

# 利用知识库实现对心脏 MR 图像的自动分割

林亚忠 袁武凡 袁明 袁前进 第一军医大学生物医学工程系 广东 广州 510515 宛

摘要目的 研究如何实现对心脏 MR 图像的自动化分割问题 方法 通过对图像特征参数的训练从而有效提取和利用先验知识 结果 实现对心脏 MR 图像的自动化分割 结论 通过提取和利用心脏 MR 图像的先验知识能够很好地实现心脏分割算法的自动化

关键词心脏 MR 图像 知识库 自动分割

中图分类号 文献标识码 文章编号 000-2588(2001)11

林亚忠 袁武凡 袁明 袁前进 第一军医大学生物医学工程系 广东 广州 510515 宛

LIN Ya-zhong, CHEN Wu-fan, CHEN Ming, FENG Qian-jin

(Department of Biomedical Engineering, First Military Medical University, Guangzhou 510515, China)

To study the automated implementation of cardiac magnetic resonance image (MRI) segmentation. By training the feature parameters of the images and establishing a knowledge base, an efficient method for extracting and using prior knowledge was proposed. Through extracting and using prior knowledge of cardiac MRI, automation of cardiac MRI segmentation can be well accomplished.

Keywords: magnetic resonance imaging; cardiac; knowledge base; automatic segmentation

## 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 副 256 灰度下，要正确分割一个心动周期 16~24 阶段的 10~14 个切片，也需要 1.5~2.0 小时，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  $f(x)$  是二阶可微且单调递减的，假设  $f(x)$  是  $f(x)$  的反函数，满足在  $0 \leq x \leq 1$  上有唯一拐点，则定义函数  $f(x)$  为 bell 径向函数。如图 1 所示。

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  $f(x, y)$  表示，即  $f(x, y) = 0$  定义等密度轮廓线  $C$ 。为在平面  $xy$  上对于给定密度值  $\rho$  所有满足  $f(x, y) = \rho$  坐标点的集合。即  $C = \{(x, y) | f(x, y) = \rho\}$  (1)

显然在给定 bell 径向函数  $f(x, y)$  情况下，根据集合  $C$  的形成条件，bell 平面应在空间  $xy$  上满足  $f(x, y) = \rho$  (2)

其中  $\rho$  和  $\rho$  为参数， $f(x, y)$  是  $f(x, y)$  的逆函数。这时 bell 平面就定义在中心为  $(x_c, y_c)$  的  $xy$  平面上。对于给定的  $\rho$  值，等密度轮廓线显然是一个以  $r$  为半径的圆，其面积可以用半径为  $r$  微小量为  $dr$  的圆环来表示，而用灰度直方图表示为  $H(r)$  沿  $r$  轴微小量为  $dr$  的面积。因此有  $H(r) = 2\pi r |f(r)|$  (3)

由于 bell 模型的  $f(x, y)$  是非正数且  $f(x, y) = f(x, y)$

收稿日期 001-06-06

基金项目 国家自然科学基金 (39970222)

作者简介 林亚忠 (1973-)，男，福建漳州人，2001 年毕业于第一军医大学，在读博士，电话 020-85148285

化简上式得到院

$$f(r) = \frac{1}{1 + [f(r_0)]^{3/2}} \quad (4)$$

由半径函数的一阶导数图 2 可知在  $[0, +\infty)$  上 则  $f(r) = 1/f(r_0)$  有幅度极小值并假设极小值发生在位置  $r = r_0$  上 则  $f(r)$  在  $r_0$  处的大小是  $2/f(r_0)$  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  $g(v)$  表示 这样图像总直方图  $h(v) = f(v) + g(v)$  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  $K$  局部最大 曲率  $K$  的算术表达式为院

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

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

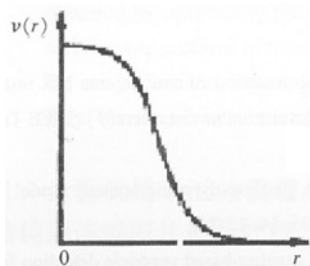


图 1 bell 径向函数  $f(r)$

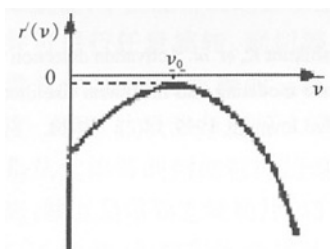


图 2 半径函数的一阶导数  $f'(r)$

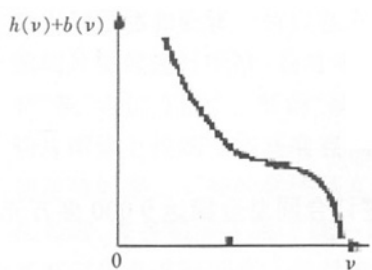


图 3 图像合成直方图  $h(v) = f(v) + g(v)$

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  $6 \times 6$ )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 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  $\bar{v}$  表示) 选择那些灰度值大于均值  $\bar{v}$  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 和 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 下面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 图 4(b) 为用手工初标示后的 snake 分割结果 图 4(c) 为引入知识库后的 snake 分割结果

表 1 组成知识库的参数

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

从实验结果我们可以看出 用手工进行初始标记

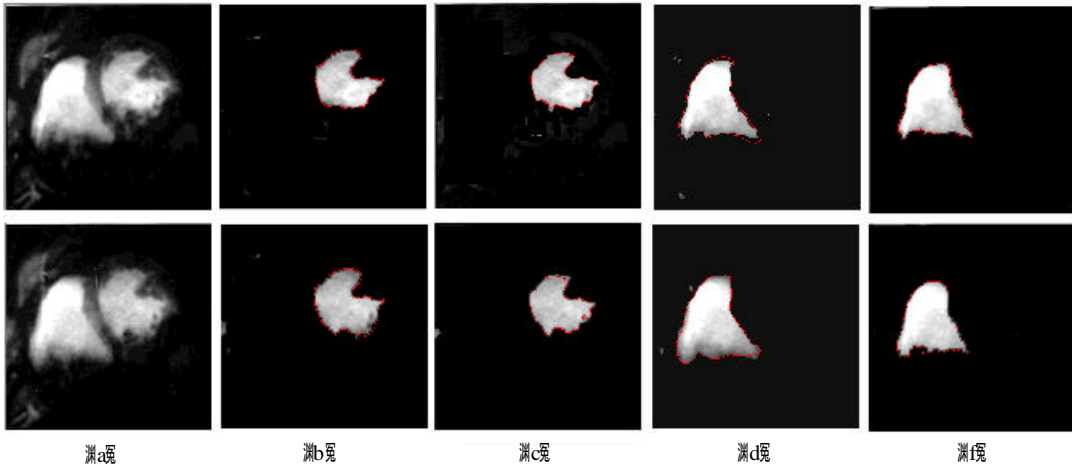


图 4 经不同初分割算法处理后,MR 图像的 snake 分割结果比较

上、下为两幅连续 MR 图像;(a)为原图像;(b、c、d)为手工初标记后左、右心室的 snake 分割结果;(e)为引入知识库后左、右心室的 snake 分割结果。

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

的 snake 分割结果。即使在选择较好分割结果的情况下,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。

1. Goshtasby A, Turner DA. Segmentation of cardiac MR images for extraction of right and left ventricular chambers. *IEEE Trans Med Imaging*, 1995, 14: 56-64.

2. Lobregt S, Viergever MA. A discretized dynamic contour model. *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. *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. *IEEE Trans Med Imaging*, 1999, 18(2): 101-14.

参考文献

### 五十校庆东风好 科技成果交易忙

我校校庆科技成果交易会签订合同总金额达 9 000 多万元

乘着校庆五十周年的东风,我校于 10 月 29 日开幕的科技成果交易会,以签订合同总金额达 9 000 多万元的丰硕成果大获全胜。

开幕式当天,来自省内外的 50 多家企业和数家新闻单位共一百多名代表参加了成果交易会。此次交易会共展出 105 个项目,范围包括新药、医疗器械和保健品。与会嘉宾对此次交易会展出的项目评价相当高,认为许多项目都具有较好开发前景。交易会上共签订了 12 项合作协议,其中基础部与深圳生物港投资公司合建的“疾病基因组学与蛋白质组学实验室”合同金额达 3 000 万元。

军队停止经商后,我校经过近三年的探索初步打开了科技开发的新局面。此次举办的科技成果交易会作为我校五十大庆的一项重要庆典活动,也是利用这个机会畅通科技成果转化渠道、调动全校科技开发的积极性,促进学校科技成果转化,为学校的建设和社会的发展作出贡献。