

一种基于主动轮廓模型的心脏核磁共振图像分割方法

刘利雄 马忠梅 赵恒博 姚宇华 张 麒

(北京理工大学计算机学院智能信息技术北京市重点实验室 北京 100081)

摘 要 提出一种基于主动轮廓模型的左室壁内、外膜分割方法. 首先构造了主动轮廓模型的广义法向有偏梯度矢量流外力模型 GNBGVF, 作为对梯度矢量流(GVF)的改进, 该外力场同时保持了切线方向和法线方向有偏的扩散, 具有捕捉范围大、抗噪能力强, 且在弱边界泄漏等问题上性能突出. 就左室壁内膜的分割而言, 考虑到左室壁的近似为圆形的特点, 引入了圆形约束的能量项, 有利于克服由于图像灰度不均、乳头肌等而导致的局部极小. 对于左室壁外膜的分割, 采用内膜的分割结果初始化, 即通过重新组合梯度分量来构造外力场. 该外力场能够克服原始梯度矢量流的不足, 使得左室壁外膜边缘很弱时也能得到保持, 可以自动、准确地分割外膜. 实验结果表明, 该方法能高效准确地分割左室壁内、外膜.

关键词 心脏核磁共振图像; 图像分割; 主动轮廓模型; 广义法向有偏梯度矢量流; 形状约束
中图法分类号 TP391 **DOI 号**: 10.3724/SP.J.1016.2012.00146

A Method for Segmenting Cardiac Magnetic Resonance Images Using Active Contours

LIU Li-Xiong MA Zhong-Mei ZHAO Heng-Bo YAO Yu-Hua ZHANG Qi

(Beijing Key Laboratory of Intelligent Information Technology, School of Computer, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081)

Abstract This paper presents a method for segmenting the endocardium and epicardium of the left ventricle in cardiac magnetic resonance images using active contours. It first proposes an external force for active contours, which is called as generalized normally biased GVF (GNBGVF). As an improvement on gradient vector flow, the GNBGVF external force keeps the diffusion along the tangential direction of the isophotes and biases that along the normal direction simultaneously. Consequently, it possesses the advantages of enlarged capture range, noise resistance and weak boundary preserving. Considering that the left ventricle is roughly a circle, a shape constraint based on circle is adopted for segmentation of the endocardium, which conquers the unexpected local minimum stemming from image inhomogeneity and papillary muscle. As to segmentation of the epicardium, the gradient vector components are reconfigured to generate the external force field, namely, taking the final contour for endocardium as initialization. This external force can overcome the demerits of the original GVF and NGVF forces and maintain the epicardium boundaries even if the contrast between the myocardium and neighbor organs is very low. With these strategies, the Snake contour is reactivated to locate the epicardium automatically and accurately. The results show its effectiveness.

Keywords cardiac MRI (Magnetic Resonance Image); image segmentation; active contours; generalized normally biased gradient vector flow; shape constraint

收稿日期: 2011-03-10; 最终修改稿收到日期: 2011-05-14. 本课题得到国家自然科学基金(60602050, 60805004)资助. 刘利雄, 男, 1974 年生, 博士, 副教授, 主要研究方向为医学图像分析、图像质量评价、计算机视觉. E-mail: lxliu@bit.edu.cn. 马忠梅, 女, 1964 年生, 副教授, 主要研究方向为嵌入式系统、医学图像分析. 赵恒博, 男, 1987 年生, 硕士研究生, 主要研究方向为医学图像分析、计算机视觉. 姚宇华, 男, 1977 年生, 博士研究生, 主要研究方向为医学图像分析、计算机视觉. 张 麒, 男, 1989 年生, 硕士研究生, 主要研究方向为医学图像分析、计算机视觉.

1 引言

心脏核磁共振成像 MRI(Magnetic Resonance Imaging)能够提供高分辨率、高品质的图像,对心脏的解剖结构和功能进行准确的描述,是当前医学图像分析领域的研究热点之一,也是心脏疾病诊断的重要辅助手段,对心血管疾病的早期无创诊断和准确预后评估具有重要意义.为了充分利用图像中的解剖信息,为临床诊断提供量化、直观的参考,首先必须分割出左室壁的内、外膜^[1-2].然而,由于心脏的运动和血液的高速流动,图像受噪声干扰,使得心脏 MR 图像的分割仍是一个值得深入研究的问题.

近年来,对心脏 MR 图像的分割国内外都有广泛研究,这些方法大致可以分为基于形态学的方法^[3]、基于模糊聚类的方法^[4]、基于模板的方法^[5]以及基于主动轮廓模型的方法^[6-8]等.主动轮廓模型能够将有关目标形状的先验知识和来自图像的知识融入一个统一的过程中,是当前图像分割领域的热点方法,也是心脏 MR 图像分割中的主流方法,如 Sid-diqui 等人^[9]基于几何主动轮廓模型采用一条初始轮廓线同时分割出了左、右心室的内膜. Hong 等人^[10]采用基于 Lagrange 动力学的 B 样条 Snake 模型来提取左室壁内膜. Makowski 等人^[11]采用气球 Snake 模型来分割左室壁内膜,设计了专门的方法来解决轮廓缠绕问题. Jolly^[12]首先采用极大鉴别分析方法来找到左室壁内膜的大致轮廓,并用 Snake 模型提取左室壁内膜. Nguyen 等人^[13]对传统 Snake、梯度矢量流 GVF(Gradient Vector Flow) Snake 和气球 Snake 模型分割左室壁内膜的结果作了比较,并与手工勾勒的轮廓进行对比验证,其中,GVF Snake 模型性能最好. Nachtomy 等人^[14]提出了一种基于阈值的方法提取左心室内、外膜,但由于阈值的局限性结果并不令人满意. Pednekar 等人^[15]针对图像的模糊特点,提出了一种基于模糊分析的左室壁内、外膜分割方法.国内对心脏图像的分割也有相关研究,如周寿军等人^[16]用梯度矢量流 Snake 模型分割左心室时,引入广义模糊集合理论,提出了广义模糊梯度矢量流. 秦安等人^[17]将广义模糊梯度矢量流与几何主动轮廓相结合来分割左心室内膜,然后采用一种区域灰度均值和距离约束的外力来分割左心室外膜. 周则明等人^[18]将简化 Snake 模型用于心脏图像分割,并用贪婪算法求解能量泛函的局部极小点. 王元全等人^[19]提出了一种基于

GVF Snake 模型的分割策略,引入了形状约束,提出了一种基于退化最小曲面梯度矢量流(dms-GVF).

目前,心脏左心室内、外膜分割存在以下难点:首先,心脏 MR 图像在成像过程中由于受血液流动的影响,会在血池中产生伪影,使得图像灰度不均;其次,目标边界往往受到乳突肌,肺部呼吸等因素的影响而变得模糊不清甚至边界断裂;另外,由于左心室与右心室及周围其它组织如肝脏等灰度非常接近,形成弱边界,这时基于主动轮廓模型的方法分割左心室外膜时往往发生泄露.针对这些问题,本文提出了一种基于 GVF 的各向异性扩散和形状约束 Snake 模型的分割方法.首先构造了广义法向有偏梯度矢量流外力模型 GNBGVF(Generalized Normally Biased Gradient Vector Flow),作为对梯度矢量流(GVF)的改进,该外力场捕捉范围大、抗噪能力强、且对弱边界泄露有更好的鲁棒性.分割左室壁内膜时仍然采用圆形形状约束^[19],圆没有方向性,相应的约束可以耦合在主动轮廓的能量泛函中.分割外膜时挖掘了左室壁内、外膜形状上的相似性,构造了一种新的形状能量;根据左室壁内、外膜位置上的相关关系,构造新的边缘图来计算新的外力场,并采用内膜分割结果来初始化,实现外膜的自动分割.采用这一策略可以高效、鲁棒、准确地同时分割左室壁内、外膜.

2 基于各向异性扩散的 Snake 模型外力场

2.1 Snake 模型的基本原理

Snake 模型是一种自顶向下的图像分析方法,具有传统方法无法比拟的优点. Snake 模型可以用曲线 $c(s) = (x(s), y(s)) (s \in [0, 1])$ 来定义,这是以归一化弧长 s 作为参数的曲线表达形式.它通过极小化如下的能量泛函来确定目标轮廓:

$$E_{\text{snake}} = \int_0^1 \frac{1}{2} (\alpha |c_s|^2 + \beta |c_{ss}|^2 + E_{\text{ext}}(c(s))) ds \quad (1)$$

其中, α 和 β 为弹性和刚性系数,控制着弹性和刚性能量的大小;一阶导数项 c_s 刻画了曲线的连续性,是曲线的弹性能量;二阶导数项 c_{ss} 刻画了曲线的光滑性,是曲线的刚性能量.这两阶导数项构成 Snake 模型的内部能量. $E_{\text{ext}}(c)$ 是 Snake 模型的外部能量,它吸引 Snake 轮廓朝目标运动.根据变分法原理,能量泛函式(1)的最小化可以通过求解如下 Euler 方程

得到

$$c(s) = \alpha c_{ss}(s) - \beta c_{ssss}(s) - \nabla E_{\text{ext}} \quad (2)$$

当式(2)的解收敛时,就得到了待分割目标的轮廓.这时,可以将 Snake 轮廓的运动过程看成其内、外力的平衡过程

$$F_{\text{int}} + F_{\text{ext}} = 0 \quad (3)$$

其中, $F_{\text{int}} = \alpha c_{ss}(s) - \beta c_{ssss}(s)$ 称为 Snake 模型的内力, $F_{\text{ext}} = -\nabla E_{\text{ext}}$ 称为其外力. Snake 模型已经提出了 20 年,其理论发展相对成熟,但在特定问题的应用上,其效率和性能并不总是令人满意.

2.2 广义法向有偏梯度矢量场模型

外力在 Snake 模型的演化中起决定性作用,对外力的研究是 Snake 模型研究的一个重要方面.由于式(2)定义的 Snake 模型外力场是基于图像梯度的,因此其捕捉范围小,不能进入深度凹陷区域,初始敏感.针对这些问题, Xu 和 Prince 提出了用梯度矢量流(GVF)场作为新的外力条件代替式(2)中的 ∇E_{ext} 来约束动态轮廓线^[7],并将其定义为 $V(x, y) = [u(x, y), v(x, y)]$,满足下列能量泛函的最小值:

$$\epsilon = \iint \mu |\nabla V|^2 + |\nabla f|^2 |V - \nabla f|^2 dx dy \quad (4)$$

μ 为权重系数, f 是边缘图,可以由其它边缘检测算子得到或者用图像梯度来近似.使用变分原理, GVF 场可以通过解下列欧拉方程获得

$$\begin{cases} \mu \Delta u - (u - f_x)(f_x^2 + f_y^2) = 0 \\ \mu \Delta v - (v - f_y)(f_x^2 + f_y^2) = 0 \end{cases} \quad (5)$$

其中 Δ 为拉普拉斯算子.作为主动轮廓模型中最成功的外部力场之一, GVF 模型扩展了边缘映射的梯度向量,同时通过一个各向同性的扩散过程来抑制噪声. GVF 的扩散过程依赖于拉普拉斯算子,对图像 $f(x, y)$ 而言,其拉普拉斯算子为

$$\Delta f = f_{xx} + f_{yy} \quad (6)$$

这是在迪卡尔坐标系下的表达方式,那么在 Gauge 坐标系下则可写为

$$\Delta f = f_{TT} + f_{NN} \quad (7)$$

其中, f_{TT} 为沿切线方向的二阶导数, f_{NN} 为沿法线方向的二阶导数.尽管 GVF 已经取得了巨大成功,但仍有改进的余地^[20-25].文献[24]提出的 NGVF 模型是对 GVF 的一种改进,它从插值的角度出发,把 GVF 看成一个插值的过程,认为从插值的角度来说^[26], f_{NN} 是最好的插值算子, Δf 其次, f_{TT} 是最差的.其模型如下:

$$\begin{cases} u_t = \mu u_{NN} - (u - f_x)(f_x^2 + f_y^2) \\ v_t = \mu v_{NN} - (v - f_y)(f_x^2 + f_y^2) \end{cases} \quad (8)$$

然而,从 GVF 的扩散过程来分析, GVF 并不是一个插值的过程,而是一个逼近的过程^[27].同时扩散分解的理论告诉我们,沿切线方向的扩散有助于去除噪声并保持边缘^[28].基于这样的考虑,我们曾提出了法向有偏梯度矢量流(GNBGVF)模型^[25],该模型保留了切线方向的扩散,但是对法线方向的扩散进行加权,使得在边缘附近法线方向的扩散减弱,平坦区域的扩散增强,这样有利于保持边缘,去除噪声并扩大捕捉范围. NBGVF 通过如下的方程得到

$$\begin{cases} u_t = \mu(u_{TT} + g(|\nabla f|)u_{NN}) - (u - f_x)|\nabla f|^2 = 0 \\ v_t = \mu(v_{TT} + g(|\nabla f|)v_{NN}) - (v - f_y)|\nabla f|^2 = 0 \end{cases} \quad (9)$$

在此基础上,通过对拉普拉斯算子的扩散过程的进一步分析,我们提出了一种新的外力场:广义法向有偏梯度矢量流 GNBGVF(Generalized Normally Biased Gradient Vector Flow)模型,该模型除了保持 NBGVF 的优点外,还能根据图像结构信息调整切线和法线方向的扩散过程,具有更大的灵活性. GNBGVF 模型如下:

$$\begin{cases} u_t = \mu(h(|\nabla f|)u_{TT} + g(|\nabla f|)u_{NN}) - \\ \quad (u - f_x)|\nabla f|^2 = 0 \\ v_t = \mu(h(|\nabla f|)v_{TT} + g(|\nabla f|)v_{NN}) - \\ \quad (v - f_y)|\nabla f|^2 = 0 \end{cases} \quad (10)$$

其中,

$$\begin{cases} g(|\nabla f|) = \exp(-|\nabla f|^2/k^2) \\ h(|\nabla f|) = 1 - g(|\nabla f|) \end{cases} \quad (11)$$

$g(\cdot)$ 仍为偏差因子,它是关于 $|\nabla f|$ 的单调递减函数,相应地, $h(\cdot)$ 是关于 $|\nabla f|$ 的单调递增函数.当 $|\nabla f|$ 很大时,即在边界处, $g(\cdot) \rightarrow 0$, $h(\cdot) \rightarrow 1$,则沿法线方向的扩散消失了而沿切线方向的扩散被保持,有助于保持弱边缘,同时消除噪声, GNBGVF 就被简化为 NBGVF.当 $|\nabla f| = 0$ 时,即在平坦区域, $g(\cdot) \rightarrow 1$, $h(\cdot) \rightarrow 0$, GNBGVF 就被简化为 NGVF.此外,当 $g(\cdot) \rightarrow 1/2$, $h(\cdot) \rightarrow 1/2$ 时,这时的外力模型就简化为 GVF.这里 k 是一个可为特定应用而调整的常量,它决定着要保持在边缘对比度.当需要保持的边界是弱边缘,这个值很小,反之亦然.

3 左室壁内、外膜的分割

为了克服血液的高速运动冲撞心肌壁造成的伪影(artifact)等引起的图像灰度不均以及乳突肌干

扰等对心脏 MRI 的影响,我们既需要考虑曲线的光滑性,也需要考虑目标的整体形状.整体形状是一种全局性的约束,有利于克服图像中的噪声.但 Snake 模型内能只能约束曲线的连续性和光滑性等局部性质,且由于缺乏关于目标形状的全局信息而不能有效地刻画目标的形状.考虑到左室壁内、外膜的形状特点,我们引入圆形能量约束项^[19],使得 Snake 轮廓在演化过程中其全局形状得到保持.该能量项如下:

$$E_{\text{circle}} = \frac{\lambda}{2} \int_0^1 (R_x(s, x(s)) - \bar{R}(X, Y) \cos(2\pi s))^2 ds + \frac{\lambda}{2} \int_0^1 (R_y(s, y(s)) - \bar{R}(X, Y) \sin(2\pi s))^2 ds \quad (12)$$

其中, λ 为权重因子,

$$\begin{cases} R_x(s, x(s)) = x(s) - \int_0^1 x(r) dr \\ R_y(s, y(s)) = y(s) - \int_0^1 y(r) dr \\ \bar{R}(X, Y) = \int_0^1 \sqrt{(R_x(s, x(s)))^2 + (R_y(s, y(s)))^2} ds \end{cases} \quad (13)$$

若 $x_c = \int_0^1 x(r) dr$, $y_c = \int_0^1 y(r) dr$, 则 (x_c, y_c) 可

以认为是 Snake 轮廓线的质心, (x_c, y_c) 和 \bar{R} 是随着 Snake 曲线演化而动态变化的. E_{circle} 这一能量就度量了 Snake 轮廓上的点与圆心为 (x_c, y_c) , 半径为 \bar{R} 的圆之间的差异. 当 Snake 轮廓不受外力作用时, 该能量项将使 Snake 轮廓保持为圆形. 在分割左心室内膜过程中当 Snake 曲线演化到伪影和乳突肌时, 由于受到圆形约束的限制, 曲线能绕过伪影和乳突肌向着我们需要的目标特征继续演化. 根据变分法原理, 式(12)对应的欧拉方程为

$$\begin{cases} \lambda(x(s) - x_c - \bar{R}(X, Y) \cos(2\pi s)) = 0 \\ \lambda(y(s) - y_c - \bar{R}(X, Y) \sin(2\pi s)) = 0 \end{cases} \quad (14)$$

写成离散形式为

$$\begin{cases} \lambda(x_i - x_c - \bar{R}(X, Y) \cos(2\pi i/n)) = 0 \\ \lambda(y_i - y_c - \bar{R}(X, Y) \sin(2\pi i/n)) = 0 \end{cases} \quad (15)$$

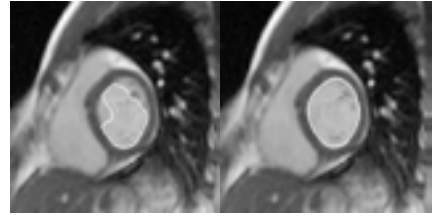
其中, $\bar{R} = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} R_i$, $R_i = \sqrt{(x_i - x_c)^2 + (y_i - y_c)^2}$,

$x_c = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} x_i$, $y_c = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} y_i$, $i=0, \dots, n-1$. 将式(15)

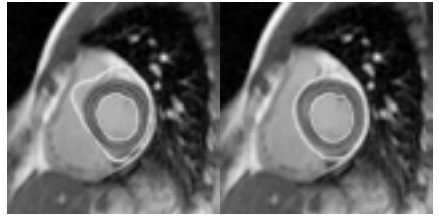
放在时间演化框架下求解并采用半隐式格式, 得到

$$\begin{cases} \frac{x_i^{t+1} - x_i^t}{\Delta t} + \lambda x_i^{t+1} - \lambda(x_c^t + \bar{R}^t \cos(2\pi i/n)) = 0 \\ \frac{y_i^{t+1} - y_i^t}{\Delta t} + \lambda y_i^{t+1} - \lambda(y_c^t + \bar{R}^t \sin(2\pi i/n)) = 0 \end{cases} \quad (16)$$

图 1 显示了圆形约束项的作用. 在这些结果中, 左边图像是没有采用圆形约束的结果, 右边图像则是采用圆形约束的结果. 图 1(a) 在分割内膜时, 初始轮廓选取位于内膜范围内的圆, 可以看到左图由于没有采用圆形约束, Snake 轮廓易受到乳突肌和伪影的干扰而陷入局部极小. 采用形状约束后 Snake 轮廓能绕过伪影和乳突肌收敛到我们需要的目标边界, 得到较好的分割结果. 图 1(b) 在分割外膜时由于左心室与右心室及周围其它组织如肝脏等灰度非常接近易形成弱边界, 并且外力场不够完美, 若不采用圆形约束, 由于图像的梯度力在低对比度区域和弱边界处太小, 出现了变形曲线泄露的现象(左图). 在采用全局形状约束后, 阻止了 Snake 轮廓从低对比度区域或弱边界区域泄露(右图).



(a) 形状约束对内膜分割的影响



(b) 形状约束对外膜分割的影响

图 1 形状约束对左室壁分割的影响

这样, 在分割左室壁内膜时, Snake 模型的外力由式(10)决定, 而内力则由式(2)中的导数项和式(12)共同决定.

对于左室壁外膜的分割, 考虑到在基于图像梯度的外力场中, 左室壁内膜是一个局部极小点, 几乎所有基于 Snake 模型的方法在分割出左室壁内膜后, 轮廓都不会再运动, 无法继续分割其外膜, 为此, 必须除去这一局部极小点. 事实上, 左室壁外膜完全包围了其内膜, 在分割出左室壁内膜以后, Snake 轮廓也完全刻画了外力的局部极小点. 基于上述分析, 我们在分割策略中直接将原始边缘图中 Snake 轮廓所包围区域的边缘强度置为 0, 这就抹平了左室壁内膜边缘(及部分噪声), 再采用这一改动的边缘图来重新计算外力场, 从而实现了左室壁外膜的自动分割.

4 实验结果及分析

在本节实验中,我们首先对 GNBGVF Snake 模型进行实验并和 NGVF、NBGVF Snake 模型进行了比较;然后展示 GNBGVF Snake 在保持目标弱边界上具有更好地鲁棒性;最后,在一套心脏 MR 图像上验证上述分割策略,并与手工分割的结果进行定量比较.这里所用的 MR 图像由 SIEMENS 1.5T 临床系统产生,成像参数如下:原始图像尺寸 192×156 ,切片厚度 8mm,重复时间(TR)=29.16,回波时间(TE)=1.08,分辨率 1.82×1.82 ,回转角(flip angle)=50,视野(FOV)=81.25.实验中使用的参数为 $\alpha=0.1, \beta=0, \lambda=0.3, \mu=0.15, k=0.1$. 计算

环境为 Matlab7.1, CPU 3.39GHz, RAM 1.0GB, Windows XP Professional.

图 2 给出了在合成图像上 GNBGVF、NBGVF 和 NGVF 的性能比较.图 2(a)和(b)是在长 40 像素、宽 5 个像素的深度凹陷区域上的收敛过程.图 2(a)是 GNBGVF 力场迭代 200 次的结果,显然,GNBGVF 模型能够成功地收敛到这个细长的凹陷区域.图 2(b)显示 NGVF 模型在 NGVF 力场的捕捉范围足够大的时候,即迭代次数大于 1000 次才能收敛到这个凹陷区域.图 2(c)、(d)和(e)给出了在边界缺口处的性能.图 2(c)为 NGVF Snake 的演化过程和它的力场.图 2(d)从左到右分别是 NGVF 和 GNBGVF 的演化过程,从中可看出部分 NGVF 模型也能够收敛到右边的凸起,相信也能收敛到左

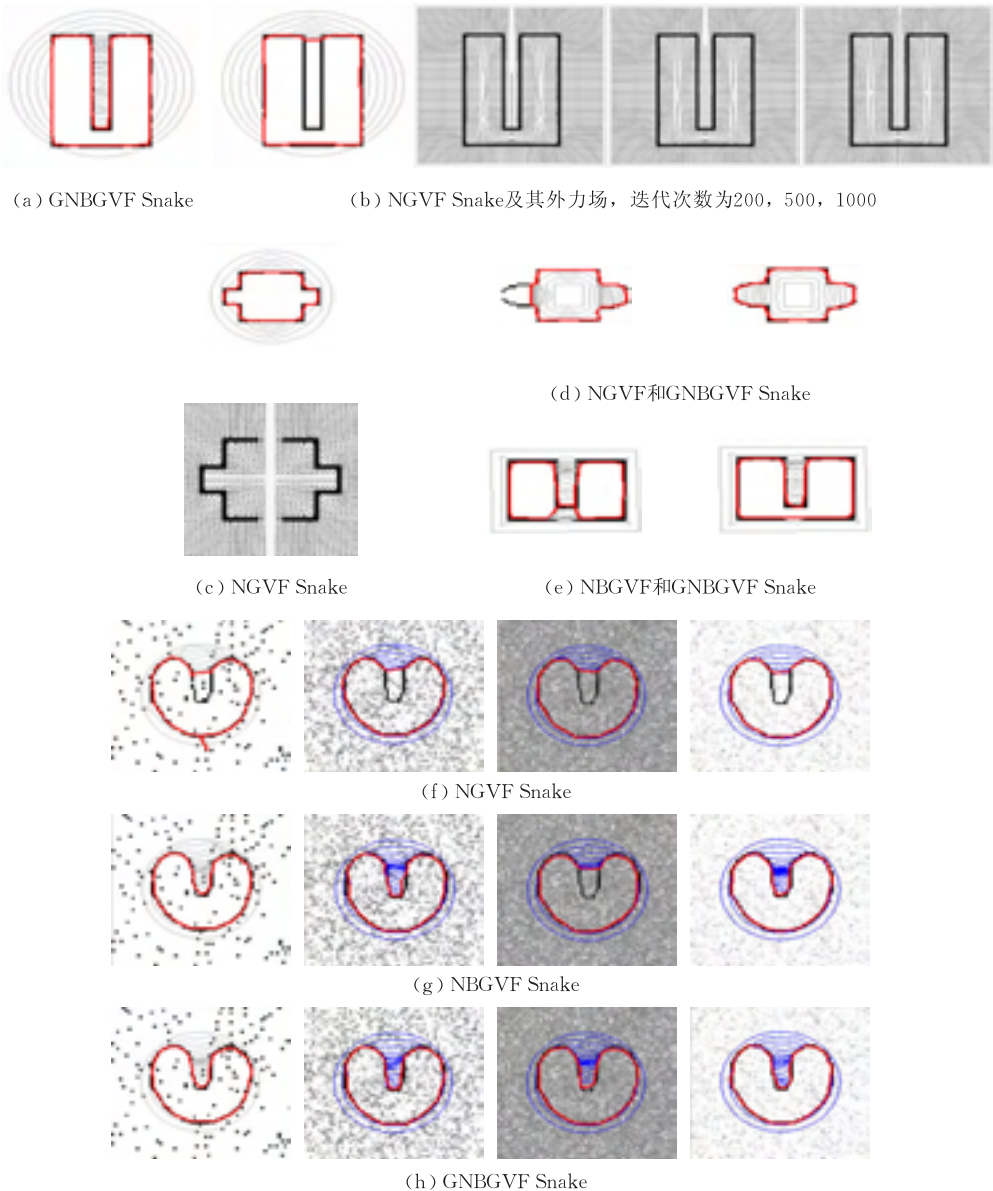


图 2 NGVF、NBGVF 和 GNBGVF Snake 的性能比较

边凸起.这也从另一方向反映了 NGVF 模型对边界缺口比较敏感.图 2(e)从左到右分别是 NBGVF 和 GNBGVF 的演化过程,从中可以看出 GNBGVF 在边界缺口处有更好的性能.图 2(f)、(g)和(h)给出了 3 种外力模型的噪声鲁棒性.由于 NGVF 舍弃了沿着切线方向的扩散, NBGVF 沿切线方向的扩散不随图像信息变化,所以它们与 GNBGVF 相比对噪声更为敏感.在结果中,从左到右分别是受椒盐噪声、斑马噪声、瑞利噪声和高斯噪声污染的 U 型图像及其收敛过程,不难看出,GNBGVF Snake 具有更好的抗噪性.

在第 2 节中,我们从理论上分析法向有偏梯度矢量流外力模型在保持目标弱边界上具有更好的鲁棒性,这里从实验上说明这一点.如图 3 所示,图 3

(a)、(b)、(c)和(d)显示了 GVF、NGVF、NBGVF 和 GNBGVF 在一幅合成图像上的表现,该合成图像有一个具有弱边界的矩形,且在矩形附近有一强边界,两者的间距只有 3 个像素.很明显,GNBGVF Snake 在四者中具有最佳的性能.图 3(f)、(g)和(h)显示了 NGVF、NBGVF 和 GNBGVF 在一幅心脏 MR 图像上的表现,NGVF 在目标的右上角泄漏,而 NBGVF 和 GNBGVF 则能很好的封闭,如黑色箭头所指,这就说明了 GNBGVF 具有较好的保持目标弱边界的性能.

采用这里介绍的方法,我们对一套心脏 MR 图像的一个图层进行分割,在一个心动周期内每个图像层包含 21 幅图像,图 4 中给出了 21 幅图像的分割结果.

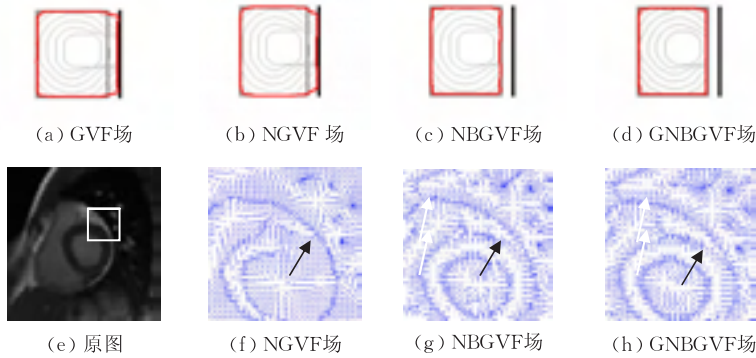


图 3 GNBGVF Snake 在弱边界方面的性能

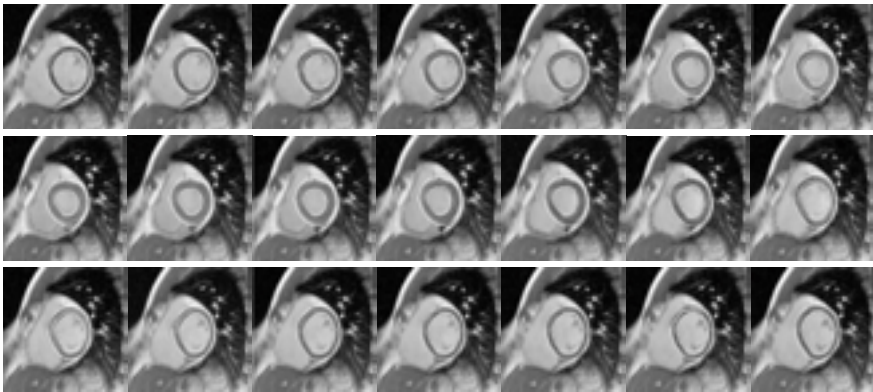


图 4 使用本文方法的左室壁分割结果

我们对分割结果与手工分割结果进行比较,采用平均绝对距离 MAD(Mean Absolute Distance)度量二者之间的差异^[19],平均绝对距离的方差度量二者之间差异的波动.设 Snake 轮廓为 S ,手工分割结果为 M ,则

$$MAD(S, M) = 0.5 \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d(s_i, M) + \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k d(m_j, S) \right) \quad (17)$$

$$VAR(MAD) = \frac{1}{21} \sum_{j=1}^{21} (MAD_j(S, M) - \overline{MAD(S, M)})^2 \quad (18)$$

其中, $S = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$, $M = \{m_1, m_2, \dots, m_k\}$ 分别表示 Snake 轮廓和手工轮廓上的点, $d(s, M) = \min \|s - m\|$, $\overline{MAD(S, M)}$ 为 MAD 的均值.对于整套图像而言,左室壁内膜的平均 MAD 值为 0.67 像素,基本上与手工分割结果相同;外膜的平均 MAD

值为 1.35 像素,与手工分割结果非常接近的.而内膜与外膜的平均绝对距离的方差分别为 0.024 和 0.08,表明实验分割结果与手工分割结果的差异的波动不大.

5 结 论

本文提出了一种基于主动轮廓模型的心脏核磁共振图像左室壁内、外膜的分割方法.主动轮廓模型尽管是一种比较成熟的方法,但并不能很好地解决左室壁的分割问题.首先提出了主动轮廓模型的广义法向有偏梯度矢量流外力模型 GNBGVF,该外力场除了保持切线方向的扩散外,还保留了法线方向有偏的扩散,具有捕捉范围大、抗噪能力强、且对弱边界泄漏有更好的鲁棒性.在左室壁内膜的分割而言,考虑到左室壁的近似为圆形的特点,采用了圆形约束的能量项,这种形状约束有利于克服由于图像灰度不均、乳突肌等而导致的局部极小.对于左室壁外膜的分割,利用内膜的分割结果初始化,即通过重新组合梯度分量来构造的外力场.这种外力场能有效克服原始梯度矢量流的不足,使得室壁外膜边缘很弱时也能得到保持.实验结果表明,该方法能准确地分割左室壁内、外膜.

在接下来的研究中,我们将进一步分析 GVF 中拉普拉斯算子切线方向和法线方向扩散项的作用,并针对法线方向扩散具有去除噪声和扩散力场的作用拟提出一种基于偏微分方程的图像去噪方法,以期进一步完善本文所提出的分割策略.

致 谢 香港中文大学计算机科学工程系王平安教授为我们提供了多套心脏 MR 图像,在此我们表示衷心的感谢!

参 考 文 献

- [1] Emilsson K, Kahari A, Bodin L, Thunberg P. Outer contour and radial changes of the cardiac left ventricle—A magnetic resonance imaging study. *Clinical Research in Cardiology*, 2007, 96(5): 272-278
- [2] Caiani E G, Toledo E, MacEneaney P, Bardo D, Cerutti S, Lang R M, Mor-Avi V. Automated interpretation of regional left ventricular wall motion from cardiac magnetic resonance images. *Journal of Cardiovascular Magnetic Resonance*, 2006, 8(3): 427-433
- [3] Fujino T et al. New method of on-line quantification of regional wall motion with automated segmental motion analysis. *Journal of American Society of Echocardiography*, 2001, 14(9): 892-901
- [4] Lalonde A, Jaulent M. A fuzzy automaton to detect and quantify artery lesions from arteriograms//*Proceedings of the Information Processing and Management of Uncertainty in Knowledge Systems*. Granada, Spain, 1996: 1481-1487
- [5] Cootes T F, Gareth G J, Taylor C J. Active appearance model. *IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine Intelligence*, 2001, 23(6): 681-685
- [6] Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snake: Active contour models. *International Journal of Computer Vision*, 1988, 1(4): 321-331
- [7] Xu C Y, Prince J L. Snakes, shapes and gradient vector flow. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1998, 7(3): 359-369
- [8] Osher S, Sethian J. Fronts propagating with curvature-dependent speed: Algorithms based on Hamilton-Jacobi formulation. *Journal of Computational Physics*, 1988, 79(1): 12-49
- [9] Siddiqui K, Lauriere Y B, Tannenbaum A. Area and length minimizing flows for shape segmentation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1998, 7(3): 433-443
- [10] Hong H, Grosskopf S, Kim M H. Ventricular shape visualization using selective volume rendering of cardiac datasets. *Computers in Biology and Medicine*, 2001, 31(6): 481-498
- [11] Makowski P, Sørensen T S, Therkildsen S V, Materka A, Stødkilde-Jørgensen H, Pedersen E M. Two-Phase active contour method for semiautomatic segmentation of the heart and blood vessels from MRI images for 3D visualization. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 2002, 26(1): 9-17
- [12] Jolly M P. Automatic segmentation of the left ventricle in cardiac MR and CT images. *International Journal of Computer Vision*, 2006, 70(2): 151-163
- [13] Nguyen D, Masterson K, Vallée J P. Comparative evaluation of active contour model extensions for automated cardiac MR image segmentation by regional error assessment. *Magnetic Resonance Materials in Physics, Biology and Medicine*, 2007, 20(2): 69-82
- [14] Nachtomly E, Cooperstein R, Vaturi M et al. Automatic assessment of cardiac function from short-axis MRI: Procedure and clinical evaluation. *Magnetic Resonance Imaging*, 1998, 16(4): 365-376
- [15] Pednekar A, Kurkure U, Muthupillai R. Automated left ventricular segmentation in cardiac MRI. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2006, 53(7): 1425-1428
- [16] Zhou Shou-Jun, Liang Bin, Chen Wu-Fan. A new approach to the motion estimation of cardiac image sequences: Active contours motion tracking based on the generalized fuzzy gradient vector flow. *Chinese Journal of Computers*, 2003, 26(11): 1470-1478(in Chinese)

(周寿军, 梁斌, 陈武凡. 心脏序列图像运动估计新方法: 基于广义模糊梯度矢量流的形变曲线运动估计与跟踪. 计算机学报, 2003, 26(11): 1470-1478)

- [17] Qin An, Feng Qian-Jin, Chen Wu-Fan. A new associated scheme for segmentation and tracking of endocardium and epicardium from MR cardiac image sequences. *Journal of Image and Graphics*, 2008, 13(1): 80-88(in Chinese)
- (秦安, 冯前进, 陈武凡. MR 心脏序列图像左心室内外壁联合分割和时序追踪新方法. 中国图象图形学报, 2008, 13(1): 80-88)
- [18] Zhou Ze-Ming, Wang Hong-Yuan, You Jian-Jie, Heng Pheng Ann, Xia De-Shen. Left ventricle MRI segmentation based on an improved fast snake model. *Journal of Computer Research and Development*, 2004, 41(1): 136-141(in Chinese)
- (周则明, 王洪元, 尤建洁, 王平安, 夏德深. 基于改进快速活动轮廓模型的左心室核磁共振图像分割. 计算机研究与发展, 2004, 41(1): 136-141)
- [19] Wang Yuan-Quan, Jia Yun-De. A novel approach for segmentation of cardiac magnetic resonance images. *Chinese Journal of Computers*, 2007, 30(1): 129-136(in Chinese)
- (王元全, 贾云得. 一种新的心脏核磁共振图像分割方法. 计算机学报, 2007, 30(1): 129-136)
- [20] Xu C, Prince J L. Generalized gradient vector flow external forces for active contours. *Signal Processing*, 1998, 71(2):

131-139

- [21] Wang Y, Jia Y, Liu L. Harmonic gradient vector flow external force for snake model. *Electronics Letters*, 2008, 44(2): 105-106
- [22] Ray N, Acton S T. Motion gradient vector flow: An external force for tracking rolling leukocytes with shape and size constrained active contours. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2004, 23(12): 1466-1478
- [23] Cheng J, Foo S W. Dynamic directional gradient vector flow for snakes. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(6): 1653-1671
- [24] Ning J, Wu C, Liu S, Yang S. NGVF: An improved external force field for active contour model. *Pattern Recognition Letters*, 2007, 28(1): 58-63
- [25] Wang Y, Liu L. Image segmentation using active contours with normally biased GVF external force. *IEEE Signal Processing Letters*, 2010, 17(10): 875-878
- [26] Caselles V, Morel J, Sbert C. An axiomatic approach to image interpolation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1998, 7(3): 376-386
- [27] Bertero M, Poggio T A, Torre V. Ill-posed problems in early vision. *Proceedings of the IEEE*, 1988, 76(8): 869-889
- [28] You Y, Xu W, Tannenbaum A, Kaveh M. Behavioral analysis of anisotropic diffusion in image processing. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1996, 5(11): 1539-1552



LIU Li-Xiong, born in 1974, Ph.D., assistant professor. His research interests include medical image analysis, image quality assessment and computer vision.

MA Zhong-Mei, born in 1964, associate professor. Her research interests include computer vision, media computing, medical image analysis and artificial intelligence.

Background

Cardiac magnetic resonance imaging can provide high quality images with excellent spatial resolution and superb soft-tissue contrast allowing investigate the functionality and anatomical structure of the heart; especially with the advent of tagging strips, one can detect the detailed local deformation of myocardial wall for early diagnosis of CVD. In the past several years, our group concentrated on “motion reconstruction of the left and right ventricles from tagged MR images” under the support of the National Natural Science Foun-

ZHAO Heng-Bo, born in 1987, M. S. candidate. His research interests include medical image analysis and computer vision.

YAO Yu-Hua, born in 1977, Ph. D. candidate. His research interests include medical image analysis and computer vision.

ZHANG Qi, born in 1989, M. S. candidate. His research interests include medical image analysis and computer vision.

dation of China under Grant Nos. 60602050, 60805004.

In both projects, there are three major tasks: segmenting the endocardium and epicardium, extracting the tag strips and reconstructing the motion of both ventricles. Our group has gotten considerable achievements on these three tasks and there are more than twenty papers being published. The results presented in this work are associated with segmentation of the endocardium and epicardium.