

辅以区域力量的梯度矢量流测地线 活动轮廓模型

崔 华 高立群

(东北大学信息科学与工程学院, 沈阳 110004)

摘 要 梯度矢量流测地线活动轮廓模型作为对测地线活动轮廓模型的重要改进, 不仅扩大了测地线活动轮廓模型的适用范围, 而且改进了它的分割效果。但由于该模型中推动活动轮廓演化的外部力量来自于梯度矢量流, 因此活动轮廓在演化过程中可能会由于弱边缘等因素的影响而陷于不希望的局部最小值。为尽量减少弱边缘对活动轮廓初始位置的限制及其对轮廓演化的不利影响, 提出了一种新的辅以区域力量的梯度矢量流测地线活动轮廓模型, 该模型首先将基于区域信息的力场与梯度矢量流力场相耦合, 然后由以上两种力量构成的耦合力场, 使活动轮廓模型能够有效地克服弱边缘的影响而收敛到所期望的边缘。实验结果表明, 辅以区域力量的梯度矢量流测地线活动轮廓模型与梯度矢量流测地线活动轮廓模型相比, 不仅可以更灵活地设置初始轮廓的位置, 而且对弱边缘的干扰也有较好的适应性, 并能有效地避免边缘泄漏。

关键词 图像分割 测地线活动轮廓模型 梯度矢量流 区域力量

中图法分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2009)05-938-06

Gradient Vector Flow Geodesic Active Contour Model Aided Region Force

CUI Hua, GAO Li-qun

(School of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110004)

Abstract As an important improvement of geodesic active contour model, gradient vector flow geodesic active contour model enlarged the applicability of geodesic active contour and improved its segmentation effect. Because the external force driving the evolution of active contour derived from gradient vector flow, active contour may be trapped into undesired local minimum due to some reasons, such as weak edges. In order to decrease the limitation of active contour's initial location and the negative influence of weak edges on the evolution of active contour, we proposed a new gradient vector flow geodesic active contour model aided region force. This model combined external force field based on region information with gradient vector flow force field. This coupling external force field enables geodesic active contour to overcome the influence of weak edges and converge desired boundary. Experimental results show that gradient vector flow geodesic active contour model aided region force has more flexibility to determine the initial contour, better adaptability to the disturbance of weak edges and can effectively avoid boundary leakage compared with gradient vector flow geodesic active contour model.

Keywords image segmentation, geodesic active contour model, gradient vector flow, region force

基金项目: 公安部重点科研项目(20029322301)

收稿日期: 2007-09-04; 改回日期: 2007-11-01

第一作者简介: 崔 华(1978 ~), 男, 东北大学博士研究生。主要研究方向为图像分割与偏微分方程图像处理。E-mail: cuijunhuashi@

1 引言

在图像分割技术中,活动轮廓模型是进行边缘或特征提取的一种重要手段。随着该技术被日益广泛地应用,学者们对该模型不断地做出改进,并体现在以下几个方面:(1)使得测地线活动轮廓模型能基于图像固有的几何特征自由地进行拓扑变化^[1-2]; (2)梯度矢量流方法的引入,不仅使活动轮廓能深入到被分割对象边缘的凹陷部分,并且可以结合测地线活动轮廓模型,使活动轮廓在双向的矢量流作用下演化^[3-4]; (3)C-V方法的引入,不仅给测地线活动轮廓模型增加了基于区域的外力,并且可以使活动轮廓提取到不能用梯度定义边缘^[5-6]。

尽管已经有了上述一些改进,但有些问题依然没能得到很好的解决。例如许多实际应用都要求该模型在弱边缘的影响下仍然能够实现,即(1)活动轮廓最终收敛位置相对独立于其初始位置的选择;(2)活动轮廓能收敛到所期望的边缘,而不会被弱边缘吸引到不希望的局部最小值或是在弱边缘处发生边缘泄漏。

针对以上问题,本文提出了辅以区域力量的梯度矢量流测地线活动轮廓模型,即通过将梯度矢量流和本文提出的新的区域力量耦合到测地线活动轮廓模型中,从而扩大了测地线活动轮廓模型的适用范围,这不但增强了其适应弱边缘干扰的能力,并能有效地防止边缘泄漏。

2 测地线活动轮廓模型

测地线活动轮廓(GAC)模型^[2]是相对于参数活动轮廓模型(parameter active contour)^[7](蛇模型)而提出的,它的演化是借助于水平集方法(level set method)^[8]实现的。

水平集函数 $\varphi(x,y):[0,a] \times [0,b] \rightarrow \mathbf{R}$ 是2维标量函数,它的零水平集定义了测地线活动轮廓。令 $I:\Omega \rightarrow \mathbf{R}^+$ 为给定图像,图像域 $\Omega \subset \mathbf{R}^2$,活动轮廓将在该图像中探测目标边缘。假设曲线 C 是函数 $\varphi(x,y)$ 的零水平集,也就是说, C 是满足以下条件的点的集合: $\varphi(x,y)=0$ 。因此,零水平集是曲线 C 的隐式表示。由Caselles等人提出的测地线活动轮廓模型的能量函数^[2]为

$$E(C(p)) = \int_0^1 g(|\nabla I(C(p))|) \left| \frac{\partial C}{\partial p}(p) \right| dp \quad (1)$$

式中, g 是一个单调递减函数,可作为边缘的指示器, $g:[0,+\infty] \rightarrow \mathbf{R}^+$, $g(0)=1$,当 $x \rightarrow \infty$ 时, $g(x) \rightarrow 0$ 。 $E(C(p))$ 的最小值可用梯度下降法得到,测地线活动轮廓模型的演化方程为

$$C_t = g(|\nabla I|)KN - (\nabla g(|\nabla I|) \cdot N)N \quad (2)$$

式中, t 表示活动轮廓的演化时间, K 表示活动轮廓的欧氏平均曲率, N 表示活动轮廓的外法向量, ∇I 表示图像的梯度。

2.1 GVF_GAC模型

Xu等人提出的梯度矢量流力场(GVF)^[3]是一个2维矢量域 $[V(p) = (u(p), v(p))]$, $p = (x, y)$,它归结于边缘信息在空间的扩散,使能量函数

$$E(V) = \iint \mu(u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2) + |\nabla I|^2 |V - \nabla I|^2 dx dy$$

取局部(全局)极小值。在此基础上,Xu等人从力的广义平衡方程(内力与广义外力的和为零)

$$F_{internal} + F_{external}^{(g)} = 0 \quad (3)$$

出发,提出了基于GVF的活动轮廓模型。

由于测地线活动轮廓有时会因为收敛到能量函数(式(1))的某一局部最小值而得到不希望的最终结果,Paragios等人将测地线活动轮廓和GVF活动轮廓相结合,提出了如下梯度矢量流测地线活动轮廓(GVF_GAC)演化方程^[4]:

$$C_t = \underbrace{\beta g K N}_{Internal} + (1-\beta)g \left(\underbrace{(1-\gamma(V \cdot N))}_{Boundary} (V \cdot N) + \underbrace{\gamma(V \cdot N) \operatorname{sgn}(V \cdot N)}_{Balloon} \right) N \quad (4)$$

式中, β 是常数参数, V 是规格化的梯度矢量流, γ 是规格化的梯度矢量流和单位法矢量的内积的零均值的拉普拉斯算子,即

$$\gamma(V \cdot N) = \frac{\delta}{2} e^{(-\delta |V \cdot N|)}$$

式中, δ 是正的常数参数, δ 通常取值为1。

对该模型有如下解释:

(1)第1项是来自于活动轮廓自身的内力,用于使活动轮廓光滑。

(2)第2项是一个源于边缘产生的GVF的吸引力,作为双向的矢量流,它可以在GVF的作用范围内,使活动轮廓从目标边缘的两侧向边缘演化。

(3)第3项是自适应的气球力。当GVF没有提供足够的使活动轮廓运动的信息时,即在活动轮廓

某一点上,GVF 的方向与法向量接近垂直($\mathbf{V} \cdot \mathbf{N} \rightarrow 0$)时,气球力被激活。

在该模型中,传统的边缘吸引项被新的基于GVF的吸引项代替。新的吸引项可使得:(1)活动轮廓可以从边缘的任意侧,向边缘演化;(2)由于GVF有比梯度流更大的捕获范围,因此活动轮廓可以从距目标边缘较远处开始演化,这就减少了对活动轮廓初始位置的限制。

2.2 CV_GAC 模型

Chen 等人辅以 C-V 方法的测地线活动轮廓(CV_GAC)模型^[6]的演化方程如下:

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = g |\nabla \varphi| [\mu \cdot K - \lambda_{in} [I(x, y) - C_{in}]^2 +$$

$$\lambda_{out} [I(x, y) - C_{out}]^2] + \tau \cdot \nabla g \cdot \nabla I(x, y) \quad (5)$$

式中, φ 表示水平集函数, g 是边缘指示器, K 表示欧氏平均曲率, C_{in} 是活动轮廓内部像素的算术平均值, C_{out} 是活动轮廓外部像素的算术平均值, λ_{in} , λ_{out} , τ 是常数。

对该模型有如下解释:

(1)第1项是区域探测器,可使用区域统计信息 $-\lambda_{in} [I(x, y) - C_{in}]^2 + \lambda_{out} [I(x, y) - C_{out}]^2$ 和曲率作为来自图像的信息,用于推动活动轮廓朝着使轮廓内部区域和外部区域像素的方差减小的方向运动。 $g |\nabla \varphi|$ 项用于控制活动轮廓的演化速度和区域探测器的权重。

(2)第2项 $\nabla g \cdot \nabla I(x, y)$ 是局部探测器,用于将活动轮廓吸引到由梯度定义的边缘。

3 GVF&R_GAC 模型

GVF作为梯度信息在空间的扩散,虽扩大了测地线活动轮廓模型中边缘吸引项的捕获范围,但同时也扩大了背景中弱边缘的捕获范围。虽然在没有背景弱边缘影响的情况下,GVF_GAC模型可以从距离真实边缘较远的位置演化到真实边缘,但在有弱边缘影响的情况下,活动轮廓则可能会受到弱边缘的吸引而无法收敛到真实边缘。因此,在GVF_GAC模型中,一方面可通过引入区域力量来帮助活动轮廓脱离弱边缘的捕获范围是非常必要的;另一方面,CV_GAC模型虽然引入了区域力量,但由于它的边缘吸引项的捕获范围较小,且边缘指示器 g 在弱边缘处会失效,因此在该模型中缺少一种能够阻止活动轮廓在弱边缘处发生边缘泄漏的外部力量。

而对规格化的梯度矢量流来说,由于强边缘和弱边缘可产生相似的矢量流,且矢量流的方向从边缘两侧指向边缘,因此它可以作为一种防止边缘泄漏的力量被应用到测地线活动轮廓模型中。

在CV_GAC模型中的区域探测器的启发下,本文提出了如下新的区域力量:

$$\left(\frac{A_0}{A_L} \right)^n [-\lambda_{in} [I(x, y) - C_{in}]^2 + \lambda_{out} [I(x, y) - C_{out}]^2] \quad (6)$$

式中, A_0 (下角O代表original)是初始时刻活动轮廓内部面积, A_L (下角L代表later)是活动轮廓演化的当前时刻活动轮廓内部面积, n 是用于调整因活动轮廓内部面积变化而引起的区域力量权重变化的实常数。以力的广义平衡方程为出发点,若将该区域力量和梯度矢量流耦合到测地线活动轮廓模型中,则可得到如下辅以区域力量的梯度矢量流测地线活动轮廓(GVF&R_GAC)模型演化的偏微分方程:

$$C_t = \alpha \underbrace{gKN}_{\text{Internal}} - \beta g \left\{ \underbrace{\left((1 - \gamma(\mathbf{V} \cdot \mathbf{N})) (\mathbf{V} \cdot \mathbf{N}) + \gamma(\mathbf{V} \cdot \mathbf{N}) \operatorname{sgn}(\mathbf{V} \cdot \mathbf{N}) \right)}_{\text{Boundary}} \right\} + \underbrace{\left(\frac{A_0}{A_L} \right)^n \left(-\lambda_{in} [I(x, y) - C_{in}]^2 + \lambda_{out} [I(x, y) - C_{out}]^2 \right)}_{\text{Region}} \} \mathbf{N} \quad (7)$$

式中, α, β 是正的实常数。 K 表示欧氏平均曲率, \mathbf{V} 是规格化的梯度矢量流, \mathbf{N} 是外法线方向的单位向量。对该模型有如下解释:

(1)第1项内力与第3项气球力的解释同上。

(2)第2项边缘吸引力可通过求规格化的GVF与法向量内积的方法来得到其在法线方向的分量 $\mathbf{V} \cdot \mathbf{N}$ 。显然在活动轮廓上某一点处,当规格化的梯度矢量流方向与该点处活动轮廓外法线方向一致,即 $\mathbf{V} \cdot \mathbf{N} = \mathbf{V}$ 时,则它可使曲线最大程度地膨胀;而当梯度矢量流方向与外法线方向相反时,则它可使曲线最大程度地收缩。

(3)第4项是区域力量,它在与GVF共同构成的耦合力场中的权重不仅与图像数据有关,还与活动轮廓的内部面积有关。活动轮廓能够在它的帮助下实现以下的边缘提取:①在演化初期,区域力量权重较大时,可用于克服附近弱边缘的吸引;②在活动轮廓已经靠近真实边缘,区域力量权重较小时,可由

GVF 来避免边缘泄漏。区域力量中的参数 $n, \lambda_{in}, \lambda_{out}$ 的选择依据如下:

①当活动轮廓初始位置全部位于所要提取边缘内部时, n 取正值, 而当活动轮廓初始位置全部位于所要提取边缘外部时, 则 n 取负值。

②由于本文中 $\delta = 1$, 因此有以下函数:

$$y = \underbrace{F_{Boundary}}_{\text{Boundary}} + \underbrace{F_{Balloon}}_{\text{Balloon}} = (1 - \gamma(\mathbf{V} \cdot \mathbf{N})) (\mathbf{V} \cdot \mathbf{N}) + \gamma(\mathbf{V} \cdot \mathbf{N}) \operatorname{sgn}(\mathbf{V} \cdot \mathbf{N}) \quad (8)$$

式中, $F_{Boundary}$ 表示来自于边缘的吸引力, $F_{Balloon}$ 表示气球力, 式(8)中的下标与式(7)中的相应标识是一一对应的。由于式(8)表示的函数可以看作是以 $\mathbf{V} \cdot \mathbf{N}$ 为自变量的单调递增的奇函数, 且 $|\mathbf{V} \cdot \mathbf{N}| \leq 1$, 因此当活动轮廓演化到弱边缘处时, 为避免边缘泄漏, n 值应满足该处的区域力量

$$|F_{Region}| \leq |F_{Boundary} + F_{Balloon}| \leq 1 \quad (9)$$

同样, 为了使活动轮廓开始演化时的区域力量足够大, 以推动活动轮廓脱离由弱边缘产生的 GVF 的捕获范围, λ_{in} 和 λ_{out} 应使这时的区域力量

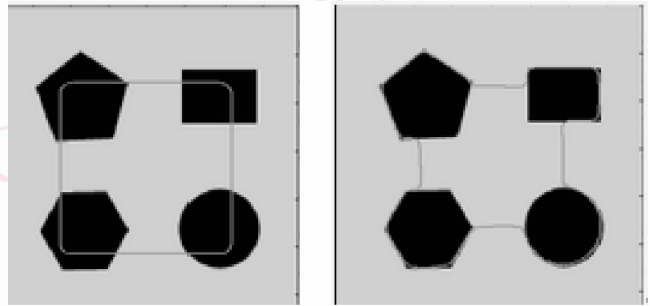
$$|F_{Region}| \geq 1 \geq |F_{Boundary} + F_{Balloon}| \quad (10)$$

(4) 无论是 CV_GAC 模型、GVF_GAC 模型还是本文提出的 GVF&R_GAC 模型, 都可以看作是对标准的 GAC 模型的改进和扩展, 因此活动轮廓能否收敛到所希望的能量函数(式(1))的(局部)最小值, 是评价模型分割效果优劣的指标。

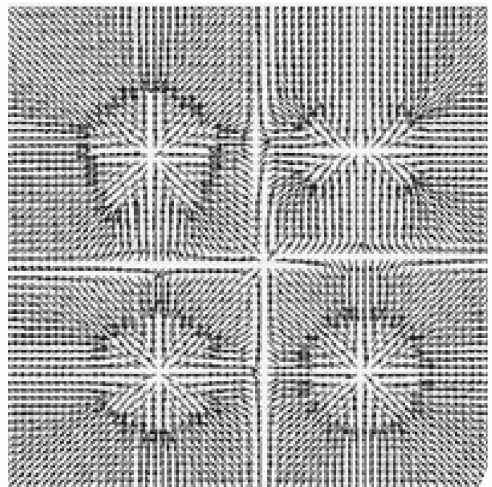
4 实验结果及分析

为了验证本文提出的 GVF&R_GAC 模型的有效性, 使用一幅合成图像和两幅真实图像进行了实验, 在实验中, 使用本文中几种不同的活动轮廓模型提取同一目标边缘, 同时比较它们的分割效果。

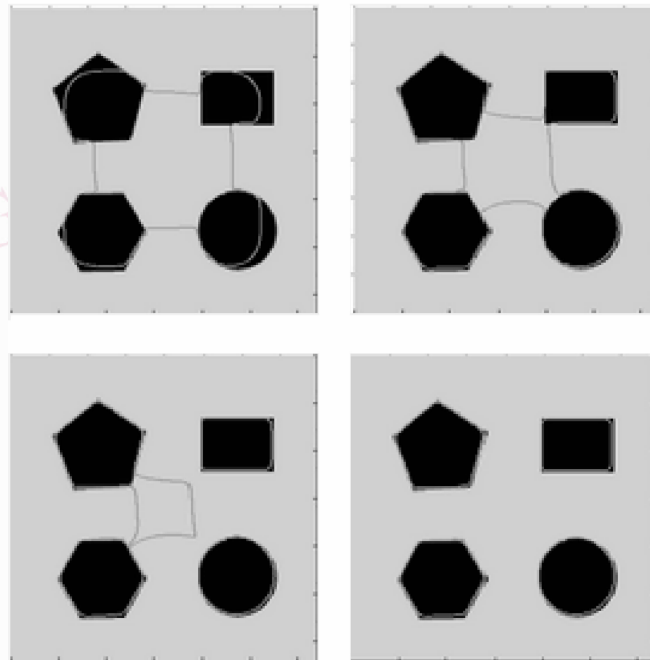
实验 1 为了验证 GVF&R_GAC 模型中的区域力量, 在来自于 GVF 的吸引力和自适应的气球力失效时, 依然能推动活动轮廓向目标边缘演化, 以便扩大测地线活动轮廓的适用范围, 使用一幅 160×160 pixels 的合成图像作为实验对象, 并分别用 GVF_GAC 和 GVF&R_GAC 模型提取不同形状的 4 个几何体边缘。实验中的参数取值如下: $\alpha = 1, \beta = 1, \delta = 1, n = 0, \lambda_{in} = \lambda_{out} = -5$ 。图 1(a) 为活动轮廓初始位置, 图 1(b) 为 GVF_GAC 模型提取的边缘的收敛位置。由于活动轮廓收敛位置两侧的 GVF 大



(a) 活动轮廓的初始位置 (b) GVF_GAC 模型的收敛位置



(c) 规格化的梯度矢量流



(d) GVF&R_GAC 模型的收敛过程

图 1 合成图像

Fig. 1 Synthetic image

小相等,且方向都指向该收敛位置,因此活动轮廓停留在该处而没有完全收敛到目标边缘。图 1(c)为规格化的 GVF。图 1(d)为 GVF&R_GAC 模型的收敛过程,区域力量帮助活动轮廓离开了 GVF 的平衡位置,收敛到了所希望的能量函数的最小值,并完整地提取了目标边缘。

实验 2 为了验证 GVF&R_GAC 模型适应弱边缘干扰的能力,使用一幅 160×160 pixels 的心脏核磁共振图像作为实验对象,并分别用 GVF_GAC、CV_GAC 和 GVF&R_GAC 模型提取心脏内壁边缘。实验中的参数取值如下: $\alpha = 1, \beta = 1, \delta = 1, n = 1, \lambda_{in} = \lambda_{out} = -5$ 。从图 2 所示的实验结果可以看出,在弱边缘产生的 GVF 的影响下,GVF_GAC 模型提取的边缘收敛到噪声所在位置,完全没有收敛到心脏内壁边缘,而 CV_GAC 模型提取的边缘虽然在区域探测器的帮助下大部分都收敛到了心脏内壁边缘,但由于该模型中用于吸引活动轮廓的梯度流的作用范围比较小,还是有一部分轮廓没有收敛到心脏内壁边缘的凹陷部分,而本文提出的 GVF&R_GAC 模型则不仅收敛到了所希望的能量函数(式(1))的(局部)最小值,而且完整地提取了边缘。

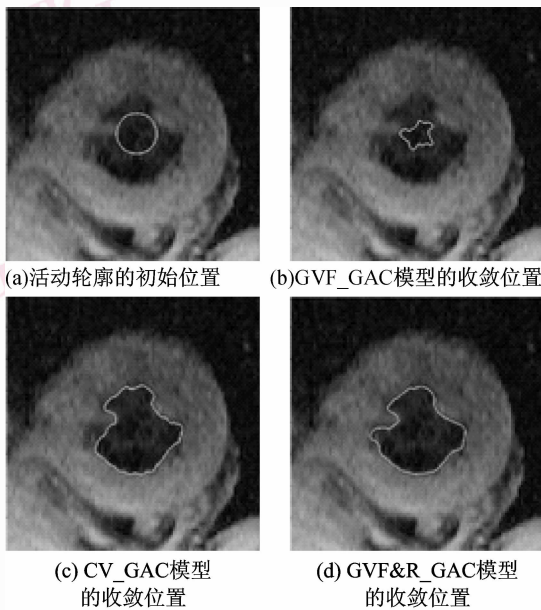


图 2 心脏核磁共振图像

Fig. 2 Heart magnetic resonance image

实验 3 为了验证 GVF&R_GAC 模型防止边缘泄漏的能力,使用一幅 160×160 pixels 的心脏核磁共振图像作为实验对象,并分别用 GVF_GAC、CV_

GAC 和 GVF&R_GAC 模型,提取心脏内壁边缘。该实验中的参数取值为: $\alpha = 1, \beta = 1, \delta = 1, n = 1, \lambda_{in} = \lambda_{out} = -20$ 。从图 3 所示的实验结果可以看出,GVF_GAC 模型提取的边缘收敛到弱边缘所在位置,没有收敛到真实边缘。CV_GAC 模型虽然在区域探测器的帮助下克服了一些弱边缘的吸引,但由于所希望收敛到的边缘上存在着一段弱边缘,致使活动轮廓在该处发生了边缘泄漏。在该实验中,GVF&R_GAC 模型收敛到了所希望的能量函数的(局部)最小值,并完整地提取了边缘。在该模型的收敛过程中,活动轮廓之所以没有在弱边缘处发生边缘泄漏,是因为随着活动轮廓向期望边缘的靠近和活动轮廓内部面积的扩大,使区域力量的权重相对减小的缘故,这时 GVF 成为主导活动轮廓演化的主要力量。也就是说,在活动轮廓演化过程中,GVF 模型和区域力量对活动轮廓演化的影响是此消彼涨的。

本文将以实验 3 为例来说明参数 n 的估值方法。由于在活动轮廓演化过程中,区域力量是变化的,因此在确定 n 的取值时,可以采用剥离次要因素的方法进行估算。在该实验中,活动轮廓是从所要提取的边缘内部向边缘演化的,在这一过程中, C_{in} 变化很小,在估算时可以忽略。 C_{out} 的变化较小一方面是因为活动轮廓外部面积变化相对整幅图像面积来说比较小;另一方面,由于弱边缘处的像素相对初始时刻轮廓上像素的平均值变化不大(否则就不是弱边缘),因此图像 I 的变化也较小,且在弱边缘处图像 I 与 C_{out} 的变化趋势一致(变小)。因此式(7)中的估值公式可简化为

$$\left(\frac{A_0}{A_L}\right)^n \bar{F}(t_0) \leq 1$$

式中, $\bar{F}(t_0)$ 是初始时刻 t_0 作用在活动轮廓上的区域力量的平均值,也就是说,可把活动轮廓演化过程中的小幅波动的 $-\lambda_{in} [I(x, y) - C_{in}]^2 + \lambda_{out} [I(x, y) - C_{out}]^2$ 近似当作恒力。在分割完成之前,当然无法得到 A_1 的值,但对 A_0 和 A_L 的比值做个估计,还是容易做到的。实验结果表明,上述估值方法是比较实用的。

本文中的实验平台是,操作系统为 Windows XP 的 PC(Intel D820 CPU/2G 内存),程序用 Matlab 编写。数值计算时,空间步长 $\Delta x = \Delta y = 1$ 。为了满足差分格式收敛的必要条件(CFL 条件),可定义时间步长 $\Delta t = \frac{1}{S_{max}}$,其中, S_{max} 为每步迭代时的最大演化

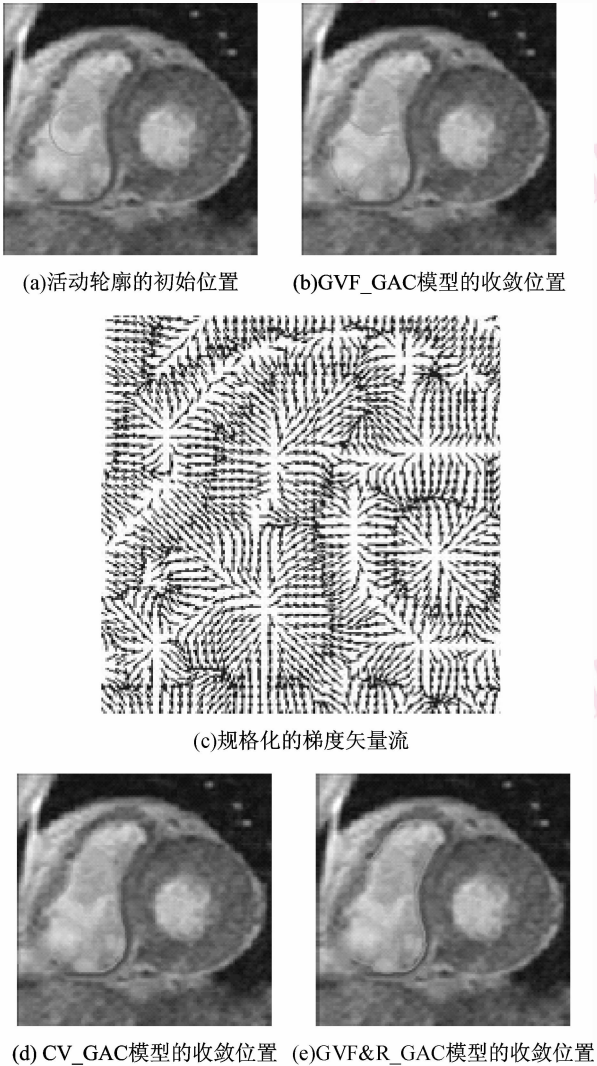


图3 心脏核磁共振图像

Fig. 3 Heart magnetic resonance image

速度。在演化过程中,对于水平集函数的计算,可采用三阶基本无震荡差分格式(EON3),而重新进行初始化水平集函数的计算则采用二阶基本无震荡差分格式(EON2)。

5 结 论

本文提出了一种新的辅以区域力量的梯度矢量流测地线活动轮廓模型。实验结果表明,该模型不仅进一步减少了对活动轮廓初始位置的限制,而且增强了它克服弱边缘干扰和防止边缘泄漏的能力,结果是比较令人满意的。需要指出的是,该模型中活动轮廓初始位置的设置还要受到一定限制,而且区域力量的构造也还有待进一步改进。如何更有效地利用像素分布的统计信息来构造区域力量,还有待于进一步深入研究。

参考文献 (References)

- 1 Caselles V, Catta F, Coll T, *et al.* A geometric model for active contours [J]. *Numerische Mathematik*, 1993, **66**(1), 1-31.
- 2 Caselles V, Kimmel R, Sapiro G. Geodesic active contours [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1997, **22**(1): 61-79.
- 3 Xu Chen-yang, Prince Jerry L. Snakes, shapes, and gradient vector flow [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1998, **7**(3): 359-369.
- 4 Paragios N, Mellina-Gotardo O, Ramesh V. Gradient vector flow fast geodesic active contours [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004, **26**(3):402-407.
- 5 Chan T, Vese L. An active contour model without edges [J]. *IEEE Transactions on Imaging Processing*, 2001, **10**(2):266-277.
- 6 Chen Li, Zhou Yue, Wang Yong-gang, *et al.* GACV: geodesic aided C-V method [J]. *Pattern Recognition*, 2006, **39**(7):1391-1395.
- 7 Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: active contour models [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1988, **1**(4): 321-331.
- 8 Malladi R, Sethian J, Vemuri B. Shape modeling with front propagation: a level set approach [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1995, **17**(2):158-175.