, y$  组成,由于得到的特征维数较大造成训练和分类时间过长,所以我们对图像按  $3 \times 3$  邻域分块,只选每块的中心点作为训练样本,这样可以减少训练样本个数,从而减少计算量,缩短训练与分类时间.表 1 给出了不同分类方法、不同邻域下的平均分类错误率(由于只对左心室区域感兴趣,所以分类错误率是感兴趣区域与手工分类结果相比的错误率).可以看出, S 滤波器组与 SVM 的组合是最优的方法(核函数类型为 RBF 函数).图 3 给出了其中一幅图像在不同分类方法下的分类结果图(只给出了左心室区域的分类结果,邻域大小为  $11 \times 11$ ).

图 4、图 5 给出了本文方法与文献[7,8]方法的对比结果.图 4(a)为原图和初始内轮廓,图 5(a)为原图和初始外轮廓,本文使用形状统计训练样本的平均值作为初始轮廓,参数设置都为  $\nu=0.05, \alpha=1, \varepsilon=0.3$ .由图 4(b)~图 4(d)和图 5(b)~图 5(d)可以看出,如果不用本文新的曲线内外区域能量表示来改进经典的 Mumford-Shah 模型中的内外区域能量项,那么,对带标记线左心室 MR 图像很难得到正确的分割结果.图 4(e)和图 5(e)为本文方法不带形状统计时的分割结果,结果说明,形状统计可以保持曲线的光滑并阻止曲线从断裂边缘处泄露出去.由图 4(d)和图 5(d)可以看出,本文的方法可以较好地演化到真实目标边界处.

Table 1 Classification error in different neighborhood sizes

表 1 不同邻域下分类错误率

Methods	Neighborhood size	3 × 3	5 × 5	7 × 7	9 × 9	11 × 11
Gray level+1NN	Error rate	0.232 9	0.210 9	0.197 9	0.182 1	0.137 3
	Dimensionality	11	27	51	83	123
	Classification time (s)	274.80	969.25	1031.70	1856.50	2795.90
Gray level+SVM	Error rate	0.150 4	0.103 8	0.090 7	0.089 5	0.082 7
	Dimensionality	11	27	51	83	123
	Training time (s)	45.89	72.20	102.83	1209.90	1498.40
S banks+SVM	Error rate	0.0809	0.0698	0.0693	0.0695	0.0670
	Dimensionality	119	327	639	105 5	157 5
	Training time (s)	9.61	23.03	44.66	80.25	123.61
Gabor wavelet +SVM	Error rate	0.217 0	0.270 2	0.265 0	0.228 8	0.192 1
	Dimensionality	164	452	884	146 0	218 0
	Training time (s)	26.56	64.34	113.05	166.88	231.42
	Classification time (s)	63.75	160.02	289.88	432.16	607.38



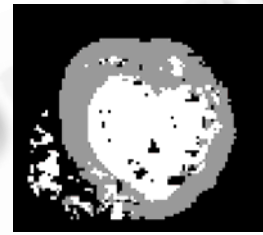
(a) Original image

(a) 原始图像



(b) Manual segmentation result

(b) 手工分类结果



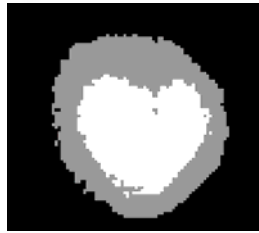
(c) Result using gray level and 1NN

(c) 图像灰度+1NN



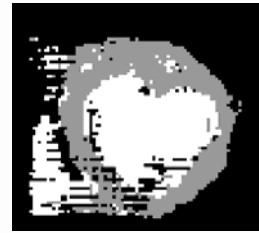
(d) Result using gray level and SVM

(d) 图像灰度+SVM



(e) Result using S banks and SVM

(e) S 滤波器组+SVM



(f) Result using Gabor wavelet and SVM

(f) Gabor 小波+SVM

Fig.3 Comparison of results by different classification methods

图 3 各种方法分类结果对比

图 6、图 7 分别为一个心动周期内一个断层上的带标记线左心室 MR 图像的内外轮廓分割结果。初始轮廓与参数设置都与图 4、图 5 相同。

为了精确评价本文方法的分割精度,我们将分割结果与手工分割结果进行了比较。设本文方法得到的左心室轮廓线为  $P$ ,手工分割结果为  $H$ 。本文使用  $P$  和  $H$  间的平均绝对距离(mean absolute distance,简称 MAD)<sup>[18]</sup>对实验结果进行评价。

$$e(P, H) = \frac{1}{2} \left\{ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d(p_i, H) + \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m d(h_i, P) \right\} \quad (14)$$

其中,  $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ ,  $H = \{h_1, h_2, \dots, h_m\}$  分别为轮廓线上点的坐标,  $d(p_i, H)$  表示点  $p_i$  到  $H$  上最近邻点的距离:

$$d(p_i, H) = \min_j \|h_j - p_i\|.$$

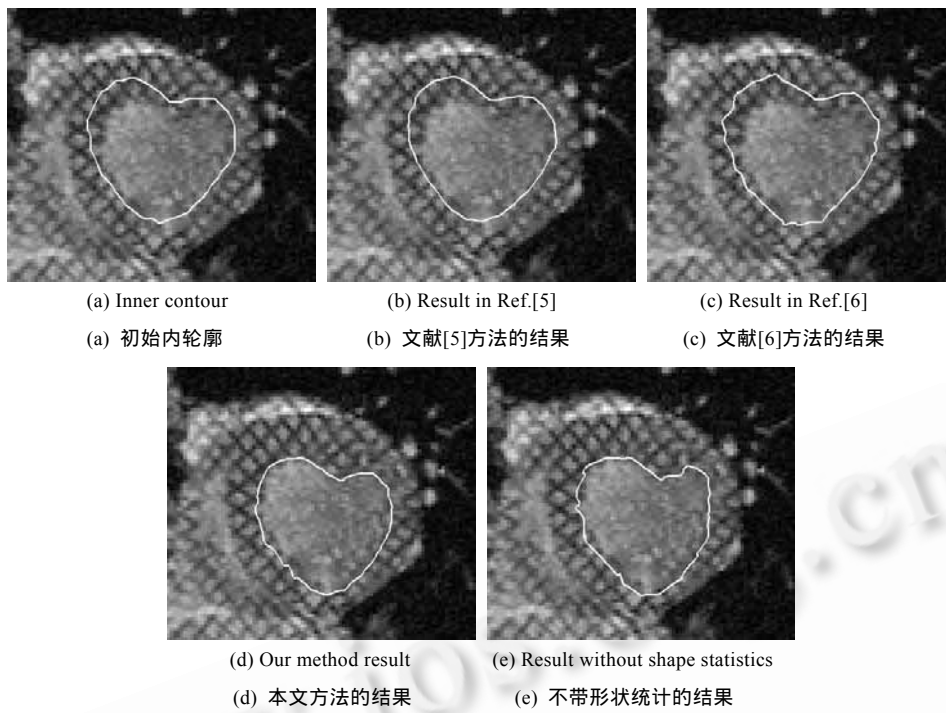


Fig.4 Comparison of inner contour segmentation by different methods

图 4 左心室内轮廓分割结果对比

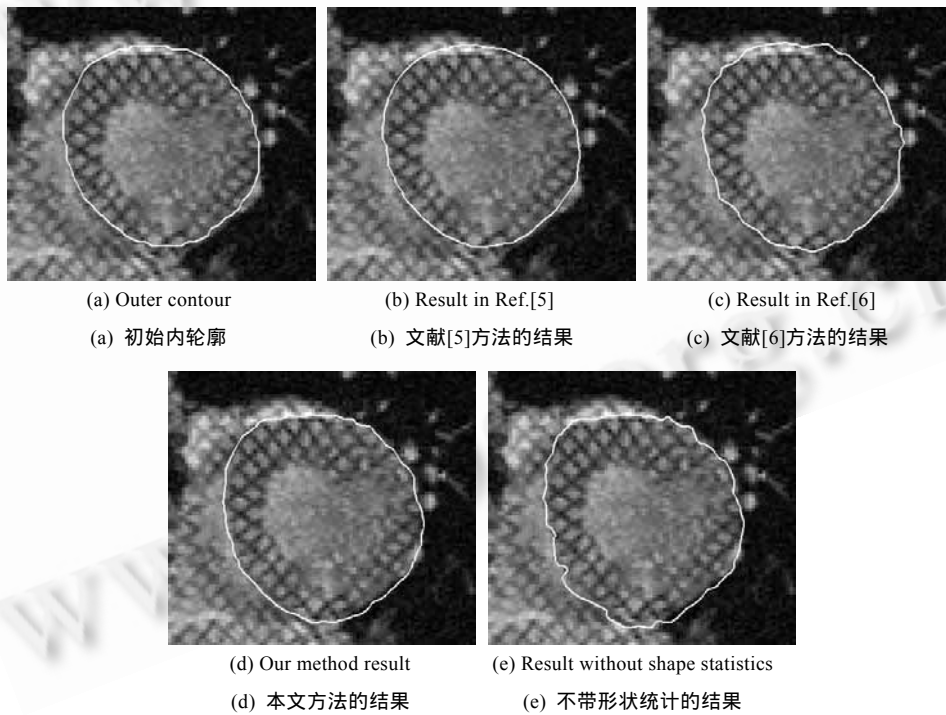


Fig.5 Comparison of outer contour segmentation by different methods

图 5 左心室外轮廓分割结果对比



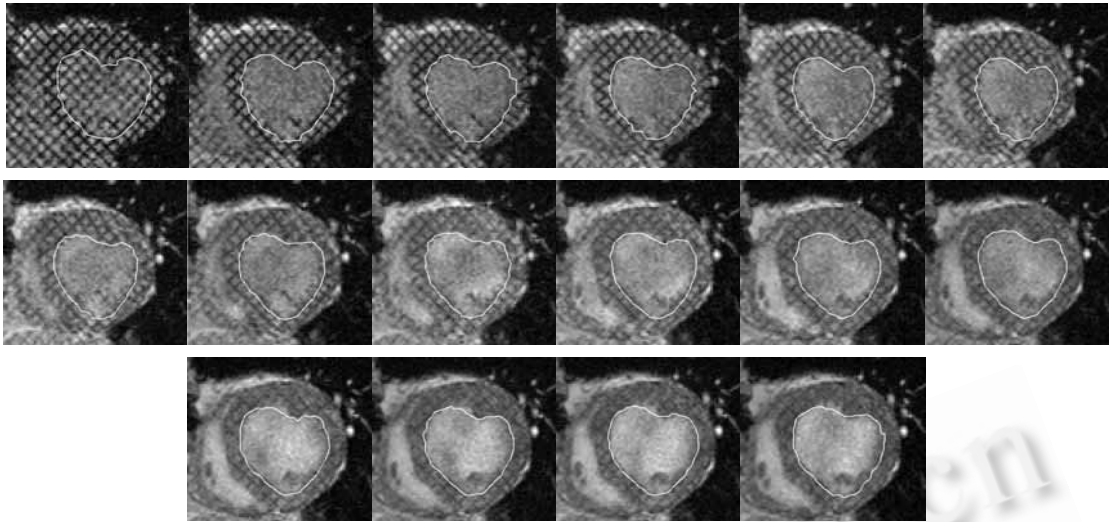


Fig.6 Inner contour segmentation on the identical layer in a cardiac period  
图 6 一个心动周期内一个断层上的带标记线左心室 MR 图像的内轮廓分割

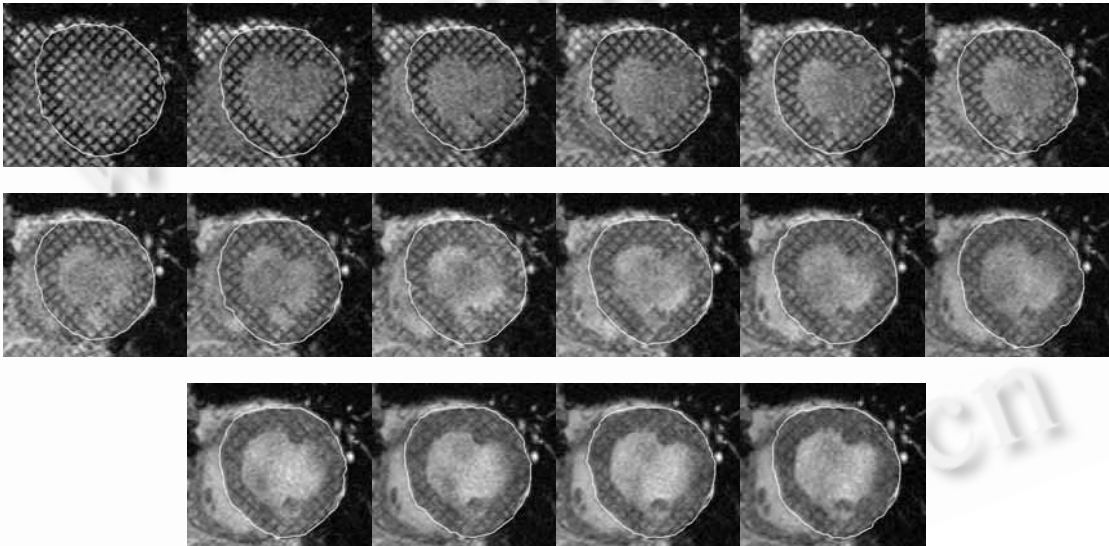


Fig.7 Outer contour segmentation on the identical layer in a cardiac period  
图 7 一个心动周期内一个断层上的带标记线左心室 MR 图像的外轮廓分割

表 2 为本文方法分割结果与手工分割结果之间的 MAD 评价结果.

**Table 2** MAD of inner and outer contour (pixel)  
**表 2** MAD 度量结果 (像素)

	Mean	Std.	Max
Inner contour	0.75	0.22	1.15
Outer contour	0.76	0.19	1.03

从图 6 与图 7 的分割结果及表 2 的 MAD 评价结果可知,本文算法在分割左心室内外轮廓时,达到了较高的

分割精度,平均误差没有超过 1 个像素,其他文献<sup>[3,4]</sup>的分割精度都在 1~2 个像素之间.算法的稳定性也较其他方法要好,其误差的标准方差仅为 0.22 和 0.19.另外,参数的设置也比较方便,且对分割结果不是很敏感,为临床应用提供了一种可能的途径.

## 6 结 论

本文提出了一种改进的结合纹理分类与形状统计的带标记线左心室 MR 图像内外轮廓分割方法,实验结果表明了该方法的有效性.本文中提出的算法将有监督 SVM 分类器引入到变分框架下,通过构造新的曲线内外区域能量表示,使分割结果鲁棒性增强,为临床应用提供了一种可行的途径.但是,本文的方法还只能分割左心室的短轴图像,对于带标记线 MR 图像的左心室长轴图像分割是下一步将要研究的问题.

致谢 在此,我们向对本文的工作给予支持和建议的同行,尤其是陆广驰同志对论文所作的工作表示感谢,感谢香港 Prince of Wales Hospital 提供了实验用的 Cardiac MR 图像.

## References:

- [1] Metaxas D, Chen T, Huang X, Axel L. Cardiac segmentation from MRI-tagged and CT images. In: Bojkovic Z, ed. Proc. of the 8th WSEAS Int'l Conf. on Computers, Special Session on Imaging and Image Processing of Dynamic Processes in Biology and Medicine & WSEAS Trans. Athens: WSEAS Press, 2004. 587–592.
- [2] Guttman M, Prince J, McVeigh E. Tag and contour detection in tagged MR images of the left ventricle. IEEE Trans. on Medical Imaging, 1994,13(1):74–88.
- [3] Chen Q, Zhou ZM, Qu YG, Heng PA, Xia DS. Auto segmentation of the left ventricle MR images. Chinese Journal of Computers, 2005,28(6):991–999 (in Chinese with English abstract).
- [4] Qian Z, Metaxas D, Axel L. A learning framework for the automatic and accurate segmentation of cardiac tagged MRI images. In: Liu YX, Jiang TZ, Zhang CS, eds. Computer Vision for Biomedical Image Applications Workshop. Beijing: Springer-Verlag, 2005, 93–102.
- [5] Histace A, Cavaro-Menard C, Vigouroux B. Tagged cardiac MRI: Detection of myocardial boundaries by texture analysis. In: SuviSoft Oy Ltd., ed. Int'l Conf. on Image Processing. Barcelona: IEEE Computer Society Press, 2003,2:1061–1064.
- [6] You JJ, Wang PA, Xia DS. Tagged cardiac magnetic resonance images segmentation using texture information. Chinese Journal of Image and Graphics, 2007,12(9):1621–1626 (in Chinese with English abstract).
- [7] Cremers D, Tischhäuser F, Weickert J, Schnörr C. Diffusion snakes: Introducing statistical shape knowledge into the Mumford-Shah functional. Int'l Journal of Computer Vision, 2002,50(3):295–313.
- [8] Chen Q, Zhou ZM, Tang M, Heng PA, Shen XD. Shape statistics variational approach for the outer contour segmentation of left ventricle MR images. IEEE Trans. on Information Technology in BioMedicine, 2006,10(3):588–597.
- [9] Varma M, Zisserman A. A statistical approach to texture classification from single images. Int'l Journal of Computer Vision, 2005, 62(1-2):61–81.
- [10] Boser BE, Guyon IM, Vapnik VN. A training algorithm for optimal margin classifiers. In: Haussler D, ed. Proc. of the 5th Annual ACM Workshop on COLT. Pittsburgh: ACM Press, 1992. 144–152.
- [11] Kim KI, Jung K, Park SH, Kim HJ. Support vector machines for texture classification. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002,24(11):1542–1550.
- [12] Hu ZP, Zhang Y. Improved Mumford-Shah active contour image segmentation based on support vector machine energy representation. Acta Electronica Sinica, 2006,34(5):930–933 (in Chinese with English abstract).
- [13] Cootes TF, Taylor CJ, Cooper DH, Graham J. Active shape models—Their training and application. Computer Vision and Image Understanding, 1995,61(1):38–59.
- [14] Leventon ME, Grimson WEL, Faugeras O. Statistical shape influence in geodesic active contours. In: Kriegman DJ, ed. IEEE Computer Society Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, Vol.1. Hilton Head Island: IEEE Computer Society Press, 2000. 1316–1323.

- [15] Cremers D, Kohlberger T, Schnörr C. Shape statistics in kernel space for variational image segmentation. *Pattern Recognition*, 2003,36(9):1929–1943.
- [16] Sonka M, Hlavac V, Boyle R. *Image Process, Analysis, and Machine Vision*. 2th ed., Beijing: Posts & Telecom Press, 2002. 380–389.
- [17] Werman M, Weinshall D. Similarity and affine invariant distances between 2D point sets. *IEEE Trans. Pattern Analysis Machine Intelligence*, 1995,17(8):810–814.
- [18] Mikić I, Krucinski S, Thomas JD. Segmentation and tracking in echocardiographic sequences: Active contours guided by optical flow estimates. *IEEE Trans. on Medical Imaging*, 1998,17(2):274–283.

#### 附中文参考文献:

- [3] 陈强,周则明,屈颖歌,王平安,夏德深.左心室核磁共振图像的自动分割. *计算机学报*,2005,28(6):991–999.
- [6] 尤建洁,王平安,夏德深.利用纹理信息的带标记线心脏核磁共振图像分割. *中国图象图形学报*,2007,12(9):1621–1626.
- [12] 胡正平,张晔.基于 SVM 能量模型的改进主动轮廓图像分割算法研究. *电子学报*,2006,34(5):930–933.



刘复昌(1982 - ),男,江苏南京人,博士生,主要研究领域为医学图像处理,计算机视觉,模式识别.



王平安(1961 - ),博士,教授,博士生导师,主要研究领域为图像建模,图像处理,模式识别.



陈强(1979 - ),男,博士,讲师,主要研究领域为医学图像处理,计算机视觉,图像增强.



夏德深(1941 - ),博士,教授,博士生导师,CCF 高级会员,主要研究领域为图像处理,卫星遥感,模式识别.



孙权森(1963 - ),博士,教授,博士生导师,CCF 高级会员,主要研究领域为模式识别,图像处理,计算机视觉,数据融合.