

## 利用知识库实现对心脏MR图像的自动分割

### 1 引言

在临床上,可以利用心脏MR 图像信息来诊断诸如先天性隔膜缺损、大血管异常走向、心腔肿大等疾病或估计心脏的功能等。然而,这些工作必须在对心脏MR图像进行分割、识别后才能得以继续。传统磁共振机上用的心脏分割算法是动态轮廓法(也称snake法),该算法首先要有一个手工初标记过程,所得检测结果不仅会因人而异,也将花费大量的时间。另外,该算法的一个基本假设是标记的初始轮廓必须 比较接近真正轮廓,否则,搜索的轮廓就不一定是合理的。因此,即使是一个熟练者,对于一个来自MR的三维图像来说,在 $256 \times 256$ 灰度下,要正确分割一个心动周期 $16 \sim 24$ 阶段的 $10 \sim 14$ 个切片,也需要 $1.5 \sim 2.0$  h,其工作效率是可想而知的。本研究希望通过训练图像的特征阈值来组建一个知识库,利用该知识库作为初分割算法代替传统的手工标记过程,从而实现心脏分割算法的自动化。

### 2 先验知识的引入及特殊点的形成

在该实验中,我们将心脏的左右心室作为我们的感兴趣区(Regions of interest, ROI)。由于血液在MR图像上的表现较心脏周围的其他组织(如心肌、血管壁等)密度高,因此在心脏MR序列梯度回波图像上表现为:左、右心室和大动脉的高密度区及其他周围组织的低密度区。而本研究要分割的区域是左、右心室,主要分布在高密度区,通过分析图像灰度直方图,我们可以发现该直方图近似满足bell径向函数模型。

#### 2.1 定义

如果函数 $v(r)$  是二阶可微且单调递减的,假设  $r(v)$  是 $v(r)$  的反函数,满足在 $(0, +\infty)$ 上有唯一拐点,则定义函数 $v(r)$  为bell径向函数。如图1所示。

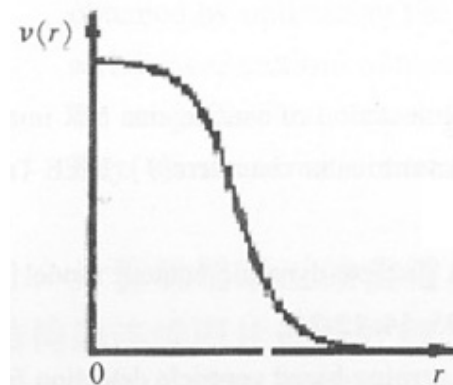


图1 bell径向函数  $v(r)$   
Fig.1 Bell radial function

我们可以利用bell径向函数模型特性，在直方图上找出合适的灰度作为分割该图像的阈值，从而分割MR图像，以形成关注图像(Attention map)。假设ROI的密度函数可以用二维函数 $v=f(x, y)$ 表示，即 $g(x, y, v)=0$ 。定义等密度轮廓线 $L(v)$ 为：在平面 $(x, y)$ 上，对于给定密度值 $v$ ，所有满足 $g(x, y, v)=0$ 坐标点的集合。即：

$$L(v) = \{(x, y) \mid g(x, y, v) = 0\} \quad (1)$$

显然在给定bell径向函数 $v(r)$ 情况下，根据集合 $L(v)$ 的形成条件，bell平面应在空间 $(x, y, v)$ 上满足：

$$g(x, y, v) = (x - x_0)^2 + (y - y_0)^2 - r^2(v) = 0 \quad (2)$$

其中 $x_0$ 和 $y_0$ 为参数， $r(v)$ 是 $v(r)$ 的逆函数，这时bell平面就定义在中心为 $(x_0, y_0)$ 的 $(x, y)$ 平面上。对于给定的 $v$ 值，等密度轮廓线显然是一个以 $r(v)$ 为半径的圆，其面积可以用半径为 $r(v)$ ，微小量为 $dr$ 的圆环来表示；而用灰度直方图表示为 $h(v)$ 沿 $v$ 轴，微小量为 $dv$ 的面积。因此有：

$$h(v) |dv| = 2\pi r(v) |dr| \quad (3)$$

由于bell模型的 $r'(v)$ 是非正数且 $dr = r'(v)dv$ ，化简上式得到：

$$h(v) = -2\pi r(v)r'(v) \quad (4)$$

由半径函数的一阶导数图2可知在 $[0, +\infty)$ 上 $r'(v) = 1/v'(r)$ 有幅度极小值。并假设极小值发生在位置 $v=v_0$ 上，则 $h(v)$ 在 $v_0$ 处的大小是 $2\pi r(v_0)r'(v_0)$ ，为局部最小值。然而一幅MR图像的直方图除了主要与ROI有关外，还与其它区域和干扰有关，假设所有非感兴趣区表现出来的直方图统称为背景直方图，用 $b(v)$ 表示，这样图像总直方图 $h(v)+b(v)$ 就不再是仅以ROI表现出来的双峰形式，而是单峰，如图3所示。因此，这时不能简单地利用ROI的灰度直方图来寻找局部最小点，进一步研究直方图表明：直方图上的局部最小点对应的曲率 $K(v)$ 局部最大。曲率 $K(v)$ 的算术表达式为：

$$K(v) = \frac{h''(v)}{\{1 + [h'(v)]^2\}^{3/2}} \quad (5)$$

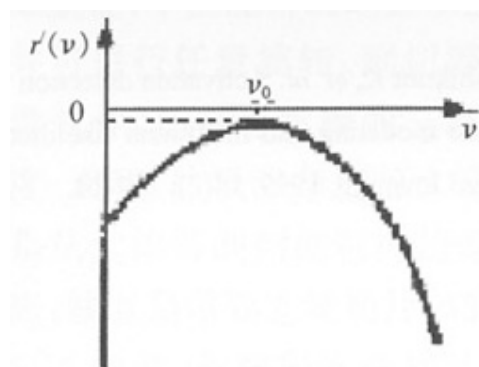


图2 半径函数的一阶导数  
Fig.2 The derivative of radius

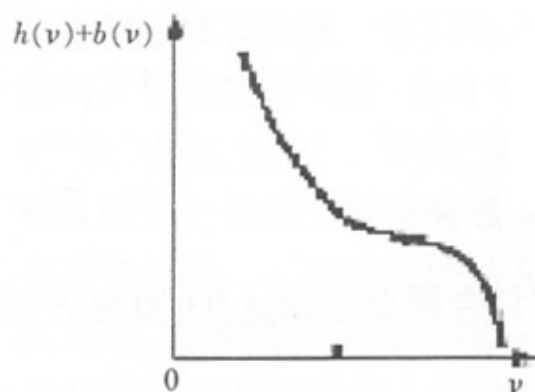


图3 图像合成直方图  
Fig.3 The combined histogram

这样我们就可以通过求直方图上曲率局部最大点来作为特殊点，并用之来分割心脏的感兴趣区。

通常，满足条件的阈值有多个，用这些阈值分割出来的关注图像中不仅含有我们的ROI，还有大动脉或噪声等干扰信号产生的高密度弥散小区。因此，我们需要通过训练这些特征阈值，以达到寻找合适的阈值来分割感兴趣区，这正是我们“知识库”建立的目的。

### 3 知识库的组建

“知识库”是用来存储表征一组具有单峰ROI特性的参数集合。我们在考虑组成“知识库”的参数方面，是基于对心脏MR图像的特点及已有先验模型的理解基础上，采用阈值、质心及区域长度这三个参数来组建“知识库”。其中阈值是用于对输入图像进行二值化，是ROI边缘提取的基础；质心是表述ROI的相对位置，是确定左右心室的关键；区域长度是区别所分割的区域是否为ROI的依据。

为此，我们通过训练部分有代表性的心脏MR序列图像来获取这些“知识库”参数。步骤如下：(1)对输入图像进行灰度分布计算，首先求出图像的灰度直方图，并对图像进行二维中值滤波(大小为 $3 \times 3$ )及曲率(邻域大小为 $6 \times 1$ )计算；从中选取局部最大点作为初特殊点，并按大小排列。通常满足这样条件的初阈值点(即特殊点)有6~10个，这时进行第一次人为参与选择特殊点。(2)在特殊点选择上，我们根据心脏MR图像背景范围较大，低密度区较多的这一先验知识，引入平均灰度概念，即将所有灰度非零值进行平均(均值用 $g$ 表示)。选择那些灰度值大于均值 $g$ 的特殊点作为阈值，并利用这些阈值分割图像以形成相应的关注图像。(3)在ROI的选取上，考虑到感兴趣区是左右心室，因此合适的特殊点应为能将关注图像分割成含有左右心室且边缘非粘连的那些阈值点，从而再次去掉部分不合理的阈值点。(4)用以上三个步骤训练一组序列图像后，最终训练出合理特征参数，并组建该图像的“知识库”。

### 4 实验与结论

通过对8幅同序列心脏图像的训练，我们按阈值质心区域长度的排列顺序得到左、右心室的特征参数分别为：161、(80、96)、377；162、(153、112)、168，并完成“知识库”的组建，这样就可以直接用“知识库”里的参数集对图像进行初分割并利用该分割方法代替snake的初标记过程，实现对心脏的感兴趣的自动分割。以下我们通过对二幅心脏MR图像进行实验比较。

表1为用8幅同序列心脏MR图像训练出来的组成知识库的参数；图4(a)为原图像；(b)、(d)为用手工初标示后的snake分割结果；(c)、(f)为引入知识库后的snake分割结果。

表 1 组成知识库的参数

Tab.1 Parameters of the knowledge base

	Threshold	Centroid	Length of region
Right ventricle	162	(80, 96)	377
Left ventricle	161	(153, 112)	168

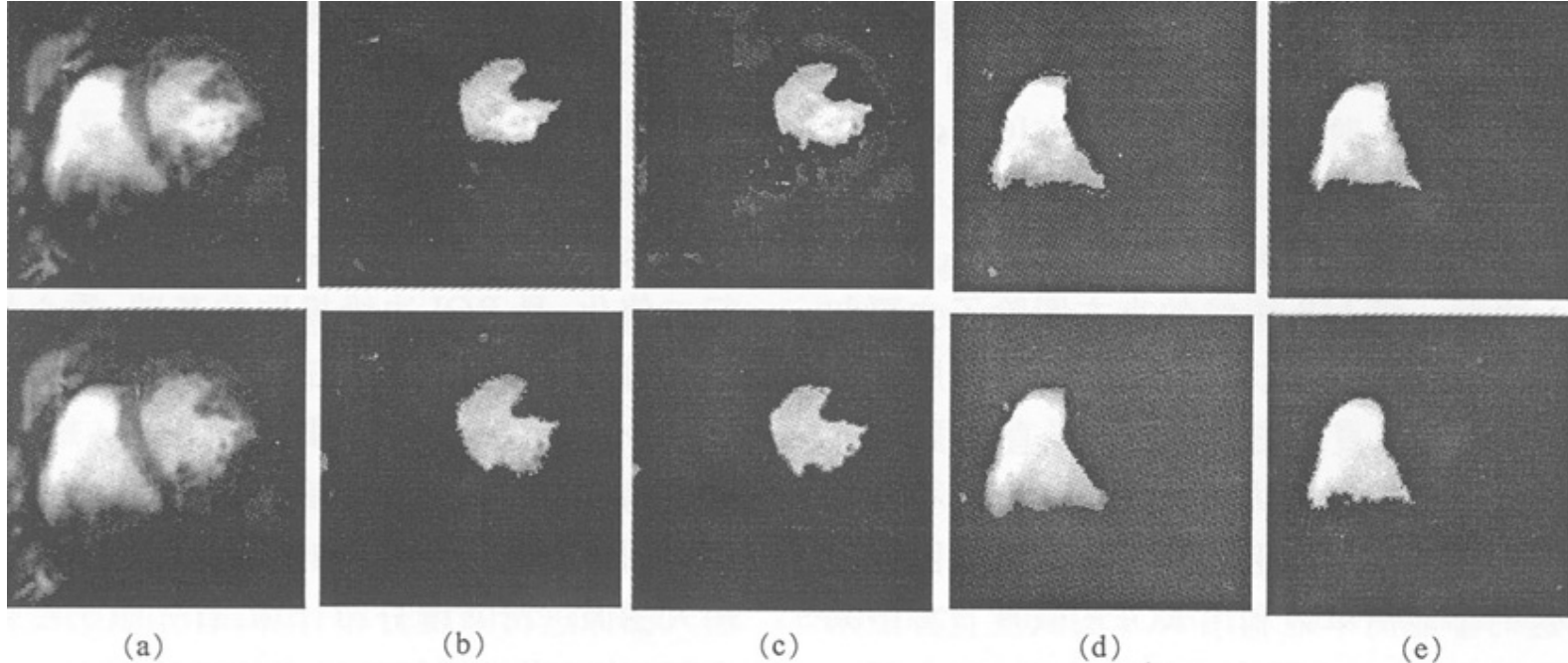


图4 经不同初分割算法处理后,MR图像的snake分割结果比较  
上、下为两幅连续MR图像; (a)为原图像; (b、d)为手工初标记后左、右心室的snake分割结果; (c、f)为引入知识库后左、右心室的snake 分割结果。

Fig. 4 Comparison between the snake-segmentation results of the MR images treated with different segmentation algorithms

The images up and down are continued MR images; (a) :Origin images; (b、d): The segmentations of left and right ventricle dealt with snake-method after hand-labelled; (c、f) : The segmentations of left and right ventricle dealt with snake-method after importing knowledge base

从实验结果我们可以看出,用手工进行初始标记的snake 分割结果,即使在选择较好分割结果的条件下,仍然比引入知识库的snake分割结果在精度上会差一些或接近,而在算法的重复性上,由于引入知识库的算法是一次性成功,无需手工初标记和干预,故在速度和重复性指标上都是传统用手工初标记后算法所无法比拟的。因此我们可以得出这样的结论:利用知识库作为初分割算法来代替传统分割算法中的手工标记过程,可实现对心脏分割算法的自动化。

#### 参考文献:

- [1] Goshtasby A, Turner DA. Segmentation of cardiac cine MR images for extraction of right and left ventricular chambers[J]. IEEE Trans Med Imaging, 1995, 14: 56-64.
- [2] Lobregt S, Viergever MA. A discrete dynamic contour model[J]. IEEE Trans Med Imaging, 1995, 14: 12-24.
- [3] Weng J, Singh A, Chiu MY. Learning-based ventricle detection from cardiac MR and CT image[J]. IEEE Trans Med Imaging, 1997, 16(4): 378-91.
- [4] Ardekani BA, Kershaw J, Kashikura K, et al. Activation detection in functional MRI using subspace modeling and maximum likelihood estimation[J]. IEEE Trans Med Imaging, 1999, 18(2): 101-14.

#### 参考文献:

- [1] Goshtasby A, Turner DA. Segmentation of cardiac cine MR images for extraction of right and left ventricular chambers[J]. IEEE Trans Med Imaging, 1995, 14: 56-64.
- [2] Lobregt S, Viergever MA. A discrete dynamic contour model[J]. IEEE Trans Med Imaging, 1995, 14: 12-24.
- [3] Weng J, Singh A, Chiu MY. Learning-based ventricle detection from cardiac MR and CT

image[J]. IEEE Trans Med Imaging, 1997, 16(4): 378-91.

[4] Ardekani BA, Kershaw J, Kashikura K, et al. Activation detection in functional MRI using subspace modeling and maximum likelihood estimation[J]. IEEE Trans Med Imaging, 1999, 18(2): 101-14.

---

[回结果列表](#)