基于区域能量最小和主动轮廓模型的医学目标提取*

尚岩峰，汪　宁，汪　辉
（中国科学院 上海高等研究院，上海 201203）

摘　要：针对传统主动轮廓模型在目标强边缘处容易产生振荡和弱边缘处容易泄露的缺点，提出了一种基于区域能量最小和主动轮廓模型的医学目标提取模型。这一基于目标灰度统计概率和水平集的主动轮廓分割模型，把能量函数表示为在目标区域内对像素点属于目标概率的积分，并在水平集框架下对能量函数最小化，得到分割的迭代方程；同时，通过附加的速度约束项，使得主动轮廓在越过目标边缘时降低速度，大大提高了分割的收敛性和准确度。通过大量冠状动脉和二尖瓣的分割实验以及与几种传统主动轮廓模型和手工提取的比较，表明该模型在医学图像分割方面的健壮性、准确性和有效性。

关键词：区域能量；主动轮廓模型；医学图像；分割；冠状动脉；二尖瓣
中图分类号：TP391.41　　**文献标志码**：A　　**文章编号**：1001-3695(2012)07-2715-04
doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.07.086

Medical object extraction model based on regional energy minimization and active contour model

SHANG Yan-feng, WANG Ning, WANG Hui
(*Shanghai Advanced Research Institute*, *Chinese Academy of Sciences*, *Shanghai* 201203, *China*)

Abstract: In order to solve the problems of traditional active contour models, which move in a high speed on strong edge or leak out on weak edge, this paper proposed a medical object extraction model which was based on regional energy minimization and active contour model. The model employed objects' statistical intensity distribution in a level set framework, and expressed energy function as an integral of probability of pixels belonging to objects. The energy function was minimized in a level set framework which led to a iterating equation. At the same time, an edge based speed constrain term was able to slow down the active contours when they steped over a steep boundary of the objects, which made the extraction procedure more convergent and accurately. As shown in the experiments of coronary and mitral valve extraction with comparison with several classical models and manual outline, the proposed model is able to extraction medical objects in an automatic way and the results are also more robust, accurate, and convergent than several traditional models.

Key words: regional energy; active contour model; medical image; segmentation; coronary; mitral valve

1　研究背景

在临床应用上，准确地提取出医学图像中特定的组织器官，是三维重建、量化分析和辅助诊断的重要前提。但由于医学器官形状的差异性、待提取目标拓扑结构的复杂性、复杂背景下的噪声干扰，以及原理不同的各种成像技术，自动而准确地提取医学目标仍然是一个非常困难的课题。

在众多的图像分割技术中，主动轮廓模型是非常有效的图像分割方法，在计算机视觉、模式识别和生物医学图像处理领域内得到了广泛的应用。依据涉及到的图像特征和目标先验知识，主动轮廓目标分割可以分为基于边缘的[1~4]、基于区域的[5~8]、基于高阶张量特征的[9]和基于其他高层次先验知识的分割[10~12]。

基于边缘的主动轮廓分割是出现最早的，同时也是应用最广泛的主动轮廓。此类模型采用图像梯度作为外部能量，主动轮廓在各种力的综合作用下，向图像梯度最大的区域运动。一般地，梯度作为中止轮廓演化的外部力量。典型的代表有 Balloon 模型[3,4]、测地轮廓模型(GAC)[1]、几何轮廓模型[2]以及这三种模型的扩展。比较全面的综述可以参见文献[13~15]。一般来说，这类模型的缺点也比较典型，它们在图像梯度比较弱的地方容易泄露，从而导致分割错误。

基于区域的主动轮廓在灰度平滑过渡的边缘分割效果要优于基于边缘的。此类模型中，主动轮廓的运动除了梯度，更多地依靠区域和像素特征。一般演化速度由局部像素特征值、目标和背景的统计特征等综合决定。很多应用说明了此类模型的有效性[5~7]，但此类模型一个普遍的缺点是，在图像灰度变化比较大的目标边缘处，主动轮廓常常以比较高的速度往复移动，这样容易产生分割误差。

C-V 是一种无边缘主动轮廓[5]，它使用图像灰度作为唯一特征控制主动轮廓的演化。由于工作在水平集框架下，它可以自然地改变拓扑结构。这一模型也有几个缺点：在边缘比较弱的区域，由于分类的不精确，有可能产生误差；在强的边缘处，主动轮廓可能以较高的速度往复运动，从而产生分割误差。

收稿日期：2011-11-07；**修回日期**：2011-12-29　　**基金项目**：国家重大科技专项资助项目(2011ZX02505-002)；上海市科委资助项目(10DZ1500600)

作者简介：尚岩峰(1976-)，男，河南安阳人，博士，主要研究方向为医学图像分析、视频图像处理识别等(aysyf@126.com)；汪宁(1974-)，女，副研究员，硕士，主要研究方向为图像处理等；汪辉(1975-)，男，研究员，博士，主要研究方向为图像传感.

高阶张量和高层次的先验知识在一定程度上可以解决以上模型的不足。高阶张量给出灰度和梯度之外的更多局部信息,如 Hessian 矩阵,一个二阶张量可以用于血管的提取[9];在知道目标先验形状的情况下,也可以使分割更高效健壮[10, 12, 14]。但是这些较高层次的知识,是以牺牲通用性为代价。比如,左心房的先验形状可以作为轮廓的强的外部约束,使分割结果符合特定的形状[16],但是,当心房偏离正常形状较多的时候,此模型将分割错误。

基于以上分割中的难题,本文提出了一个基于区域能量最小化的主动轮廓模型(regional energy minimum active contour, REMAC)。

2 基于区域能量最小化的主动轮廓模型

对于 n 维图像,目标提取问题本质上是把每个像素分类为目标或背景的两类问题。定义能量函数如下:

$$E[\Gamma,\{\alpha_o,\alpha_b\}] = +\mu\int_{\Gamma}\mathrm{d}s - \lambda\{\int_{\Omega_o}\log P(I(x)\mid\alpha_o)\mathrm{d}x + \int_{\Omega_b}\log P(I(x)\mid\alpha_b)\mathrm{d}x\} \tag{1}$$

其中:Ω_o 和 Ω_b 分别是目标和背景区域,且有 $\Omega_o\cup\Omega_b=\Omega$;$\alpha_o$ 和 α_b 分别是目标和背景的统计参数;Γ 是目标的封闭轮廓的集合,有 $\Gamma=\partial\Omega_o=-\partial\Omega_b$;$x=[x_1,x_2,\cdots,x_n]^{\mathrm{T}}$。

为了使能量函数 E 最小化,目标区域 Ω_o 和背景区域 Ω_b 在边缘 Γ 处进行竞争,竞争过程中,受到局部平滑性、局部边缘长度最小和区域整体统计特征的约束,如果区域竞争在水平集框架下,就可以自然地处理区域的合并和分裂。水平集把轮廓嵌入到一个高维的函数 $\varphi(x)$ 中,定义轮廓 Γ 为 $\varphi(x)$ 的零水平,也就是集合 $\{x\mid\varphi(x)=0\}$。$\varphi(x)$ 通常采用符号距离函数:$\mid\nabla\varphi(x)\mid=1$。于是,目标和背景区域可以用 Heaviside 函数 $H(\varphi)$ 重新表示为

$$\begin{aligned}&\text{object}:\Omega_o=\{(x)\mid\varphi(x)>0\}=H(\varphi(x))\\&\text{backgound}:\Omega_b=\{(x)\mid\varphi(x)<0\}=1-H(\varphi(x))\\&\text{contour}:\Gamma=\{(x)\mid\varphi(x)=0\}=\delta(\varphi(x))\end{aligned} \tag{2}$$

其中:

$$H(\varphi)=\begin{cases}0 & \varphi(x)\leqslant 0\\1 & \varphi(x)>0\end{cases}$$

$$\delta(\varphi(x))=H'(\varphi(x))$$

$\delta(\varphi)$ 为 Dirac 函数,其在 Ω_o 和 Ω_b 函数值为零,在 Γ 非零。

函数在曲面的积分定义为 $\int_{\Omega}f(x)\delta(\varphi(x))\mid\nabla\varphi(x)\mid\mathrm{d}x$[17],其中曲面为目标轮廓 Γ。用此定义,把式(1)中第三项的轮廓积分 $\int_{\Gamma}\mathrm{d}s$ 变形为对目标区域的面积分,得到

$$\int_{\Omega}\delta(\varphi(x))\mid\nabla\varphi(x)\mid\mathrm{d}x \text{ with } \Omega=\Omega_o\cup\Omega_b \tag{3}$$

在水平集框架下,由于 Γ 在 $\varphi(x)$ 中是隐含定义的,能量函数式(1)可以重写为 $\varphi(x)$ 和 $\nabla\varphi(x)$ 的函数,将式(2)和(3)代入式(1),得到

$$E[\varphi(x),\nabla\varphi(x),\{\alpha_o,\alpha_b\}]=\int_{\Omega}\delta(\varphi(x))\mid\nabla\varphi(x)\mid\mathrm{d}x - \lambda\left\{\begin{aligned}&\int_{\Omega}\log P(I(x)\mid\alpha_o)H(\varphi(x))\mathrm{d}x+\\&\int_{\Omega}\log P(I(x)\mid\alpha_b)(1-H(\varphi(x)))\mathrm{d}x\end{aligned}\right\} \tag{4}$$

可以重写为

$$E[\varphi,\nabla\varphi]=\int_{\Omega}\{+\mu\delta(\varphi)\mid\nabla\varphi\mid-\lambda\log P(I\mid\alpha_o)H(\varphi) - \lambda\log P(I\mid\alpha_b)(1-H(\varphi))\}\mathrm{d}x=\int_{\Omega}F(x,\varphi,\nabla\varphi)\mathrm{d}x \tag{5}$$

满足欧拉—拉格朗日差分方程时[18],能量函数 E 最小:

$$\frac{\partial F}{\partial\varphi}-\frac{\partial}{\partial x}\frac{\partial F}{\partial\varphi_x}-\frac{\partial}{\partial y}\frac{\partial F}{\partial\varphi_y}-\frac{\partial}{\partial z}\frac{\partial F}{\partial\varphi_z}=0 \tag{6}$$

这里,方程是三维情况下的公式,实际上很容易地扩展为任意维。

式(6)的第一项为

$$\frac{\partial F}{\partial\varphi}=-\lambda[\log P(I\mid\alpha_o)-\log P(I\mid\alpha_b)]\times\delta(\varphi)+\mu\frac{\mathrm{d}\delta(\varphi)}{\mathrm{d}\varphi}\mid\nabla\varphi\mid \tag{7}$$

式(6)的后三项为

$$\begin{aligned}&\frac{\partial}{\partial x}\frac{\partial F}{\partial\varphi_x}+\frac{\partial}{\partial y}\frac{\partial F}{\partial\varphi_y}+\frac{\partial}{\partial z}\frac{\partial F}{\partial\varphi_z}=\mathrm{div}(\frac{\partial F}{\partial\varphi_x},\frac{\partial F}{\partial\varphi_y},\frac{\partial F}{\partial\varphi_z})=\\&\mathrm{div}(\mu\delta(\varphi)\frac{\partial\mid\nabla\varphi\mid}{\partial\varphi_x},\mu\delta(\varphi)\frac{\partial\mid\nabla\varphi\mid}{\partial\varphi_y},\mu\delta(\varphi)\frac{\partial\mid\nabla\varphi\mid}{\partial\varphi_z})=\\&\mathrm{div}(\mu\delta(\varphi)\frac{\varphi_x}{\mid\nabla\varphi\mid},\mu\delta(\varphi)\frac{\varphi_y}{\mid\nabla\varphi\mid},\mu\delta(\varphi)\frac{\varphi_z}{\mid\nabla\varphi\mid})=\mu\mathrm{div}(\delta(\varphi)\frac{\nabla\varphi}{\mid\nabla\varphi\mid})=\\&\mu\delta(\varphi)\mathrm{div}(\frac{\nabla\varphi}{\mid\nabla\varphi\mid})+\mu\nabla\delta(\varphi)\frac{\nabla\varphi}{\mid\nabla\varphi\mid}=\\&\mu\delta(\varphi)\mathrm{div}(\frac{\nabla\varphi}{\mid\nabla\varphi\mid})+\mu\frac{\mathrm{d}\delta(\varphi)}{\mathrm{d}\varphi}\mid\nabla\varphi\mid\end{aligned} \tag{8}$$

由上,得到静态方程:

$$\delta(\varphi)\{-\lambda[\log P(I\mid\alpha_o)-\log P(I\mid\alpha_b)]-\mu\mathrm{div}(\frac{\nabla\varphi}{\mid\nabla\varphi\mid})\}=0 \tag{9}$$

为了求得静态方程的解,标准的方法是使其动态化。于是,可以从一个初始的水平集函数 φ,慢慢向理想方程解演化,最终得到理想的分割轮廓。当 φ 收敛时,也就是说,不再随时间改变,有 $\partial\varphi/\partial t=0$,这时,满足静态方程。

$$\frac{\partial\varphi}{\partial t}=\delta(\varphi)\{\lambda[\log P(I\mid\alpha_o)-\log P(I\mid\alpha_b)]+\mu\mathrm{div}(\frac{\nabla\varphi}{\mid\nabla\varphi\mid})\} \tag{10}$$

参数 $\delta(\varphi)$ 使方程在轮廓边缘区域有效,在数值计算中,产生一个目标和背景间的窄带。这样,在轮廓演化过程中,轮廓只能以一个小的空间步长运动,步长过大的话,容易跑出窄带导致运算错误。用 $\mid\nabla\varphi\mid$ 替代 $\delta(\varphi)$,得出类似于通常的水平集方程,它使主动轮廓可以在一个较宽的范围内移动,从而加快演化速度。

由于相邻像素的图像灰度值差别可能很大,主动轮廓的区域力,也就是目标和背景的统计概率的差异值 $[\log P(I\mid\alpha_b)-\log P(I\mid\alpha_o)]$,可能在相邻的像素之间差异很大,尤其是在目标背景分界处,$[\log P(I\mid\alpha_b)-\log P(I\mid\alpha_o)]$ 保持较高的值,但符号相反,从而使主动轮廓以较高的速度往复运动,导致一定的分割误差。为了使主动轮廓在目标背景交界处收敛,本文添加一个速度控制项 $1/(1+\mid\nabla I\cdot\nabla\varphi\mid)$。当向量 ∇I 和 $\nabla\varphi$ 均较高且它们的方向一致时,这个速度控制项就很小,这样就会大大降低主动轮廓的运动速度,从而使其在强边缘处比较收敛。取高斯平滑后的边缘图像来控制演化,会使速度更加稳定,结果也更收敛。于是得到以下新的迭代方程:

$$\frac{\partial\varphi}{\partial t}=\frac{\mid\nabla(\varphi)\mid}{1+\mid\nabla G(I)\cdot\nabla\varphi\mid}\{\mu\mathrm{div}(\frac{\nabla\varphi}{\mid\nabla\varphi\mid})+\lambda[\log P(I\mid\alpha_o)-\log P(I\mid\alpha_b)]\} \tag{11}$$

演化方程式(11)中,起主要作用的是目标和背景的竞争项。当 $P(I\mid\alpha_o)>P(I\mid\alpha_b)$ 时,目标继续生长;当 $P(I\mid\alpha_o)<P(I\mid\alpha_b)$ 时,轮廓向目标收缩。由于式(11)只是使用了一个抽象的目标和背景的概率分布,它是个泛化的动态目标提取模型。实际上可以嵌入任何两类分类器到此方程中。

假设目标背景呈高斯分布,它们的均值和方差分别为 $\alpha_o=\{\mu_o,\sigma_o^2\}$ 和 $\alpha_b=\{\mu_b,\sigma_b^2\}$,可以得到

$$\frac{\partial\varphi}{\partial t}=\frac{\mid\nabla(\varphi)\mid}{1+\mid\nabla G(I)\cdot\nabla\varphi\mid}\{\mu\mathrm{div}(\frac{\nabla\varphi}{\mid\nabla\varphi\mid})+$$

$$v-\lambda\left[\frac{(I-\mu_o)^2}{2\sigma_o^2}-\frac{(I-\mu_b)^2}{2\sigma_b^2}+\log\frac{\sigma_o}{\sigma_b}\right]\} \tag{12}$$

其中:v 是控制膨胀或收缩的参数。在具体应用中,也可以合并与局部图像灰度和符号距离函数无关的常数项 $2\lambda\ \log(\frac{\sigma_o}{\sigma_b})$ 和 v,统一为一个常数 v。在(μ,σ)未知的情况下,可以用式(13)在每次迭代时计算出:

$$\hat{\mu}_o=\frac{\int_\Omega I(x)H(\varphi)\,\mathrm{d}x}{\int_\Omega H(\varphi)\,\mathrm{d}x},\hat{\sigma}_o^2=\frac{\int_\Omega (I(x)-\hat{\mu}_o)^2H(\varphi)\,\mathrm{d}x}{\int_\Omega H(\varphi)\,\mathrm{d}x}$$

$$\hat{\mu}_b=\frac{\int_\Omega I(x)(1-H(\varphi))\,\mathrm{d}x}{\int_\Omega (1-H(\varphi))\,\mathrm{d}x},\hat{\sigma}_b^2=\frac{\int_\Omega (I(x)-\hat{\mu}_b)^2(1-H(\varphi))\,\mathrm{d}x}{\int_\Omega (1-H(\varphi))\,\mathrm{d}x} \tag{13}$$

3　实验和测试

本文把 REMAC 模型应用于两个方面:a)CTA 和 MRA 中的冠状动脉提取;b)三维超声图像中的二尖瓣分割。在应用 a)中,将 REMAC 的分割结果与 GAC 和 C-V 的结果进行了比较;在应用 b)中,将 REMAC 的分割结果与手工分割进行了比较。

3.1　冠状动脉的提取

冠心病是心脏病中最常发的一种。准确地对冠状动脉进行分割量化,是这类疾病辅助诊断和治疗的前提。在图像中,冠状动脉细小的部分仅仅为几个像素的宽度,微小的错误分割将导致狭窄的错误诊断,因此,必须要有一个准确健壮的分割模型,REMAC 是一个比较好的选择。下面对 GAC、C-V 和 REMAC 三种模型的分割效果进行了比较。

通过从 C-V 和 REMAC 模型中提取区域力(它是主动轮廓运动方向的决定力量,是正则目标增长,反之则收缩),得到两个目标和背景的二类分类器:$-\lambda\left[\frac{(I-\mu_o)^2}{2\sigma_o^2}-\frac{(I-\mu_b)^2}{2\sigma_b^2}+\log\frac{\sigma_o}{\sigma_b}\right]$对应 REMAC 模型;$-\lambda_1(I-\mu_o)^2+\lambda_2(I-\mu_b)^2$ 对应 C-V 模型,如图 1 所示。可以发现,C-V 模型认为方差是相等的。假设 $\lambda_1=\lambda_2=\lambda$,则 C-V 模型表现为中值分类器,它取目标和背景平均灰度的中间值$(\mu_o+\mu_b)/2$ 为分类器的分界点,实际上,λ_1 和 λ_2 经常这么取值。另一方面,REMAC 模型的分类器考虑到两类的方差,它取目标和背景的联合分布概率最低的点作为分类的分界点,表现为较为优化的 Fisher 分类器。因此,从最主要的区域力角度,REMAC 模型要比 C-V 模型分类准确。

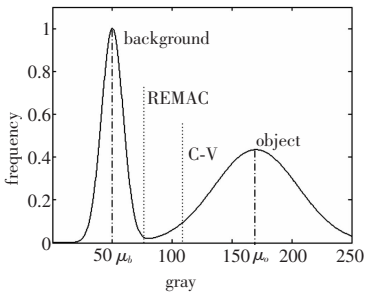
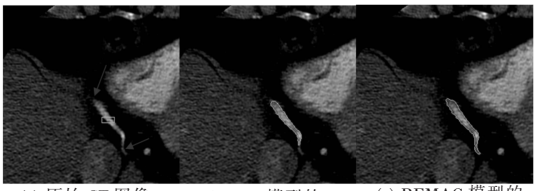


图 1　REMAC 和 C-V 模型对应的分类器

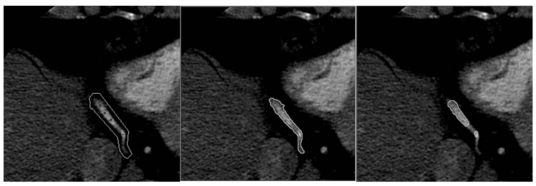
图 2 显示的是 C-V 和 REMAC 模型分割冠状动脉的比较。图 2 取自三维 CT 图像中的一层。如箭头所示,由于比较弱的边缘,C-V 模型丢失了一些细节,因为 $\sigma_o>\sigma_b$,得到一个缩小的目标。为了便于比较分类器效果,使得分类不受迭代效果的影响,给予 C-V 模型速度收敛项 $1/(1+|\nabla G(I)\cdot\nabla\varphi|)$(参见迭代式(12))。在提取冠状动脉时,因为背景复杂,采用了前面提到的兴趣区来计算目标和背景分布参数。



(a) 原始 CT 图像和初始零水平　(b) C-V 模型的分割结果　(c) REMAC 模型的分割结果

图 2　C-V 和 REMAC 模型的冠状动脉提取比较

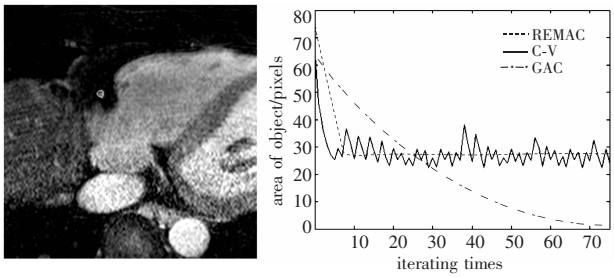
GAC 分割的冠状动脉如图 3 所示。GAC 对初始零水平的敏感程度要远远大于 REMAC 模型。图 3(a)的初始零水平在 GAC 模型下导致分割误差,因此不得不在图 3(a)中选择两个更加精确的初始零水平。外部轮廓的零水平产生分割结果,如图 3(b)所示,此结果略微大于实际目标。显然,REMAC 的结果要好于 GAC 的结果。这里取迭代次数为 300,由于希望轮廓线收缩,v_0 取负,为 -2。内部圆点的零水平产生的结果出现断裂,不可取。取迭代次数为 300,$v_0=1$。



(a) 初始零水平　(b) 外部轮廓的初始零水平的分割结果　(c) 内部圆点的初始零水平的分割结果

图 3　GAC 模型的冠状动脉提取

本文也对 GAC、C-V 和 REMAC 模型的分割结果收敛性进行了比较。图 4(b)是冠状动脉截面面积随迭代次数变化的曲线图。图中 C-V 模型的结果在理想面积反复振荡;REMAC 模型的结果比较稳定,大约迭代 9 次后到达目标的理想面积。实际上,在强边缘区域,式(11)中较高的 $\log P(I|\alpha_o)-\log P(I|\alpha_b)$值,使主动轮廓以较高的速度振荡在实际边缘附近。然而速度控制项 $1/(1+|\nabla G(I)\cdot\nabla\varphi|)$能够在主动轮廓跨越边缘时把速度降低下来,这样结果就比较收敛。对于 GAC,它在迭代 25 次时达到理想边界,但继续收缩,导致目标面积持续降低到零。GAC 模型在弱边缘处总是容易产生这种问题。这里采用类似图 3(a)中外部轮廓的初始零水平。



(a) 从二维 MRA 提取出来的冠状动脉　(b) REMAC、C-V 和 GAC 的时间面积变化曲线

图 4　REMAC、C-V 和 GAC 模型的收敛性比较

3.2　二尖瓣的分割

二尖瓣是位于左心房和左心室的瓣膜装置。二尖瓣类疾病是存在于各个年龄阶段的最常见的心脏病之一。临床上主要的诊断方法是用超声设备观察它的形状和运动。因此,有效地提取二尖瓣装置可以帮助医生进行临床诊断和手术规划。

本文用 REMAC 模型对临床超声图像中的瓣膜装置进行提取。在实验中建立了两组数据库,扫描设备分别为 HP Sonos

5500 TTO 探头(旋转扫描)和 Philips Sonos 7500(实时三维超声)。示例图像如图 5 和 6 所示。软件开发环境为 Visual Studio C ++ 2008,硬件平台为 3.4 GHz 奔 4 计算机。

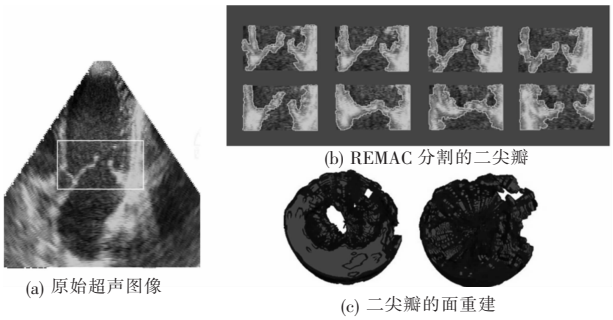


图 5 REMAC 模型分割的二尖瓣(图像来自 HP Sonos 5500 超声设备)

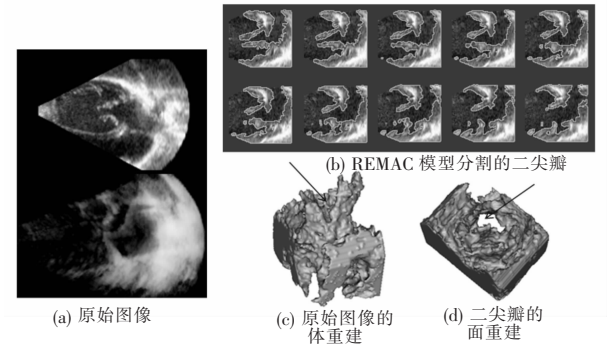


图 6 实时三维超声图像的 REMAC 模型分割

在旋转扫描中,二维探头每隔 3°扫描一次动态心脏,每次得到心动周期内的 24 fps 的二维视频图像序列,重复 60 次,得到 180°的三维二尖瓣。这样,每个病人的 60 个动态图像构成了动态三维超声图像。一般地,一个心动周期内大约有 1 000 幅图像。二维图像的分辨率为 240 × 256。旋转扫描数据库有 12 个病例,8 男 4 女,年龄从 6 个月到 14 岁。在 REMAC 分割模型中,初始零水平取瓣膜上的一点,迭代次数设为 100,时间步长使主动轮廓最大移动为 2.5 像素,平滑参数为 15,膨胀或收缩力为 0。对于每个体数据,在 3.4 GHz 奔 4 电脑上的总共计算时间为 10 s。

在实时三维超声图像中,一个心动周期有 9 ~ 18 个三维数据。每个立体数据的分辨率是 208 × 144 × 160。数据库中包括 40 个病例,其中,50% 是非正常二尖瓣(17 例返流、1 例狭窄、2 例脱垂)。在 REMAC 分割中,初始零水平取瓣膜上的一点,迭代次数为 80,时间步长使主动轮廓最大移动为 2.5 像素,平滑参数为 15,膨胀或收缩力为 0。对于每个体数据,在 3.4 GHz 奔 4 电脑上的总共计算时间为 8 s。

为了对 REMAC 的分割结果有个客观和量化的比较,采用自动分割和手工分割对比来进行验证。手工分割由两名有经验的心内科专家来完成。由于手工分割的巨大工作量,只对少量的病例进行了手工分割。本文对两种方法的分割结果分别计算出平均距离、最大距离和标准差,如表 1 和 2 所示。与手工结果的比较和可视化的结果表明了 REMAC 模型的结果是准确和可接受的。

表 1 旋转扫描超声图像的 REMAC 模型和手工分割结果的平均距离、最大距离和标准差(1 mm = 2.43 pixels)

病例	平均距离	最大距离	标准距离
1	0.701 2	2.767 3	0.510 7
2	0.618 8	1.964 6	0.471 5

表 2 实时三维扫描超声图像的 REMAC 模型和手工分割结果的平均距离、最大距离和标准差(1 mm = 1.68 pixels)

病例	平均距离	最大距离	标准距离
1	0.714 8	1.764 3	0.519 9
2	0.833 9	2.668 5	0.604 0
3	0.655 2	1.502 9	0.472 6

4 结束语

在本文中给出了基于区域能量最小的主动轮廓模型。这一基于统计概率和水平集的三维目标分割模型,把能量函数表示为在目标区域内对像素点属于目标概率的积分,在水平集框架下对能量函数最小化。一个附加的速度约束使得主动轮廓越过目标轮廓时把速度降低,这样,大大减少主动轮廓在边缘处的往复运动,提高了分割的收敛性。

本文成功地将此模型应用于 CTA/MRA 图像中的冠状动脉的提取,以及用于旋转扫描和实时三维超声图像中二尖瓣的分割。通过与测地轮廓线模型、C-V 模型以及手工分割的实验比较,表明 REMAC 模型是一种快速、收敛、准确的分割模型,适用于多种医学目标的提取。

参考文献:

[1] CASELLES V, KIMMEL R, SAPIRO G. Geodesic active contours [J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 22(1): 61-79.

[2] MALLADI R, SETHIAN J A, VEMURI B C. Shape modeling with front propagation: a level set approach[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995, 17(2): 158-175.

[3] COHEN L D. On active contour models and balloons[J]. Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 1991, 53(2): 211-218.

[4] COHEN L D, COHEN I. Finite-element methods for active contour models and balloons for 2-D and 3-D images[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1993, 15(11): 1131-1147.

[5] CHAN T F, VESE L A. Active contours without edges[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2001, 10(2): 266-277.

[6] ZHU Song-chun, YUILLE A L. Region competition: unifying snakes, region growing, and Bayes/MDL for multiband image segmentation [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996, 18(9): 884-900.

[7] PRECIOSO F, BARLAUD M, BLU T, *et al*. Robust real-time segmentation of images and videos using a smooth-spline snake-based algorithm[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2005, 14(7): 910-924.

[8] MUKHERJEE D P, RAY N, ACTON S T. Level set analysis for leukocyte detection and tracking[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2004, 13(4): 562-572.

[9] LORIGO L M, FAUGERAS O D, GRIMSON W E L, *et al*. CURVES: curve evolution for vessel segmentation[J]. Medical Image Analysis, 2001, 5(3): 195-206.

[10] CREMERS D, TISCHHAUSER F, WEICKERT J, *et al*. Diffusion snakes: introducing statistical shape knowledge into the Mumford-Shah functional[J]. International Journal of Computer Vision, 2002, 50(3): 295-313.

[11] CHEN Yun-mei, TAGARE H D, THIRUVENKADAM S, *et al*. Using prior shapes in geometric active contours in a variational framework [J]. International Journal of Computer Vision, 2002, 50(3): 315-328.

(下转第 2729 页)

(上接第 2718 页)

[12] SHANG Yan-feng, YANG Xin, ZHU Ming, *et al*. Prior based cardiac valve segmentation in echocardiographic sequences: geodesic active contour guided by region and shape prior[C]//Proc of Pattern Recognition and Image Analysis. 2005:447-454.

[13] SURI J S, LIU Ke-cheng, SINGH S, *et al*. Shape recovery algorithms using level sets in 2-D/3-D medical imagery: a state-of-the-art review [J]. IEEE Trans on Information Technology in Biomedicine, 2002, 6(1):8-28.

[14] HEIMANN T, MEINZER H P. Statistical shape models for 3D medical image segmentation: a review[J]. Medical Image Analysis, 2009, 13(4):543-563.

[15] CREMERS D, ROUSSON M, DERICHE R. A review of statistical approaches to level set segmentation: integrating color, texture, motion and shape[J]. International Journal of Computer Vision, 2007, 72(2):195-215.

[16] PARAGIOS N. A level set approach for shape-driven segmentation and tracking of the left ventricle[J]. IEEE Trans on Medical Imaging, 2003, 22(6):773-776.

[17] SETHIAN J A. Level set methods and fast marching methods: evolving interfaces in computational geometry, fluid mechanics, computer vision, and materials science [M]. [S. l.]: Cambridge University Press, 1999.

[18] ARFKEN G. Mathematical methods for physicists[M]. 3rd ed. [S. l.]: Academic Press, 1985.

[19] MUMFORD D, SHAH J. Optimal approximation by piece-wise smooth functions and associated variational problems[J]. Communication Pure Applied Mathematics, 1989, 42(5):577-685.