

一种基于广义梯度矢量流 Snake 模型的 心脏 MR 图像分割方法

武玉伟¹⁾ 梁佳¹⁾ 王元全^{1,2)}

¹⁾ (北京理工大学计算机科学技术学院, 智能信息技术北京市重点实验室, 北京 100081)

²⁾ (天津理工大学计算机科学与技术学院, 智能计算与软件新技术天津市重点实验室, 天津 300191)

摘要 提出了一种基于广义梯度矢量流 Snake 模型的心脏核磁共振图像左心室内、外膜分割方法。首先构造了一种基于目标边缘的方向广义梯度矢量流 (edge-based directional generalized gradient vector flow, EDGGVF) Snake 模型, 该模型在传统 GGVF 的基础上, 结合目标边缘图梯度方向信息, 将左心室内、外膜区分为正边缘和负边缘, 从而实现左心室内外膜的全自动分割。其次, 根据左心室近似为圆形的形状特点, 引入了圆形能量约束, 有利于克服由于图像灰度不均、乳头肌等引起的局部极小。实验结果表明, 该方法可以高效准确地自动分割出左心室内、外膜。

关键词 梯度矢量流 Snake 模型 图像分割 左心室 形状约束

中图法分类号: TP391.4 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2010)04-598-09

A Method for Segmentation of the Cardiac MR Images Based on GGVF Snake

WU Yuwei¹⁾, LIANG Jia¹⁾, WANG Yuanquan^{1,2)}

¹⁾ (Beijing Laboratory of Intelligent Information Technology, School of Computer Science, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081)

²⁾ (Tianjin Key Laboratory of Intelligent Computing and Novel Software Technology, School of Computer Science, Tianjin University of Technology, Tianjin 300191)

Abstract In this paper, a novel method based on generalized gradient vector flow (GGVF) Snake model is proposed for segmentation of the left ventricle cardiac magnetic resonance (MR) images. Firstly, an edge-based directional generalized gradient vector flow (EDGGVF) Snake model is proposed as an improvement to GGVF, which differentiates cardiac endocardium and epicardium into positive and negative boundaries by incorporating the gradient orientation information of the images edge map. In addition, a circle-shape based energy for the Snake model is adopted considering the shape of the left ventricle. With this energy, the Snake contour can overcome the unexpected local minimum stemming from image inhomogeneity and papillary muscle. Experimental results show the method is able to segment LV endocardium and epicardium accurately and effectively.

Keywords gradient vector flow, Snake model, image segmentation, left ventricle, shape constraint

0 引言

心脏 MR (magnetic resonance) 图像是心脏疾病

诊断的重要辅助手段, 也是当前医学图像分析领域的研究热点之一^[1]。它能够提供高分辨率高品质的图像, 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。然而, 对心脏解剖结构的准确

基金项目: 国家自然科学基金项目 (60602050, 60805004)

收稿日期: 2008-10-29; 改回日期: 2009-02-16

第一作者简介: 武玉伟 (1983—), 男, 北京理工大学计算机应用技术专业博士研究生。主要研究领域为医学图像分析、计算机视觉。

E-mail: wuyuwei@bit.edu.cn

描述和功能的定量分析是以准确分割心肌的内外边缘为基础的,尤其是心脏左心室内、外膜的分割。基于分割的结果,可以得到很多有重要临床意义的心功能参数,如心室舒张末期容量,收缩末期容量,射血分数,每搏容积等,为心血管疾病的防治诊疗提供量化的科学参考。

近年来,国内外对心脏 MR 图像的分割有大量的研究,这些方法基本可以分为如下几类:基于形态学的方法^[2],模糊聚类的方法^[3],基于模板的方法^[4]以及基于主动轮廓模型的方法^[5-7]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 Siddiqui 等人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^[8]。Makowski 等人采用气球 Snake 模型分割左室膜内膜^[9],还设计了专门的方法解决轮廓的缠绕问题。Paragios 等人在几何主动轮廓模型中整合了左心室的先验统计形状信息^[10],这些统计知识和样本的分布与多少密切相关。周寿军等人用梯度矢量流 (gradient vector flow, GVF) 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,对于弱边缘有很好的效果^[11]。Nguyen 等人对传统 Snake, GVF Snake 和气球 Snake 模型分割左室壁内膜的结果作了比较,并和手工勾勒的轮廓进行对比验证,其中 GVF Snake 模型性能最好^[12]。

以上方法都只分割了左心室内膜,也有研究讨论内、外膜的同时分割问题,如秦安等人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,取得了较好的结果^[13]。Nachomy 等人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^[14]。Pednekar 等人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^[15]。王元全等人提出了一种基于形状约束 GVF Snake 模型的分割策略,在分割内、外膜方面取得了较好的结果,但在分割左心室外膜时需要预先根据图像特点构造方向边缘图^[16]。

这些方法在分割左心室内膜和外膜时都取得了一定程度的成功,但受心脏 MR 图像特点的影响,仍不能解决左心室内、外膜的自动准确分割问题。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他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,本文探讨基于广义梯度矢量流 Snake 模型的左心室内、外膜分割,提出了基于目标边缘的方向广义梯度矢量流 (edge-based directional generalized gradient vector flow, EDGGVF) Snake 模型,该模型在传统 GGVF 的基础上,结合目标边缘的方向信息,将左心室内、外膜区分为正边缘和负边缘,这就避免文献^[16]中需要事先知道图像特点的不足,实现彻底的自动分割。在分割过程中,采取四阶偏微分方程去噪,可以为 EDGGVF Snake 模型产生更好的边缘图;同时,根据左心室的形状特点,又继续采用先前提出的圆形能量约束^[16],该形状约束能够有效克服由于图像灰度不均和乳突肌引起的局部极小。实验结果表明,本文方法可以高效、准确地分割左室膜内、外膜。

1 GVF Snake 模型基本原理

Snake 模型结合对分割目标的先验知识,在感兴趣区域 (ROI) 将图像分割问题归结为最小化一个封闭曲线 $\nu(s) = (x(s), y(s))$, $s \in [0, 1]$ 的“能量”泛函,其中, s 表示弧长。可以将能量函数描述如下形式:

$$E_{\text{snake}} = \int_0^1 E_{\text{int}}(\nu(s)) + E_{\text{ext}}(\nu(s)) ds = \int_0^1 \frac{1}{2} (\alpha(s) |\nu_s(s)|^2 + \beta(s) |\nu_{ss}(s)|^2) + E_{\text{ext}}(\nu(s)) ds \quad (1)$$

式中的一阶导数项 $\nu_s(s)$ 和二阶导数项 $\nu_{ss}(s)$ 称为内部能量项,表示曲线形变时具有的弹性和刚性能量。 α 和 β 为弹性和刚度系数,控制着弹性和刚性能量的大小,内部能量项保证了 Snake 在变形过程中的连续和平滑。 E_{ext} 为外部能量项,一般通过图像数据构造,在图像 ROI 的特征处取极小值。

对式(1)求变分,得到了如下的 Euler 方程:

$$\alpha \nu_{ss}(s) - \beta \nu_{ssss}(s) - \nabla E_{\text{ext}} = 0 \quad (2)$$

式中“ ∇ ”为梯度算子。为了解决传统 Snake 存在的一些缺陷, Xu 等人提出了用梯度矢量流场

(GVF)作为新的外力条件代替式(2)中的 $-\nabla E_{\text{ext}}$ 来约束动态轮廓线^[6],并将其定义为向量场 $V(x,y)=[u(x,y),v(x,y)]$,满足下列能量泛函的最小值:

$$\varepsilon = \iint \mu |\nabla V|^2 + |\nabla f|^2 |V - \nabla f|^2 dx dy \quad (3)$$

f 是边缘图, μ 为权重系数,使用变分原理,GVF场可以通过解下列欧拉方程获得:

$$\begin{cases} \mu \nabla^2 u - (u - f_x)(f_x^2 + f_y^2) = 0 \\ \mu \nabla^2 v - (v - f_y)(f_x^2 + f_y^2) = 0 \end{cases} \quad (4)$$

对于深度凹陷区的分割问题,Xu等人又提出了广义梯度矢量流(GGVF)使得Snake模型能够进入更深的凹陷区域^[17],因而受到了广泛重视。它是通过极小化如下能量泛函得到:

$$\varepsilon = \iint g |\nabla V|^2 + h |V - \nabla f|^2 dx dy \quad (5)$$

式中, $\begin{cases} g = \exp(-|\nabla f|/k) \\ h = 1 - g \end{cases}$ (6)

2 左心室内膜和外膜分割

2.1 图像预处理

利用偏微分方程去噪模型良好保持目标边缘优点的同时,防止“阶梯”效应的不利影响,很多学者提出了改进方法,其中比较成功的是利用高阶偏微分方程。考虑到一次曲面形状的图像 $I \in C_0^1$ 的拉普拉斯 ΔI 为零, Δ 为拉普拉斯算子。You等人提出了基于 $|\Delta I|$ 的泛函用于图像去噪^[18],并试图保持原图像的光滑性。得能量泛函方程

$$E(I) = \int_{\Omega} f(|\Delta I|) \quad (7)$$

文献[18]导出了泛函对应的Euler方程,并通过梯度下降法求解该偏微分方程实现图像去噪:

$$\frac{\partial I}{\partial t} = -\Delta \left[f'(|\Delta I|) \frac{\Delta I}{|\Delta I|} \right] = -\Delta [c(|\Delta I|) \Delta I] \quad (8)$$

式中, Δ 为拉普拉斯算子, $c(|\Delta I|)$ 为 $|\Delta I|$ 的单调递减函数,取 $c(|\Delta I|) = \frac{1}{1 + \left(\frac{|\Delta I|}{K}\right)^2}$, K 为阈值常

数。通过预处理,可得到质量较好的图像,为EDG-GVF Snake模型产生更好的边缘图。

2.2 基于目标边缘的方向GGVF Snake模型

从文献[6]关于GVF Snake模型的推导可以看出,GVF矢量流不是直接由图像的边缘信息计算获

得的,而是由边缘图像 $f(x,y)$ 的梯度空间得到。一方面图像的梯度对噪声非常敏感;另一方面在矢量流的扩散过程中强边界和弱边界会产生相同强度的向量流,如果一个图像区域含有多个不同密度的子区域,那么很容易引起虚假边界,而GVF会错误地将他们识别为真实边界^[19];另外Snake模型在使轮廓线收敛到正确边界的过程中外力起了很重要的作用,但传统Snake模型和GVF Snake模型的外力都是图像梯度 $|\nabla I|$ 的函数,这样就忽略了梯度的方向信息。特别是在有复杂背景的图片中,只利用梯度的大小很难分割出感兴趣的区域。基于以上分析,为了改善主动轮廓模型的功能,受文献[20]的启发,本文提出了基于目标边缘的方向广义梯度矢量流(EDGGVF),该模型在图像本身信息的基础上对矢量流重新进行计算,能准确有效的使Snake轮廓收敛到目标边界。

EDGGVF场由4部分组成: $V_D(x,y)=[v^+(x,y),u^-(x,y),v^-(x,y),u^+(x,y)]$,满足下列能量泛函的最小值:

$$\varepsilon = \iint g |\nabla V_D|^2 + f_D \cdot h |V_D - \nabla f_D|^2 dx dy \quad (9)$$

式中, g,h 与广义梯度矢量流Snake模型中取值相同 $f_D=[f_x^+(x,y),f_x^-(x,y),f_y^+(x,y),f_y^-(x,y)]$ 以此作为边缘图求解EDGGVF场,其中 $f_x^+(x,y),f_x^-(x,y),f_y^+(x,y),f_y^-(x,y)$ 分别是沿 $+x,-x,+y,-y$ 方向上正阶跃边缘的梯度。关于边缘图的求解在文献[19]中有详细叙述,在此不再赘余。添加梯度的方向信息后,方程(9)通过变分可以得到

$$V_t = g \cdot \nabla^2 V_D - f_D \cdot h \cdot (V_D - \nabla f_D) \quad (10)$$

通过选取适当的控制量,可以将方程(9)这个多变量数学模型转化为具有 $u_t^+(x,y),u_t^-(x,y),v_t^+(x,y),v_t^-(x,y)$ 4个独立的单变量数学模型,即解除各个变量之间的耦合,从而简化分析计算。根据方程(10)可以得到

$$\begin{cases} u_t = g \nabla^2 u^+ - f_x^+ \cdot h \left(u^+ - \frac{\partial f_x^+}{\partial x} \right), u_0^+ = \frac{\partial f_x^+}{\partial x} \\ u_t = g \nabla^2 u^- - f_x^- \cdot h \left(u^- - \frac{\partial f_x^-}{\partial x} \right), u_0^- = \frac{\partial f_x^-}{\partial x} \\ v_t = g \nabla^2 v^+ - f_y^+ \cdot h \left(v^+ - \frac{\partial f_y^+}{\partial y} \right), v_0^+ = \frac{\partial f_y^+}{\partial y} \\ v_t = g \nabla^2 v^- - f_y^- \cdot h \left(v^- - \frac{\partial f_y^-}{\partial y} \right), v_0^- = \frac{\partial f_y^-}{\partial y} \end{cases} \quad (11)$$

式中, ∇^2 为拉普拉斯算子, 利用有限差分通过迭代计算可得方程(10)的数值解

$$\frac{V(x, y, t + \Delta t) - V(x, y, t)}{\Delta t} = g \cdot \nabla^2 V(x, y, t) - f_d(x, y) \cdot h \cdot (V(x, y, t) - \nabla f_d(x, y)) \quad (12)$$

令

$$\begin{cases} b(x, y) = h \cdot f_d(x, y) \\ c(x, y) = b(x, y) \cdot \nabla f_d(x, y) \end{cases} \quad (13)$$

方程(12)可写成

$$V(x, y, t + \Delta t) = (1 - b(x, y) \cdot \Delta t) \cdot V(x, y, t) + \frac{g \cdot \Delta t}{\Delta x^2} \cdot [(V(x+1, y, t) + V(x-1, y, t) + V(x, y+1, t) + V(x, y-1, t) - 4 \cdot V(x, y, t))] + \Delta t \cdot c(x, y) \quad (14)$$

这样, 可以对 $u_i^+(x, y)$, $u_i^-(x, y)$, $v_i^+(x, y)$, $v_i^-(x, y)$ 分别进行求解。为保证迭代算法的稳定性, 根据 CFL (Courant, Friedrichs, Lewy) 条件得需对有限差分网格比进行基本限制, 即

$$\frac{g \cdot \Delta t}{\Delta x^2} \leq \frac{1}{4} \quad (15)$$

可以看出, 该模型是以广义梯度矢量流模型为基础的, 此时 EDGGVF 的解整合了图像的目标边缘信息与边缘图的梯度方向信息。它在保留 GGVF 与动态方向梯度矢量流 (DDGVF) 优点的同时还能产生更准确的矢量流。新的矢量流不仅更逼近地指向离它最近的边缘, 而且产生一个更加合理的矢量流扩散过程, 使得图像目标的强边界的扩散比弱边界的强, 强边界的收敛速度也比弱边界的快, 可以消除噪声引起的虚假弱边界。和 DDGVF 一样, EDGGVF 也是一种动态的外力, 其 Snake 模型外力为 $F_{\text{ext}} = [F_x, F_y]$,

$$\begin{cases} F_x = u^+ \cdot \max\{\cos(\theta), 0\} - u^- \cdot \min\{\cos(\theta), 0\} \\ F_y = v^+ \cdot \max\{\sin(\theta), 0\} - v^- \cdot \min\{\sin(\theta), 0\} \end{cases} \quad (16)$$

式中, θ 为动态轮廓线上每一点的法向量。设封闭轮廓线上有 N 个点, 记 $i = 1, 2, \dots, N-1, N$ 。则

$$\theta = \arctan\left(\frac{-(x_i - x_{i-1})}{y_i - y_{i-1}}\right)$$

$$t = \begin{cases} [N + (i-2)] \bmod N & i \neq 2 \\ N & i = 2 \end{cases} \quad (17)$$

2.3 基于圆形的能量约束^[16]

Snake 模型的核心就是根据主动轮廓坐标和图像数据把初始轮廓演化成具有最小能量的闭合曲线。由于受图像质量的影响, 在有些情况下得不到很好的分割结果, 因此通常根据目标的先验知识增加一定的约束条件, 从而获得使人满意的结果。为了克服血液的高速运动冲撞心肌壁造成的伪影而引起的图像灰度不均, 以及乳突肌干扰等对心脏 MR 图像的影响, 本文既需要考虑曲线的几何性质, 也需要考虑曲线的整体形状。整体形状是一种全局性的约束, 有利于克服图像中的噪声。根据文献[16], 结合左心室内、外膜的形状特点, 在分割过程中引入了圆形能量约束, 从而 Snake 能量函数可以表示成

$$E_{\text{snake}} = \lambda_1 E_{\text{int}} + \lambda_2 E_{\text{ext}} + \lambda_3 E_{\text{circle}} \quad (18)$$

式中, $\lambda_i (i = 1, 2, 3)$ 为能量权重, 对于内力 E_{int} , 采用 Kass 等人提出的弹性与刚性能量项^[4], 即 $E_{\text{int}} = \frac{\lambda_1}{2} (\alpha(s) |v_s(s)|^2 + \beta(s) |v_{ss}(s)|^2)$; 对于外力 E_{ext} 采用 EDGGVF 场; 约束力 E_{circle} 表达形式如方程(19)所示,

$$E_{\text{circle}} = \frac{\lambda_3}{2} \int_0^1 (R_x(s, x(s)) - \bar{R}(X, Y) \cos(2\pi s))^2 ds + \frac{\lambda_3}{2} \int_0^1 (R_y(s, y(s)) - \bar{R}(X, Y) \sin(2\pi s))^2 ds \quad (19)$$

$$\text{其中, } \begin{cases} R_x(s, x(s)) = x(s) - \int_0^1 x(r) dr \\ R_y(s, y(s)) = y(s) - \int_0^1 y(r) dr \\ \bar{R}(X, Y) = \int_0^1 \sqrt{(R_x(s, x(s)))^2 + (R_y(s, y(s)))^2} ds \end{cases} \quad (20)$$

令

$$\begin{cases} x_c = \int_0^1 x(r) dr \\ y_c = \int_0^1 y(r) dr \end{cases} \quad (21)$$

(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

和乳突肌向着需要的目标特征继续演化。根据变分原理,方程(19)对应的欧拉方程为

$$\begin{cases} \lambda_3 \left(x(s) - \int_0^1 x(r) dr - \bar{R}(x, y) \cos(2\pi s) \right) = 0 \\ \lambda_3 \left(y(s) - \int_0^1 y(r) dr - \bar{R}(x, y) \sin(2\pi s) \right) = 0 \end{cases} \quad (22)$$

写成离散形式为

$$\begin{cases} \lambda_3 \left(x_i - \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} x_i - \left(\frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} \sqrt{\left(x_i - \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} x_i \right)^2 + \left(y_i - \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} y_i \right)^2} \cdot \cos(2\pi i/n) \right) = 0 \\ \lambda_3 \left(y_i - \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} y_i - \left(\frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} \sqrt{\left(x_i - \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} x_i \right)^2 + \left(y_i - \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} y_i \right)^2} \cdot \sin(2\pi i/n) \right) = 0 \end{cases} \quad (23)$$

$i = 0, \dots, n - 1$

图 1 中每一组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)在分割内膜时由于没有采用圆形约束 Snake 轮廓易陷入局部极小而不能克服乳突肌或伪影的影响,得不到很好的结果。采用形状约束后曲线能绕过伪影和乳突肌收敛到本文需要的目标边界,得到理想的分割结果。图 1(b)在分割外膜时由于左心室与右心室及周围其他组织如肝脏等灰度非常接近易形成弱边界,并且外力场不够理想,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。在采用全局形状约束后,阻止曲线从低对比度区域或弱边界区域泄露。

2.4 左心室内膜和外膜分割算法

综上所述,基于 EDGGVF Snake 模型的左心室 MR 图像内膜和外膜分割算法描述如下:

- 1) 首先根据方程(8)对图像进行预处理;
- 2) 由于在初始化轮廓之前,变形轮廓上的每一点的法线方向无法确定,因此要分别计算图像 $I(x, y)$ 正负边界上的边缘图 $f_x^+, f_x^-, f_y^+, f_y^-$;
- 3) 计算 EDGGVF 外力场,分割时规定内膜为正边界,外膜为负边界,根据步骤 2) 中不同边界方向上的边缘图计算出相应的梯度外力场;

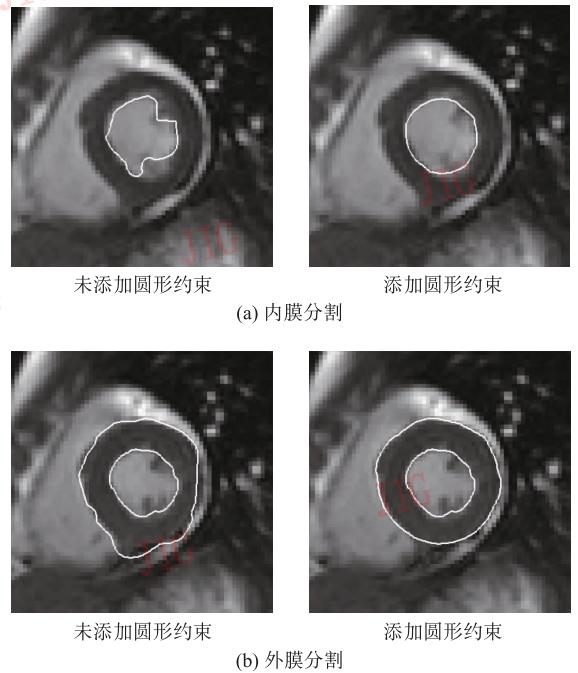


图 1 圆形约束对左心室内、外膜分割的影响
Fig. 1 Effectiveness of circle-shape constraints on segmentation of the LV endocardium and epicardium

4) 定义初始化轮廓位置;

5) Snake 曲线演化,据步骤 3) 计算出的 EDGGVF 场在初始化轮廓确定的情况下可以同时分割出内、外膜,在曲线演化过程中需添加圆形能量约束。

3 实验结果及分析

为了说明 EDGGVF Snake 模型算法的有效性,本文通过几组实验验证。在四阶偏微分方程扩散去噪中 $K=0.05$,迭代 20 次, K 的取值与图像质量有关,原则上图像质量越高, K 越小。

实验 1 EDGGVF Snake 模型的收敛速度以及 k 对最终分割结果影响。以 U 形图为例,用 4 组不同的初始化(如图 2 所示)比较 GVF, DDGVF, EDGGVF Snake 的收敛速度。实验环境为: Matlab 2007b, Pentium(R) D CPU 3.40 G 3.39 G, RAM 1 G, Windows XP Professional。Snake 内能的参数取 $\alpha=1, \beta=0, \gamma=0.5$ 。

GVF 和 DDGVF 中 $\mu=0.05$, EDGGVF 中 $k=0.05$ 。从表 1 中可以看出,EDGGVF 在 Snake 曲线演化速度上明显要快于 GVF 和 DDGVF。表 2 为检测到 U 形图凹陷区最低点时 GVF, DDGVF 和 EDG-

GVF 的 μ (或 k) 值与所需的迭代次数之间的关系,实验结果表明,EDGGVF 检测 U 形图最低点曲线演化次数主要分布在 30 ~ 60 次之间,而 GVF 和 DDGVF 则要求的迭代次数较多,从迭代次数上也反映出 EDGGVF 收敛速度快。在实际应用中,EDGGVF 方法中 k 的最佳取值范围是 0.01 ~ 0.05,该范围内曲线的收敛速度也是最快的;而 GVF 和 DDGVF 的 μ 值最佳取值范围在 0.05 ~ 0.25 之间。因此对于不同的图像需要更多次的实验才能得到合适的 μ (或 k) 值,超出范围的 μ (或 k) 值都有可能导导致收敛结果的错误。

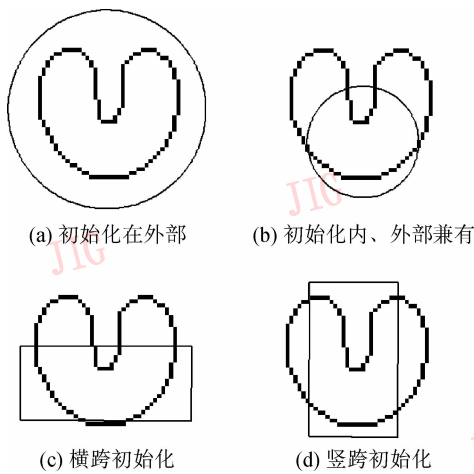


图 2 实验 1 中 4 组不同的初始化

Fig. 2 Four different initialization in experiment one

表 1 比较 GVF, DDGVF, EDGGVF Snake 的收敛速度

Tab. 1 Comparison of the convergence speed for GVF, DDGVF, EDGGVF Snake

	/s		
	GVF Snake	DDGVF Snake	EDGGVF Snake
图 2(a) 组初始化	32.863 0	8.128 0	4.765 0
图 2(b) 组初始化	11.391 0	7.891 0	3.781 0
图 2(c) 组初始化	7.860 0	3.282 0	2.140 0
图 2(d) 组初始化	8.450 0	6.579 0	5.922 0

表 2 GVF, DDGVF, EDGGVF 的 μ (或 k) 值与曲线演化次数 n 之间的关系

Tab. 2 The relationship of μ (或 k) and iteration (GVF, DDGVF, EDGGVF)

μ (或 k)	0.01	0.02	0.05	0.1	0.2	0.25
n						
	GVF Snake	900	500	300	120	60
	DDGVF Snake	950	500	200	100	50
	EDGGVF Snake	30	30	30	50	45

实验 2 为了验证 EDGGVF Snake 模型其他方面的有效性,本文给出了几组实验结果,从中可以看出。原始 GVF 和 EDGGVF 对左心室内、外膜分割结果的不同。本文所用的 MR 图像由 SIEMENS 1.5 T 临床系统产生,成像参数如下,原始图像尺寸为 192×156 ,切片厚度为 8 mm,重复时间 (TR) 为 29.16,回波时间 (TE) 为 1.08,分辨率为 1.82×1.82 ,回转角 (Flip Angle) 为 50,视野 (FOV) 为 81.25。GVF 和 EDGGVF 的参数 $\mu = 0.05, k = 0.05$,迭代计算 250 次;Snake 内能的参数取 $\alpha = 1, \beta = 0.5, \gamma = 0.5$;Snake 形变总迭代 125 次;都采用圆形约束 $\lambda_3 = 0.5$ 并且初始化相同。图 3 每一组左边图像为初始化轮廓及 Snake 形变过程,右边图像为分割结果,可以看出 EDGGVF 能收敛到正确结果,而 GVF 会陷入局部极小点。由于初始化轮廓相同,也反应了 EDGGVF 有更大的捕获范围并且对初始化轮廓线的位置要求更低。EDGGVF 之所以能产生比较理想的外力场使得 Snake 轮廓线能向真实边界靠拢,得到理想的分割结果,是因为在初始条件相同的情况下 EDGGVF 的解是由图像的目标边缘信息计算得到的。为了证明本方法的稳定性,在分割内膜时特意使得初始轮廓线远离内膜。图 3(a) 的结果完全错误,根据文献 [21] 关于 GVF 临界点的分析,初始化 GVF 轮廓时必须包含所有在目标内的临界点,而不能包含目标外部的临界点,否则得不到正确的分割结果,图 3(c) 的分割结果从视觉效果来看是相当满意的。在外膜分割的过程中,图 3(b) 中利用 GVF 在分割外膜时,与肺相连的部分在心脏脂肪较少时边界不明显,容易发生边界泄露问题,使得 Snake 轮廓线被吸引到强边界上;EDGGVF 由于添加了梯度的方向信息,当根据规定的图像正负边界求出 EDGGVF 场之后,Snake 轮廓线会自然而然地演化到本文所需要的目标轮廓上。图 3(d) 显示了很好的分割结果,尤其是左心室的前壁与侧壁部分^[16],Snake 轮廓几乎不受右心室以及肺部强边界的影响。

从图 4 对图 3(b) 和图 3(d) 的局部放大图中更能看出分割结果的差异,造成这种差异的原因是 GVF 与 EDGGVF 的梯度矢量场不同,EDGGVF 是通过图像的梯度方向信息过滤边缘得到理想的边缘图,使得最后的梯度矢量流场能够更好的刻画边缘。利用文献 [20] 的方法构造边缘图有如下好处:首先,有利于保护弱边缘。在原始 GVF 计算中,弱边缘往往被周围的强边缘所淹没,有用的弱边缘得不

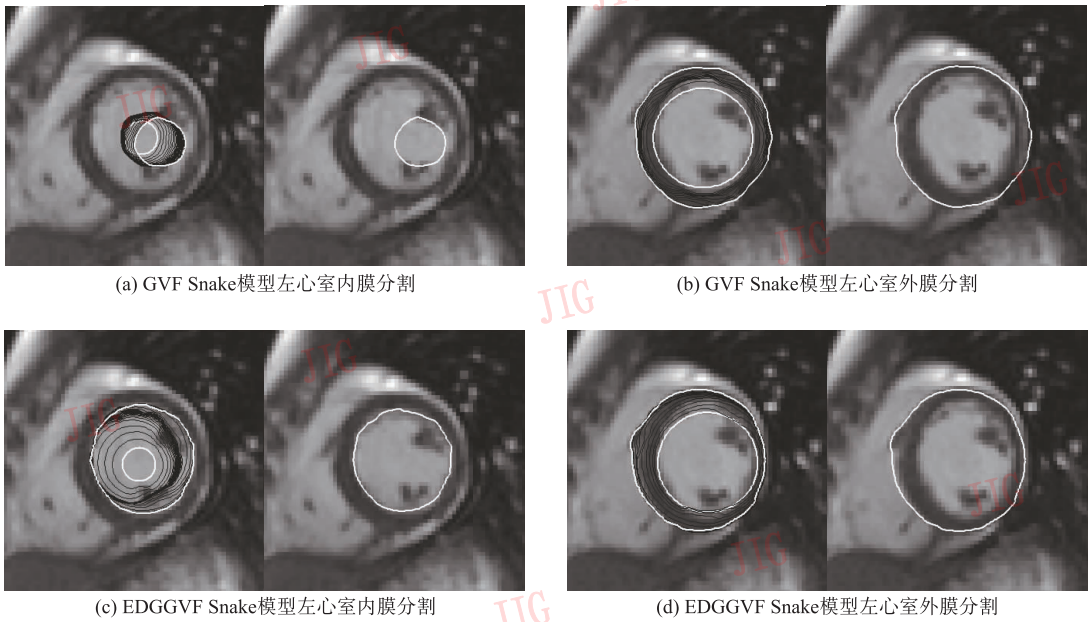


图 3 GVF, EDGGVF Snake 模型分割左心室内、外膜结果比较

(其中每一组左图为 Snake 轮廓初始化及演化过程,右图为最终结果)

Fig. 3 Comparison of the LV endocardium and epicardium segmentation results for GVF, EDGGVF Snake (For each group, the left is the results with initialization and evolution process, the right is resultant images)

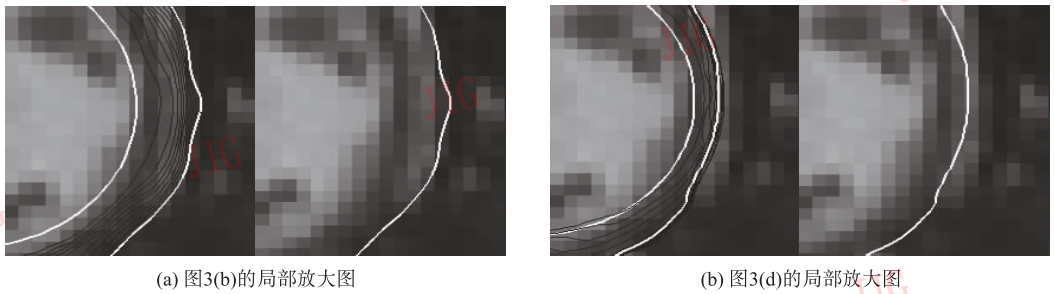


图 4 图 3(b)与图 3(d)的局部放大图

Fig. 4 Close-up within the image 3(b) and image 3(d)

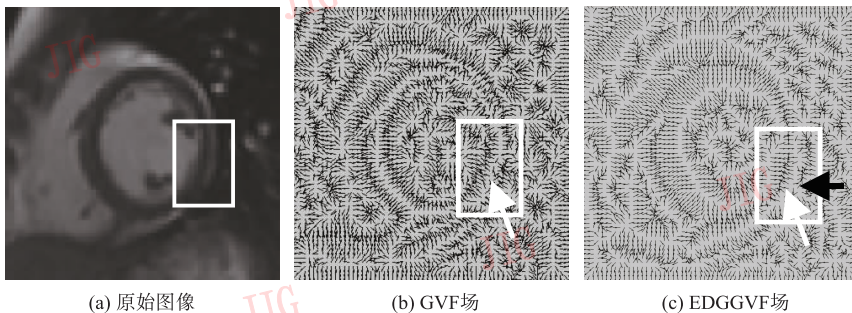


图 5 GVF 场与 EDGGVF 场比较

Fig. 5 Comparison between GVF field and EDGGVF field

到保留,这里由于添加了梯度的方向信息,因而有用的弱边缘能被保留下来,有利于分割目标。如图 5 所示原始 GVF 在靠近肺部的部分发生了边界泄露

收敛到了肺部的强边缘上,而方向 GVF 场能收敛到正确的边界。白色方框内为外膜靠近肺部的部分,图 5(b)中白色箭头指示外膜部分的 GVF 场扩散到

了肺部强边缘处,图 5(c)中白色箭头指示外膜收敛,黑色箭头指示肺部部分。其次,在已有的研究中,基于 GVF Snake 模型的方法在分割左心室内膜后,Snake 轮廓不会再运动,因而无法继续自动地分割出外膜,要想分割外膜需要在分割完内膜后利用合理的方法重新构造外力场。利用本算法分割时可以根据不同边界方向上的边缘图可以同时计算出内、外膜的梯度外力场。尽管边缘图的构造需要根据图像特征进行调整,但对于同一心脏而言,其特征是不变的,因此,对于给定的心脏 MR 图像序列,只需要在开始时设定方向边缘图的构造方式就可以了,即内膜为正边界,外膜为负边界。

实验 3 利用本文的方法,对心脏 MR 图像的一个图层进行了分割,在一个心动周期内包含 21 幅图像,图 6 给出了这 21 幅图像的分割结果,将分割的结果与手工分割结果相比较,采用平均绝对距离

(MAD)度量二者的差异。设 Snake 轮廓为 S ,手工分割结果为 M ,则

$$e(S, M) = \frac{1}{2} \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d(s_i, M) + \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k d(m_j, S) \right) \quad (24)$$

式中, $S = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$, $M = \{m_1, m_2, \dots, m_k\}$ 分别表示 Snake 轮廓和手工轮廓上的点的坐标, $d(s_i, M)$ 表示点 s_i 到 M 上最近邻近点的距离: $d(s_i, M) = \min_j \|m_j - s_i\|$ 。若 MAD 较小表示算法提取结果与手动提取结果比较接近,反之,则说明两者存在较大的差异。表 3 为图 6 中分割结果同手工分割结果的 MAD 整体评价。由表中可以看出,文中提出的算法所得到的结果与手工提取所得结果之间的 MAD 分布在一个像素以内,说明两者的一致性较高,文中算法提取心脏 MRI 图像中的左心室轮廓有较好的精确性。

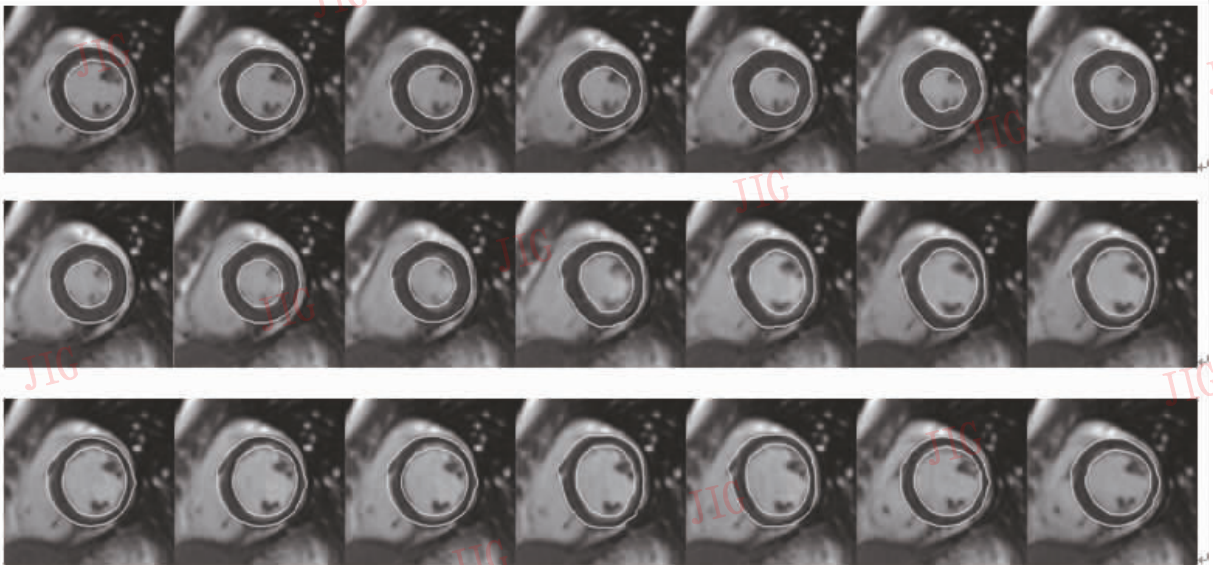


图 6 利用添加圆形约束的 EDGGVF Snake 模型对心脏 MR 图像一个图层的分割结果

Fig. 6 The segmentation results of a layer from the cardiac MR images using the method of the EDGGVF Snake incorporating circle-shape constraint

表 3 MAD 度量结果

Tab. 3 The result of the MAD

		/像素
内膜 MAD 评价	外膜 MAD 评价	平均 MAD 评价
0.73	0.66	0.70

4 结 论

本文提出了一种基于图像目标边缘的方向广义

梯度矢量流 Snake 模型的左心室分割方法。主要工作是:1) EDGGVF Snake 模型结合边缘图的梯度方向信息和目标的边缘信息,得到了更加合理的矢量流。理论分析和实验结果都表明该模型比原始 GVF 和 DDGVF 对初始化轮廓线的位置要求更低并且收敛速度更快。2) 在 Snake 的形变过程中添加了圆形约束,使得 Snake 轮廓在外力场不够理想的情况下免于陷入局部极小点或者出现弱边界泄露的情况。该方法在一套心脏 MR 图像上进行了验证,并

与手工分割的结果进行比较。实验结果表明,本文的方法与手工分割的结果非常接近。

在下一步的工作中,计划改进 GVF 的扩散项使其对保持弱边界具有更强的鲁棒性;同时研究参数主动轮廓模型与几何主动轮廓模型的关系,取其所长,补其所短用于左心室内、外膜的分割。

志谢 衷心感谢香港中文大学计算机科学与工程系王平安教授提供了多套心脏 MR 图像。

参考文献 (References)

- [1] Wang Yuanquan, Zhou Zeming, Sun Yuehong, et al. A comprehensive review of tagged cardiac MR images analysis [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2003, 8(11): 1233-1241. [王元全, 周则明, 孙越泓, 等. 带标记线的心脏核磁共振图像分析综述[J]. *中国图象图形学报*, 2003, 8(11): 1233-1241.]
- [2] Fujino T, Ono S, Murata K, et al. New method of on-line quantification of regional wall motion with automated segmental motion analysis [J]. *Journal of the American Society of Echocardiography*, 2001, 14(9): 892-901.
- [3] Lalonde A, Jaulent M. A fuzzy automation to detect and quantify artery lesions from arteriograms [C]// *Proceedings of Information Processing and Management of Uncertainty in Knowledge Systems*. Granada, Spain; Springer, 1996: 1481-1487.
- [4] Cootes T F, Gareth G J, Taylor C J. Active appearance models [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine Intelligence*, 2001, 23(6): 681-685.
- [5] Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snake: active contour models [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1988, 1(4): 321-331.
- [6] Xu C Y, Prince J L. Snakes, shapes, and gradient vector flow [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1998, 7(3): 359-369.
- [7] Osher S, Sethian J. Fronts propagating with curvature dependent speed: Algorithms based on Hamilton-Jacobi formulation [J]. *Journal of Computational Physics*, 1988, 79(1): 12-49.
- [8] Siddiqui K, Lauriere Y B, Tannenbaum A. Area and length minimizing flows for shape segmentation [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1998, 7(3): 433-443.
- [9] Makowski P, Thomas S. Two phase active contour method for semiautomatic segmentation of the heart and blood vessels from MRI images for 3D visualization medical [J]. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 2002, 26(1): 9-17.
- [10] Paragios N. A level set approach for shape drive segmentation and tracking of the left ventricle [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2003, 22(6): 773-776.
- [11] Zhou Shoujun, Liang Bin, Chen Wufan. A new approach to the motion estimation of cardiac image sequences: Active contours motion tracking based on the generalized fuzzy gradient vector flow [J]. *Chinese Journal of Computers*, 2003, 26(11): 1470-1478. [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场的形变曲线运动估计与跟踪[J]. *计算机学报*, 2003, 26(11): 1470-1478.]
- [12] Nguyen D, Masterson K, Vallée J P. Comparative evaluation of active contour model extensions for automated cardiac MR image segmentation by regional error assessment [J]. *Magnetic Resonance Material in Physics, Biology and Medicine*, 2007, 20(2): 69-82.
- [13] Qin An, Feng Qianjin, Chen Wufan. A new associated scheme for segmentation and tracking of endocardium and epicardium from MR cardiac image sequences [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2008, 13(1): 80-88. [秦安, 冯前进, 陈武凡. MR 心脏序列图像左心室外壁联合分割和时序追踪新方法[J]. *中国图象图形学报*, 2008, 13(1): 80-88.]
- [14] Nachtomly E, Cooperstein R, Vaturi M, et al. Automatic assessment of cardiac function from short-axis MRI: Procedure and clinical evaluation [J]. *Magnetic Resonance Imaging*, 1998, 16(4): 365-376.
- [15] Pednekar A, Kurkure U, Muthupillai R, et al. Automated Left Ventricular Segmentation in Cardiac MRI [J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2006, 53(7): 1425-1428.
- [16] Wang Yuanquan, Jia Yunde. A novel approach for segmentation of cardiac magnetic resonance images [J]. *Chinese Journal of Computers*, 2007, 30(1): 129-136. [王元全, 贾云得. 一种新的心脏核磁共振图像分割方法[J]. *计算机学报*, 2007, 30(1): 129-136.]
- [17] Xu C Y, Prince J. Generalized gradient vector flow external force for active contours [J]. *Signal Processing*, 1998, 71(2): 131-139.
- [18] You Yuli, Kaveh M. Fourth-order partial differential equations for noise Removal [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2000, 9(10): 1723-1730.
- [19] Chen Junfeng, Liu Chuancui. An Active Contour Algorithm Based on Improved Gradient Vector Flow [C]// *Proceedings the 12th National Conference on Image and Graphics*. Beijing, 2005: 189 ~ 194. [陈俊峰, 刘传才. 一种基于改进梯度矢量流的主动轮廓算法[C]. 第十二届全国图象图形学学术会议. 北京, 2005: 189-194]
- [20] Cheng J R, Foo S W. Dynamic directional gradient vector flow for snakes [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(6): 1563-1571.
- [21] Wang Yuanquan, Jia Yunde. Analysis of the critical point of the gradient vector flow snake model [J]. *Journal of Software*, 2006, 17(9): 1915-1921. [王元全, 贾云得. 梯度矢量流 Snake 模型临界点剖析[J]. *软件学报*, 2006, 17(9): 1915-1921.]