

利用纹理信息的带标记线心脏核磁共振图像分割

尤建洁¹⁾ 王平安²⁾ 夏德深¹⁾

¹⁾(南京理工大学计算机科学与技术学院, 南京 210094) ²⁾(香港中文大学计算机科学与工程系, 香港)

摘要 针对带标记线的心脏核磁共振图像分割受到标记线强梯度影响的现象, 提出了一种基于图像细节信号能量的纹理分析方法, 该方法合理地利用了标记线本身的信号特征, 进而达到了去除标记线影响的效果。由于心脏核磁共振图像边缘较弱, 噪声相对较强, 本文应用测地线活动轮廓模型定义演化曲线, 并用水平集方法求解, 从而很好地提取了左心室的心内膜。在提取左心室外膜时, 为克服边界断裂、缺省的情形, 添加了距离约束能量项, 解决了依靠梯度和纹理信息无法准确分割的问题。实验与误差分析结果表明, 本文方法能较好地提取带标记线的左心室内外心膜, 且具有较高的准确率。

关键词 核磁共振 细节信号能量 测地线活动轮廓 左心室 标记线

中图分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2007)09-1621-06

Tagged Cardiac Magnetic Resonance Images Segmentation Using Texture Information

YOU Jian-jie¹⁾, WANG Ping-an²⁾, XIA De-shen¹⁾

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

²⁾(Department of Computer Science & Engineering, CUHK)

Abstract Aiming to solve the problem of the strong gradient coming from the tagged lines in the tagged cardiac magnetic resonance images, a texture analysis method is proposed based on a detailed signal energy which uses the signal feature provided by the tagged line itself. It can effectively remove the influence of the tagged lines. The cardiac magnetic resonance images are characterized by the weak edges and strong noises. Geodesic active contour model to define the evolving curve, which is solved by the level set method. To extract the outer edges of the left ventricle, a distance constraint energy term is added to solve the problem of the edges' reak or default. Depending on this energy term, the feature edges which cannot be directly extracted by gradient or texture information can be well extracted. Experimental results and error analysis show that the proposed method in this paper can effectively extract the inner and outer boundaries of the left ventricle and also has high accuracy.

Keywords magnetic resonance, detail signal energy, geodesic active contour, left ventricle, tagged line

1 引言

心脏核磁共振影像(magnetic resonance imaging, MRI)技术对心血管疾病(cardiovascular disease)^[1]的防治具有重要意义。核磁共振是一种无创伤的诊断技术, 具有较高的软组织分辨力, 且图

像质量受目标运动的影响较小。心脏核磁共振是临床上用于评估心脏解剖和功能的有用工具。尤其是20世纪80年代后期标记^[2]技术的引入, 改变了传统的心脏运动跟踪方式, 使精确量化心脏局部舒张与收缩功能成为可能。

目前对带标记线的心脏核磁共振图像(如图1)的研究主要集中在对左心室(left ventricle, LV)的

基金项目: 香港特区政府研究资助局资助项目(CUHK/4180/01E 和 CUHK1/00C)

收稿日期: 2006-01-09; 改回日期: 2006-05-30

第一作者简介: 尤建洁(1979~), 女, 2002年毕业于南京理工大学获计算机专业学士学位, 现为该系硕博连读研究生。主要研究方向为医学图像分割, 3维运动重建。E-mail: jianjie_you@163.com

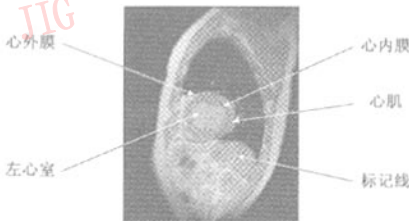


图 1 带标记线的心脏核磁共振图像
(图中黑色的网格线为标记线)

Fig. 1 Cardiac tagged MRI image
(the black mesh lines in the image are the tagged lines)

运动和形变分析上,而运动分析的首要任务是左心室的边缘提取。然而,心脏核磁共振图像背景复杂,成像质量受到多种因素的制约,图像中常出现区域灰度不一致性(inhomogeneity)、伪影、弱边界、边界断裂等情形,加上标记线的影响,传统的方法已无法准确分割。Kass 等人提出了经典的参数活动轮廓模型(parametric active contour model)^[3]——Snake,其中 Snake 定义为能量极小化的样条曲线,它在来自曲线自身的内力和来自图像数据的外力的共同作用下演化到感兴趣的边缘,内力用于约束曲线形状,而外力则引导曲线到特征边缘。Snake 模型及其各种改进模型^[4,5]已成功用于不带标记线的心脏核磁共振图像的分割。但是直接用该模型来分割带标记线的心脏核磁共振图像时,将严重受到标记线的干扰,曲线将被灰度变化剧烈的标记线吸引,无法收敛到感兴趣的边缘上。Histace^[6]等人提出了纹理分析与 Snake 模型相结合的方法来分割带标记线的心脏核磁共振图像:先用平均标准偏差参数描述纹理,建立平均标准偏差能量图,再分割左心室内轮廓;然后再利用熵参数描述纹理,建立熵能量图,并结合内轮廓的分割结果分割左心室外轮廓。然而基于平均标准偏差的能量图受图像噪声影响大,且权重不易控制;同时基于熵的能量图计算时间复杂度高。Metaxas 等人^[7]先用 Gabor 滤波器对图像进行预处理,目的是去除图像中的标记线,然后利用可形变模型分割左心室的内轮廓。值得一提的是,Metaxas 处理的图像中,只存在一个方向上的标记线,而针对本文网格状的标记线,Gabor 滤波器处理效果并不理想。Caselles 等人^[8]借鉴 Snake 模型的理论基础,提出了测地线活动轮廓模型(geodesic active contour model),该模型用水平集(level set)^[9]方法求解,曲

线拓扑可变,能有效地分割弱边缘、较强噪声的医学图像。同样,由于标记线的影响,该模型也无法直接用于带标记线心脏核磁共振图像的分割。

为解决标记线强梯度的影响,提出了一种基于细节信号能量的纹理分析方法。该方法利用图像细节信号能量这一纹理参数对图像进行分析,充分考虑标记线本身的信号特征及图像中噪声的影响,建立细节信号能量图。在此基础上,对左心室的内外轮廓进行分割,曲线的演化方程由测地线活动轮廓模型给出,并应用水平集方法求解。在此过程中,为解决左心室外轮廓边界断裂、缺省问题,在测地线活动轮廓模型中添加了距离约束能量项,克服了依靠梯度和纹理信息无法准确分割的困难。

2 利用纹理信息的左心室分割

2.1 带标记线心脏核磁共振图像纹理分析

对于带标记线的心脏核磁共振图像,首先对其进行纹理分析,即在不影响感兴趣目标边缘的情况下,最大程度地去除标记线的影响。由于带标记线的核磁共振成像对软组织有效,因此位于左心室心室区域的标记线衰减极快至消失,而准确地区分标记线区域与非标记线区域是关键。为此,提出了基于细节信号能量的纹理分析方法,该方法针对标记线“强梯度,网格分布,局部存在”的信号特征,给出了细节信号能量这一纹理分析参数,建立细节信号能量图,即将标记线区域与非标记线区域有效地区分开。

假定图像 $I(x, y)$ 在小的局部区域总是平稳的,并且可用下述模型描述。

$$I_g(x, y) = m(x, y) + \sigma^2(x, y)\omega(x, y) \quad (1)$$

其中, $I_g(x, y)$ 表示图像的局部区域, $m(x, y)$ 和 $\sigma^2(x, y)$ 分别表示该局部区域的均值和方差, $m(x, y)$ 反映了该区域的平均灰度, $\sigma^2(x, y)$ 反映了该区域的灰度层次信息。 $\omega(x, y)$ 是一个固有零均值单位方差的高斯白噪声。对于 $(2M+1) \times (2M+1)$ 大小的区域,

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

$$\sigma^2(x, y) = \frac{1}{(2M+1)^2} \sum_{i=-M}^M \sum_{j=-M}^M \sigma_g^2(x+i, y+j) \quad (3)$$

其中

$$\sigma_g^2(x, y) = \left[\sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 (I(x+i, y+j) - m_g)^2 \right] / 9 \quad (4)$$

$$m_g(x, y) = \left[\sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 I(x+i, y+j) \right] / 9 \quad (5)$$

$\sigma^2(x, y)$ 即为图像的细节信号能量。图像的细节信号能量是图像中高频信号能量的综合反映。图像梯度变化越大, 细节信号能量越强; 同时, 这一计算过程又是一个平均化的过程, 因此对噪声的影响有一定的削弱作用。

图像细节信号能量图的计算方法为针对图像中的每个像素点, 选择 $7\text{pixel} \times 7\text{pixel}$ 邻域范围, 然后根据式(3)计算其细节信号能量作为当前像素点的细节信号能量值。图像中的所有像素点重复上述操作, 即得到图像的细节信号能量图。

细节信号能量具有如下优点:

(1) 计算简单快速 通常纹理参数的计算是基于灰度共生矩阵的, 灰度共生矩阵描述纹理中某一灰度级结构重复出现的情况。从灰度共生矩阵派生出来的纹理参数有对比度(contrast)、熵(entropy)、角二阶矩(angular second moment)等。然而基于灰度共生矩阵的纹理参数不仅要选择合适的灰度共生矩阵的点对距离与点对方向, 而且计算时间复杂度高。相比之下, 细节信号能量计算简单, 时间复杂度低。

(2) 反映图像局部信息变化的能力较强 与平均标准偏差图(mean-standard deviation map)^[6]比较结果显示, 在相同时间复杂度的情况下, 细节信号能量能更好地描述和反映图像局部信息的变化情况, 且能较好地克服噪声的影响。

(3) 细节信号能量可推广到具有类似纹理属性图像的预处理, 如斑马(zebra)^[10]的分割, 对此类图像的预处理效果明显优于 Gabor 等滤波器。

2.2 测地线活动轮廓模型

在获取图像的细节信号能量图的基础上, 应用测地线活动轮廓模型对其进行分割, 该分割模型能较好地处理弱边界、模糊边界的医学图像。

Caselles 等人^[8]在 Snake 模型的基础上, 提出了测地线活动轮廓模型, 该模型被认为是 Snake 模型的几何表示, 目的是寻找满足能量函数最小的曲线, 其能量函数形式为

$$E[C(p)] = \int_0^l g(|\nabla I(C(p))|) |C'(p)| dp \quad (6)$$

其中, $C(p)$ 为所要求取的曲线, p 为归一化的弧长, $C'(p)$ 为曲线相对于 p 的偏导, $g(\cdot)$ 是一单调下降函数, I 表示灰度图像。

由泛函取极值的必要条件, 得到 $C(p)$ 应满足如下的 Euler-Lagrange 方程:

$$\frac{\partial C}{\partial t} = g(I)KN - (\nabla g \cdot N)N \quad (7)$$

其中, K 为曲线的曲率, N 为单位内法矢量, $g(I)$ 称为停止项

$$g(I) = \frac{1}{1 + |\nabla(G_\sigma * I)|} \quad (8)$$

$G_\sigma * I$ 为图像 I 与方差为 σ 的 Gaussian 滤波器的卷积。

为了使曲线在演化过程中拓扑可变, 把曲线作为零水平集嵌入到高 1 维的函数 φ 中, 通过更新 φ 来演化隐含在其中的曲线

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = g(I)K|\nabla \varphi| + \nabla g \cdot \nabla \varphi \quad (9)$$

为加快收敛速度, 在式(9)中添加“面积约束” $c g(I)|\nabla \varphi|$, 其中, c 为 Lagrange 乘子, 则

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = g(I)(c + \varepsilon K)|\nabla \varphi| + \nabla g \cdot \nabla \varphi \quad (10)$$

式(10)中, c 类似于 Snake 模型中的气球力; ε 为常数, 曲率项 εK 等价于 Snake 模型的刚性力, 在曲线演化过程中, 能平滑掉变形曲线曲率较大的部分; $\nabla g \cdot \nabla \varphi$ 称为边界吸引项, 表示作用于形变曲线的图像力在法线方向的投影, 它将边缘附近的零水平曲线吸引向图像的边缘。当曲面 φ 变形时, 零水平曲线也随之演变, 这就解决了通过曲线拓扑结构的变化分割多个目标的问题, 此外, 它对凹陷区域也能有效地分割。

由于该模型中含有与图像梯度有关的函数, 对检测由梯度定义的目标边缘十分有效, 但是在处理本文的带标记线心脏核磁共振图像时, 由于受到标记线强梯度的影响, 测地线活动轮廓模型无法直接分割图像。

2.3 左心室内膜(endocardium)分割

在分割左心室内膜的过程中, 为克服标记线强梯度的影响, 先进行纹理分析, 建立细节信号能量图, 再应用测地线活动轮廓模型分割图像。

分割左心室内膜的曲线演化方程为

$$\begin{aligned} \frac{\partial \varphi}{\partial t} &= g(E_{DSEM})(c + \varepsilon K)|\varphi| + \nabla g \cdot \nabla \varphi \\ &= g(E_{DSEM})c|\varphi| + g(E_{DSEM})\varepsilon K|\varphi| + \\ &\quad \nabla g \cdot \nabla \varphi \end{aligned} \quad (11)$$

其中, φ 为水平集函数, E_{DSEM} 表示图像的细节信号能量图, $g(\cdot)$ 为单调下降函数, c 和 ε 是常数, K 为

曲率

$$K = \text{div} \left(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \right) = \frac{\varphi_{xx}\varphi_y^2 - 2\varphi_{xy}\varphi_x\varphi_y + \varphi_{yy}\varphi_x^2}{(\varphi_x^2 + \varphi_y^2)^{3/2}} \quad (12)$$

其中, div 表示散度。

求解离散方程时, 气球力项 $g(E_{USEM})c|\varphi|$ 使用迎风(upwind)格式; 曲率项使用中心差分格式; 边界吸引项使用偏心差分格式。时间离散采用 2 阶 TVD-Runge-Kutta 方法, 可参见文献[11]。

2.4 左心室外膜(epicardium)分割

分割左心室外膜时, 除受到标记线的影响外, 还存在边界断裂、缺省等问题(如图 2 所示)。由于左心室内轮廓的分割结果相对稳定可靠, 可以利用其分割结果对外轮廓的分割进行约束, 进而解决边缘断裂、缺省等利用纹理、梯度信息无法解决的问题。

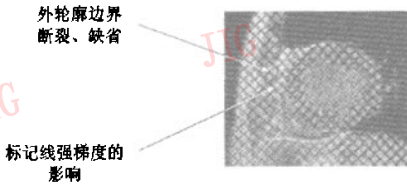


图 2 分割心外膜的主要问题

Fig.2 The major problems in segmenting the epicardium

本文在获取左心室内轮廓的基础上, 定义了距离约束函数:

$$\varphi_{\text{dist}} = \text{sgn}(dis - R_c) \cdot \frac{\sqrt{(dis - R_1)^2 + (dis - R_2)^2}}{|R_2 - R_1|} \quad (13)$$

其中, R_1 为左心室心肌的最小厚度, R_2 为左心室心肌的最大厚度, $R_c = (R_1 + R_2)/2$, dis 为当前演化曲线上的点离左心室内轮廓上最近点的距离。容易证明, 若当前的轮廓点位于 R_1 和 R_2 之间时, $-1 < \varphi_{\text{dist}} < 1$ 。

利用定义的距离约束函数对测地线活动轮廓模型进行改进, 得到如下的演化方程:

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = g(E_{USEM})(\varphi_{\text{dist}} + \varepsilon \cdot K)|\varphi| + \nabla g \cdot \nabla \varphi \quad (14)$$

当演化曲线与内轮廓的距离大于 R_c 时, 距离约束能量项为负值, 曲面将向里收缩, 同时曲率项控制曲面的光滑, 边界吸引项引导零水平集曲线到特征边缘。当演化曲线与内轮廓的距离小于 R_c 时, 曲面将向外膨胀, 曲率项控制曲面的光滑, 边界吸引项引导零水平集曲线到特征边缘。可见, 距离约束能量项将保证演化曲线在 R_c 附近运动, 同时在曲率项与边界吸引项的作用下, 曲线最终演化到感兴趣目标的特征边缘。

离散方程时, 距离约束能量项使用迎风格式; 曲率项使用中心差分格式; 边界吸引项使用偏心差分格式; 时间离散采用 2 阶 TVD-Runge-Kutta 方法。

3 实验结果及分析

应用本文方法, 对带标记线的心脏核磁共振图像进行分割。以图 3(a) 为例, 分割左心室的内外轮廓。先对原图进行纹理分析, 建立细节信号能量图(图 3(b))。为证明本文给出的纹理分析方法的有效性, 将细节信号能量图与平均标准偏差图(图 3(c))进行了比较, 可知在计算时间复杂度相同的情况下, 细节信号能量图反映图像局部信息变化的能力明显强于平均标准偏差图。本文也给出了 Gabor 滤波器的滤波结果(图 3(d)、(e)), 从不同参数的滤波结果可知, 针对带网状标记线的心脏核磁共振图像, 应用 Gabor 滤波器很难得到理想的预处理结果。

在获取图像细节信号能量图的基础上, 首先对左心室心内膜进行分割。给出初始轮廓线, 如图 4(a) 所示, 初始轮廓线可以是任意的闭合曲线,

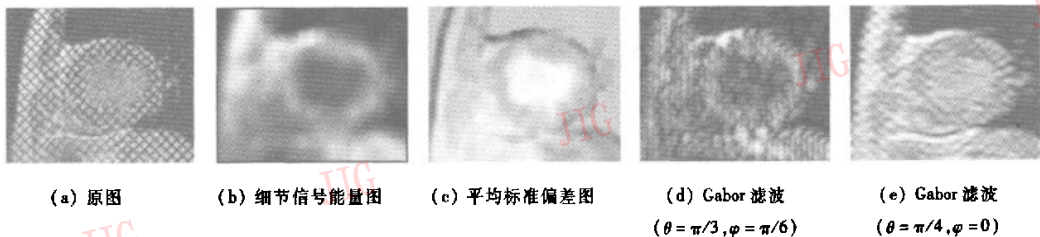
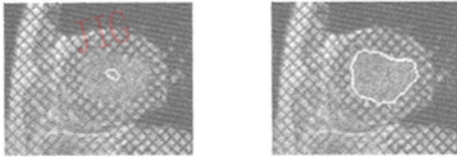


图 3 能量图的计算及与其他方法的比较

Fig.3 The computation of the energy map and the comparison with others methods



(a) 内轮廓的初始轮廓线 (b) 分割结果(迭代50次)

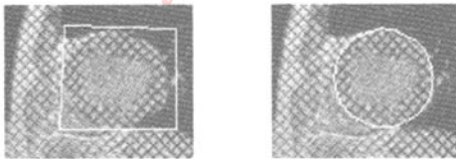
图4 左心室内膜的分割

Fig. 4 The segmentation of the endocardium of the LV

取在左心室内。迭代50次,曲线停止演化,获取了左心室内轮廓边缘(图4(b))。

利用得到的左心室内轮廓分割结果及心肌厚度的先验知识,定义距离约束函数,这里实验取 $R_1 = 7.5\text{pixels}$, $R_2 = 17\text{pixels}$ 。 R_1 、 R_2 是根据心肌厚度的经验值选取的,一般不会取的过大或过小。不过本文算法对 R_1 、 R_2 的取值具有一定的鲁棒性, R_1 的取值范围可以为 $5 \sim 9\text{pixels}$; R_2 的取值范围可以为 $15 \sim 20\text{pixels}$ 。

给出外轮廓的初始轮廓线(图5(a))。由于曲线演化时受到距离约束能量项的约束,初始轮廓线可以是任意的闭合曲线,且不受位置的影响。经过50次的迭代,演化曲线找到了左心室的外轮廓,并停止演化(图5(b))。将左心室内外轮廓的分割结果一起显示,如图6所示。



(a) 外轮廓的初始轮廓线 (b) 分割结果(迭代50次)

图5 左心室外膜的分割

Fig. 5 The segmentation of the epicardium of the LV

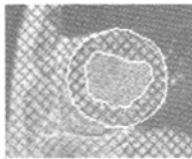


图6 左心室分割结果

Fig. 6 The segmentation result of the LV

为验证算法的准确性,给出了分割结果的误差

分析。先根据医学专家的指导,手工描绘出左心室内轮廓,称之为标准轮廓线;然后将标准轮廓线与结果轮廓线进行比较分析。采用的方法为针对结果轮廓线上的每个轮廓点,寻找与之最近的标准轮廓线上的点,计算两点距离,最后以图的形式显示并统计结果。如图7所示,内轮廓分割结果的误差分析。从图7可知,距离为0pixel的点占结果轮廓线的47.7%,距离为1pixel的点占44.0%,距离为1.41pixel的点占5.5%。把距离小于等于1pixel的点看作是有效分割的点,则内轮廓的分割准确率为91.4%,外轮廓的分割准确率为86.4%(图8)。

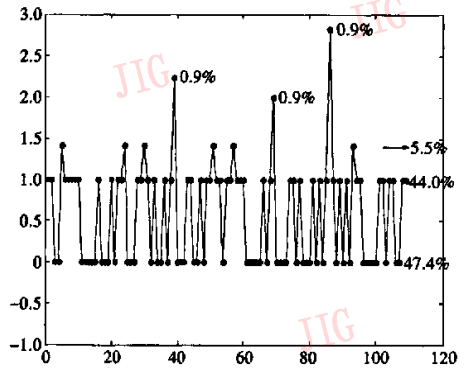


图7 内轮廓分割结果误差分析

Fig. 7 The error analysis of the segmentation result of the endocardium of the LV

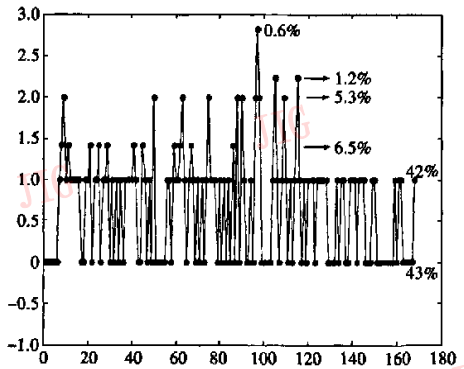


图8 外轮廓分割结果误差分析

Fig. 8 The error analysis of the segmentation result of the epicardium of the LV

这里还给出了左心室某一短轴切片在心脏收缩期另外6次采样的分割结果。经过统计,内轮廓的平均分割准确率为92.1%,外轮廓的平均分割准确率为86.2%。

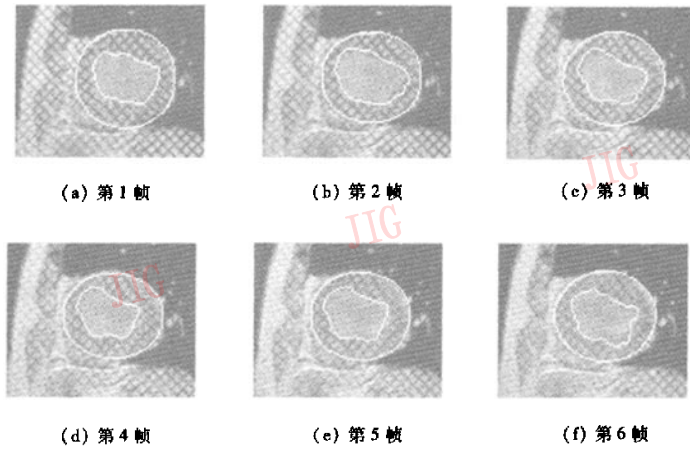


图 9 心脏收缩期的左心室分割

Fig.9 The LV segmentation during systole

4 结 论

针对带标记线的心脏核磁共振图像的特点,提出了一种基于细节信号能量的纹理分析方法。该方法根据图像中标记线本身的信号特征,利用细节信号能量这一参数建立细节信号能量图。在此能量图的基础上,应用测地线活动轮廓模型分割左心室的内外轮廓。在处理左心室外轮廓边缘断裂、缺省的问题时,在分割模型中添加了距离约束能量项,从而使外轮廓得到了有效地分割。给出的实验结果与误差分析均表明本文方法能较好地分割带标记线的心脏核磁共振图像,且具有较高的准确性。

[注]本文使用的 MRI 图像由香港威尔士亲王医院提供。

参考文献 (References)

- 1 Frangi A F, Niessen W J, Viergever M A. Three-dimensional modeling for functional analysis of cardiac images: a review [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2001, 20(1): 2 ~ 25.
- 2 Axel L, Dougherty L. Heart wall motion; improved method of spatial modulation of magnetization for MR imaging [J]. Radiology, 1989, 172(2): 349 ~ 350.
- 3 Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snake: active contour models [J]. International Journal of Computer Vision, 1988, 1(4): 321 ~ 331.
- 4 Xu C, Prince J L. Snakes, shapes and gradient vector flow [J]. IEEE Transactions on Imaging Processing, 1998, 7(3): 359 ~ 369.
- 5 Surendra Ranganath. Contour extraction from cardiac MRI studies using Snakes [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1995, 14(2): 328 ~ 338.
- 6 Histace A, Menard C, Vigouroux B. Tagged cardiac MRI: detection of myocardial boundaries by texture analysis [A]. In: Proceedings of 2003 International Conference on Image Processing [C], Barcelona, Spain, 2003, II: 1061 ~ 1064.
- 7 Metaxas D, Chen T, Huang X, et al. Cardiac segmentation from MRI-tagged and CT images [A]. In: Proceedings of 8th WSEAS International Conference on Computers, Special Session on Imaging and Image Processing of Dynamic Processes in Biology and Medicine & WSEAS Transactions [C], Athens, Greece, 2004; 587 ~ 592.
- 8 Caselles V, Kimmel R, Sapiro G. Geodesic active contours [J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 22(1): 61 ~ 79.
- 9 Osher S, Sethian J A. Fronts propagating with curvature dependent speed; algorithms based on the Hamilton-Jacobi formulation [J]. Journal of Computational Physics, 1988, 79(1): 12 ~ 49.
- 10 Paragios N, Deriche R. Geodesic active regions for supervised texture segmentation [A]. In: Proceedings of 7th IEEE International Conference in Computer Vision [C], Corfu, Greece, 1999; 926 ~ 932.
- 11 Danping Peng, Barry Merriman, Stanley Osher, et al. A PDE-based fast local level set method [J]. Journal of Computational Physics, 1999, 155(2): 410 ~ 438.