

文章编号 1004-924X(2013)09-2371-10

# 利用自适应纹理分布的活动形状 分割前列腺磁共振图像

汪源源\*, 原宗良, 唐 三

(复旦大学 电子工程系, 上海 200433)

**摘要:** 基于前列腺磁共振图像性质, 提出利用自适应纹理分布的活动形状图像分割方法来自动分割前列腺磁共振图像。该方法首先通过图像的分类与拟合确定感兴趣的腺体区域, 同时估计若干形状参数用于分割过程中调整形状; 然后融入多重纹理信息, 建立纹理一致测度, 将传统的活动形状按照自适应的纹理判别步骤细分为纹理分布形状与补充形状, 提高活动形状的搜索匹配能力。在搜索匹配部分, 利用已估计参数优化活动形状搜索的初始估计, 并根据纹理分布形状和补充形状调整迭代过程。实验结果表明, 该方法分割出来的前列腺轮廓与金标准的 Hausdorff 距离为 6.00 pixel, 分割精度为 93%。该方法对活动形状的改进是有效的, 利用自适应纹理分布的活动形状能够自动、准确地将前列腺从磁共振图像中分割出来。

**关键词:** 前列腺; 磁共振图像; 图像分割; 自适应纹理分布; 活动形状

**中图分类号:** TP391.4; Q-334 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20132109.2371

## Segmentation of prostate magnetic resonance image with active shape of adaptive texture distribution

WANG Yuan-yuan\*, YUAN Zong-liang, TANG San

(Department of Electronic Engineering, Fudan University, Shanghai 200433, China)

\* Corresponding author, E-mail: yywang@fudan.edu.cn

**Abstract:** On the basis of properties of magnetic resonance images for the prostate, an active shape image segmentation method making use of adaptive texture distribution was introduced to segment a prostate magnetic resonance image. Firstly, a prostate region of interest was determined through image classification and image fitting, and several shape parameters were estimated and used in the segmentation. Then, multi-features were fused to build a texture coincidence measure. In order to improve the searching and matching ability of an active shape, the active shape was divided into two portions, the texture distribution shape and the supplementary shape. In search, the estimated parameters were used to optimize the initial estimation of the active shape searching and adjust the iterative process based on the texture distribution shape and the supplementary shape. Experimental results indicate that the Hausdorff Distance is 6.00 pixels between the true prostate contour and that extracted by the proposed method and the segmentation accuracy of the method is 93%. The proposed method

收稿日期: 2013-04-24; 修订日期: 2013-05-06.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(No. 61271071); 高等学校博士学科点专项科研基金资助项目(No. 20110071110017)

can modify the active shape effectively, and can automatically segment the prostate magnetic resonance images with high enough accuracy.

**Key words:** prostate; magnetic resonance image; image segmentation; adaptive texture distribution; active shape

## 1 引言

前列腺癌是男性生殖系统最常见的恶性肿瘤。根据全球癌症统计数据显示,前列腺癌的发病率在所有癌症中排名第五,并且是导致男性死亡的第二大癌症<sup>[1]</sup>。前列腺直肠指检和血清 PSA 检测是常见的前列腺癌筛查方法,前列腺穿刺活检是前列腺癌确诊的金标准,而医学成像技术在前列腺癌诊治的过程中发挥了越来越多的作用。前列腺诊治常用的医学成像技术包括经直肠超声(Transrectal Ultrasound, TRUS)、磁共振(Magnetic Resonance, MR)和计算机断层扫描(Computed Tomography, CT)等。其中,前列腺磁共振图像可以提供比较高的软组织对比度,与其他成像手段相比对病变组织更加敏感,可以结合造影剂的应用辅助辨别发生癌变的前列腺组织,因此常用于对病情进行全面的评估和治疗规划<sup>[2-3]</sup>。

前列腺磁共振图像的分割在临床应用和相关研究中具有十分重要的作用。医生可以通过图像分割监测前列腺的大小,辅助诊断前列腺的增生情况;分割得到的前列腺轮廓可为各种治疗手段提供参考,如前列腺短距离放射疗法、高能聚焦超声疗法、经直肠微波疗法等;前列腺分割也会在多模式图像配准与融合、引导穿刺活检和微创消融手术等方面发挥重要作用<sup>[4-5]</sup>。对于前列腺磁共振图像,一些传统的医学图像分割方法难以直接应用,这是因为不同图像中的腺体形状不同,腺体内部和外部的灰度分布不均匀,随机出现的病变部位会干扰腺体的纹理分布。相关领域已发表的成果往往是多种传统分割方法的综合或改进,根据偏向大致可分为基于边缘、基于区域和基于形变模型 3 类。基于边缘的方法<sup>[6-8]</sup>通常是检测到大量可能的边缘,然后利用形状和纹理信息跟踪正确的边缘,将属于目标的区域分割出来;基于区域的方法<sup>[9-10]</sup>大多是从一系列训练图像中得到反

映前列腺结构的地图集,然后利用配准的方式将其匹配到目标图像上,从而确定目标的轮廓;基于形变模型的方法<sup>[11-14]</sup>是近年研究的热点,这类方法通常是利用某种形变模型(如点分布模型、活动轮廓模型、自由形变模型等),结合各种形变约束,分割前列腺磁共振图像。本文的研究就是基于活动形状模型的第三类方法。

传统的活动形状模型能够通过形变,克服不同图像中前列腺形状不同的问题,但是腺体区域的纹理分布相对复杂,且存在较多的干扰纹理等特性,使该模型的分割效果有所下降。参照文献<sup>[15-16]</sup>等算法的思想,本文将活动形状模型与纹理一致性判别结合起来,构造自适应的纹理分布形状和补充形状,二者合成新的活动形状,通过前列腺参数估计辅助活动形状的形变,并且修改迭代调整形状的过程,保证分割出的前列腺轮廓更加准确。

## 2 活动形状模型与前列腺图像纹理

### 2.1 活动形状模型的原理

通常情况下,不同图像中的同种感兴趣目标往往具有不同的尺寸、形状和外观。为了自动识别或分割这样的目标,Cootes 等提出了活动形状模型<sup>[17]</sup>,利用训练集的学习得到统计性的点分布形状模型,允许该活动形状产生一定程度的形变,同时又不超出感兴趣目标的主要特征。利用活动形状模型分割图像时,首先要对训练集中的形状样本进行标记,对标记点构成的所有形状进行统计,利用主元分析建立包含形变约束的点分布模型;同时根据标记点的邻域图像建立包含局部灰度信息的纹理模型;然后对目标图像进行搜索匹配,利用纹理模型搜索新的标记点,利用形变约束调整活动形状的形变参数,通过迭代匹配得到理想的分割结果。

假设训练集样本数为  $N$ ,每个样本形状的轮廓点数为  $J$ ,利用  $J$  个点坐标构造的  $2J$  维向量

$x$ 。为了建立活动形状的点分布模型,需要预先对准所有样本形状,平均后为  $\bar{x}$ ,对样本形状的协方差矩阵做主元分析,即可以得到形状特征矩阵  $P$ ,那么一个特定的形状就可以表示为:

$$x = \bar{x} + Pb, \quad (1)$$

其中: $b$ 为形变参数向量。为形状中的各个标记点建立纹理模型时,分别在不同样本形状的同一样点邻域选取像素,得到灰度纹理向量  $g$ ,然后计算平均纹理向量  $\bar{g}$ 和协方差矩阵  $S_g$ ,作为该点的纹理模型。对目标图像进行搜索匹配的过程中,目标形状可以表示为

$$X = M(s, \theta)[x] + X_c, \quad (2)$$

其中: $M(s, \theta)$ 表示将  $x$ 按尺度  $s$ 缩放、角度  $\theta$ 旋转,  $X_c$ 表示形状的平移向量。搜索匹配的过程,就是通过迭代,不断调整参数  $s, \theta, X_c$ 和  $b$ 的过程,寻找活动形状在目标图像中最符合的位置与形变,从而将目标分割出来。

### 2.2 前列腺磁共振图像纹理

传统的活动形状模型中,纹理模型仅包含图像的归一化的灰度信息。为了提高其搜索匹配的能力,可以加入图像经过处理后的新纹理。以Laws纹理为例,它不仅能反映图像的灰度特征,还能反映图像的边缘、点、波、纹特征<sup>[18]</sup>。

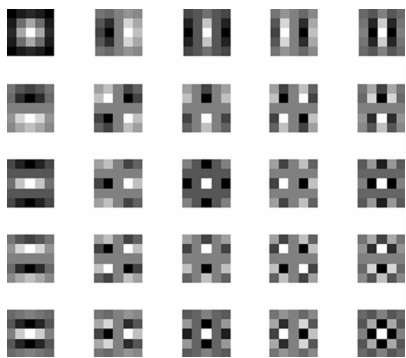


图1 Laws纹理二维模板

Fig. 1 Laws texture 2D masks

Laws纹理是一种基于卷积模板的纹理描述方法,对应灰度、边缘、点、波、纹的一维纹理模板分别是  $L, E, S, W, R$ ,其定义为:

$$\begin{bmatrix} L \\ E \\ S \\ W \\ R \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \\ -1 & -2 & 0 & 2 & 1 \\ -1 & 0 & 2 & 0 & -1 \\ -1 & 2 & 0 & -2 & 1 \\ 1 & -4 & 6 & -4 & 1 \end{bmatrix}. \quad (3)$$

将一维纹理模板两两相乘,即可得到25个二维纹理模板。在应用到活动形状模型的过程中,既可以利用一维模板卷积灰度纹理向量,得到新的纹理向量;也可以利用二维模板卷积图像,得到新的灰度图、边缘图等,再构造相应的纹理向量。

### 3 自适应纹理分布的活动形状模型

在分割前列腺磁共振图像之前,需要对图像进行预处理,确定前列腺区域,同时提取腺体的相关参数;自适应纹理分布的活动形状构建是正确分割图像的基础,需要选取一定数量的训练图像,根据专家的人工分割结果提取前列腺形状和纹理特征,通过自适应的纹理判别构造新的活动形状模型,由纹理分布形状和补充形状合成;分割目标图像时,首先根据目标图像特征和估计参数确定初始条件,然后迭代调整形变参数,将前列腺从图像中自动分割出来。

#### 3.1 图像预处理

在临床应用中,为了观察前列腺的情况,得到的磁共振图像通常包含完整的人体截面,如图2所示。可以看到,图像大部分是空气和人体截面中的皮肤、肌肉和骨骼等结构,前列腺区域只占了其中的很小一部分面积,如果直接进行分割会有较多冗余信息,并且有可能对分割算法带来干扰。所以,本文的方法对图像进行预处理,确定较小的前列腺区域,同时提取相关的参数,包括拟合人体截面的椭圆中心位置、椭圆长轴、椭圆短轴和椭圆长轴旋转角度等。要得到这些参数,首先需要将图像分为空气背景和人体截面前景两部分。由于

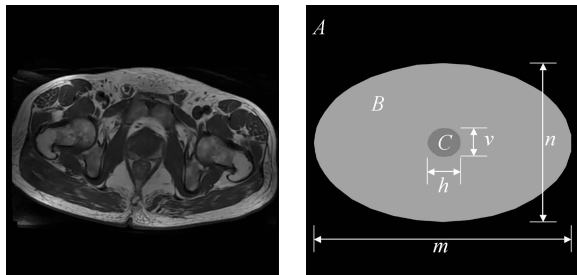


图2 前列腺磁共振图像及结构图(左图为磁共振图像;右图为结构示意图,其中区域A、B和C分别是空气、人体截面和前列腺,变量  $m, n, h$ 和  $v$ 分别表示椭圆长轴、椭圆短轴、腺体横向最大距离和纵向最大距离)

Fig. 2 A prostate MR image and a structure image

磁共振图像中的空气区域亮度很低,而人体区域亮度相对较高,有明显的高亮度皮肤区域将前景和背景区分开来,因此可以采用大津算法<sup>[19]</sup>结合形态学处理得到人体截面图,并令前景区域为 1,背景区域为 0。如果图像中的噪声干扰较多,可以预先对图像进行去噪处理<sup>[20]</sup>。利用最小二乘椭圆拟合的方法<sup>[21]</sup>可以得到最接近人体截面的椭圆,并得到图 2 所示的椭圆中心位置 $(x_0, y_0)$ 、长轴  $m$ 、短轴  $n$  和长轴与水平线夹角  $\theta_0$  等参数,用于确定前列腺区域和后续分割。

在磁共振图像所示的生理结构中,前列腺通常位于人体截面的中部,因此拟合椭圆的中心基本可以确定腺体的大致位置。如果能够确定腺体的尺寸,就能以该点为中心,从整幅图像中划出一个包含腺体的合适区域。前列腺是一种人体器官,其尺寸与人体的尺寸具有一定相关性。拟合人体截面的椭圆长轴和短轴分别反映了人体横截面的宽度和厚度,与前列腺的尺寸应该满足一定的关系。我们可以通过预先手工测量一系列图像的对应参数,构成数据集,然后利用曲线拟合的方式得到前列腺尺寸与椭圆参数的关系。对于其他图像,即可利用椭圆参数直接估计出腺体尺寸,确定腺体区域。需要估计的腺体尺寸参数是腺体横向最大距离  $h$  和纵向最大距离  $v$ ,能够自动提取的参数是椭圆的长轴  $m$  和短轴  $n$ 。首先根据训练图像建立  $h$ 、 $v$ 、 $m$  和  $n$  的样本数据集;然后进行直线拟合,得到 4 个一阶函数,即  $h=f_1(m)$ 、 $h=f_2(n)$ 、 $v=f_3(m)$ 、 $v=f_4(n)$ ,并计算各个拟合的方差;最后比较误差情况,分别为  $h$  和  $v$  选取方差较小的估计函数。假设选取的估计函数为  $h=f_1(m)$  和  $v=f_3(m)$ ,那么对于一幅磁共振图像,前列腺区域的横向和纵向范围满足

$$\begin{cases} x_0 - C \cdot f_1(m) < x < x_0 + C \cdot f_1(m) \\ y_0 - C \cdot f_3(m) < y < y_0 + C \cdot f_3(m) \end{cases}, (4)$$

其中: $C$  通常取为 0.5~1 之间的一个常数,用于控制前列腺区域的大小。由于前列腺尺寸的估计比较粗略,可以适当增大  $C$  的取值,保证该区域包含完整的腺体。

### 3.2 自适应纹理分布的活动形状模型构造

经典活动形状模型广泛应用于人脸、人上和心脏等目标的分割,通常采用人工选取训练图像标记点的方式建立活动形状,这些标记点周围纹理的一致性对模型的效果有较大影响。与这些感

兴趣目标相比,前列腺磁共振图像中的腺体并没有非常鲜明的结构特征,再加上内部和外部的灰度分布不均匀、随机出现的病变部位干扰腺体的纹理分布等问题,导致人工选取标记点的难度较大。本文针对这一问题,提出了利用纹理判别自动选取标记点的方法,构造新的活动形状,分为包含形状和纹理分布信息的纹理分布形状与只包含形状信息的补充形状。

构造过程分为两步:首先,按照传统活动形状模型建立全局的形状模型;然后,计算多重纹理,建立纹理一致测度,根据纹理一致性筛选出更加合理的标记点,用于构造纹理分布形状,其他标记点则构造为补充形状。第一步,假设训练图像集样本数为  $N$ ,每个样本图像包含连续的手工分割轮廓,在连续轮廓上等距离选取  $J$  点建立点分布模型,利用  $J$  个点坐标构造  $2J$  维形状向量  $\mathbf{x}$ 。将所有的训练形状进行尺度、位移和旋转操作,对准后计算平均形状  $\bar{\mathbf{x}}$ ,并对样本形状的协方差矩阵做主元分析,即可以得到形状特征矩阵  $\mathbf{P}$ 。

第二步,假设引入  $K$  重 Laws 纹理,可以采用一维纹理模板或二维纹理模板 2 种方式得到纹理向量的组合。若采用一维方式,那么纹理模板分别是  $L$ 、 $E$ 、 $S$ 、 $W$ 、 $R$ ,与灰度纹理向量  $\mathbf{g}$  卷积后得到新的纹理向量;若采用二维方式,那么第  $i$  个训练图像  $I_i$  的第  $k$  种纹理图为

$$T_i^k(x, y) = I_i(x, y) * L^k, (5)$$

其中: $L^k$  为第  $k$  种纹理的二维模板。根据纹理图  $T_i^k$ ,就可以建立图像  $I_i$  的训练形状中第  $j$  个标记点对应的纹理向量  $\mathbf{t}_{ij}^k$ 。为了判别全局的形状模型  $\mathbf{x}$  中每个标记点的纹理一致程度,定义的纹理一致测度  $M_j$  为:

$$M_j = \frac{1}{KN^2} \sum_{k=1}^K \sum_{u,v=1}^n \frac{C(\mathbf{t}_{uj}^k, \mathbf{t}_{vj}^k)}{\sqrt{C(\mathbf{t}_{uj}^k, \mathbf{t}_{uj}^k)} \sqrt{C(\mathbf{t}_{vj}^k, \mathbf{t}_{vj}^k)}}, (6)$$

其中: $C(\mathbf{t}_{uj}^k, \mathbf{t}_{vj}^k)$  表示 2 个纹理向量  $\mathbf{t}_{uj}^k$ 、 $\mathbf{t}_{vj}^k$  的相关系数。 $M_j$  的取值范围是  $(-1, 1)$ ,越接近 1 表示第  $j$  个标记点的纹理一致性越好,在搜索匹配的过程中作用更大,更适合构造包含形状和纹理信息的纹理分布形状;否则表明第  $j$  个标记点的纹理一致性较差,在搜索匹配的过程中会造成干扰,更适合构造仅包含形状信息的补充形状。

利用纹理一致测度自适应判别标记点纹理并建立活动形状的过程为:

### 3.2.1 点分布模型划分

将已经得到的点分布模型  $x$  划分为若干部分,划分规则可以是每部分标记点个数相等,也可以是每部分对应的中心角度相等,也可以是每部分表示特定的生理解剖结构,等等。这样操作的目的是保证纹理分布形状的各个方向上均有标记点存在。

### 3.2.2 标记点分类

计算点分布模型  $x$  中每个标记点的纹理一致测度,将每部分的标记点按测度由大到小排列,选取排在前面一定个数的点建立纹理分布形状  $y$ ,其余的点用于建立补充形状  $z$ 。二者的选取比例可以根据需要调整, $y$  所占比例越小,搜索时的运算量越小。为了叙述方便,定义运算  $x = y \oplus z$ ,表示形状向量  $y$  和形状向量  $z$  包含的所有点组合起来,其坐标构成形状向量  $x$ 。

### 3.2.3 构造纹理分布形状和补充形状

标记点分类后,形状  $y$  的平均  $\bar{y}$ ,以及各个标记点对应的多重纹理向量  $\bar{t}^k$  和协方差矩阵  $S_t^k$ ,构成了纹理分布形状;形状  $z$  的平均  $\bar{z}$  构成了补充形状。那么新的活动形状可以表示为:

$$x = \bar{y} \oplus \bar{z} + Pb. \quad (7)$$

## 3.3 活动形状的搜索匹配

得到了新的活动形状之后,就可以对目标图像进行搜索匹配。目标形状  $X$  按照公式(2)表示,把活动形状  $x$  按照尺度  $s$  缩放、角度  $\theta$  旋转、 $X_c$  向量平移。搜索匹配的过程,就是通过迭代,不断调整尺度参数  $s$ 、旋转角度  $\theta$ 、平移向量  $X_c$  和形变参数向量  $b$  的过程,最终得到目标的准确轮廓。依据前文,可以得到部分参数的粗略估计,因此可以先对目标形状做一个初始估计,然后利用纹理分布形状与补充形状进迭代搜索。

### 3.3.1 初始估计

在图像预处理的过程中,能够粗略估计的参数有椭圆中心位置  $(x_0, y_0)$ 、长轴与水平线夹角  $\theta_0$ 、腺体横向最大距离  $h$  和纵向最大距离  $v$ 。其中,椭圆的长轴与水平线夹角可以直接作为活动形状旋转角度  $\theta$  的初始估计值。利用腺体横向最大距离  $h$  和纵向最大距离  $v$  的估计值,以及平均形状  $\bar{x}$  的横向最大距离  $\alpha$  和纵向最大距离  $\beta$ ,可以构造一个初始尺度变换矩阵  $S_t = \text{diag}(h/\alpha, v/\beta)$ 。由于前列腺磁共振图像中,腺体通常被灰度较高的软组织和脂肪所包围,因此可以对图像进行分

类,找出腺体周围的软组织和脂肪区域,将剩余区域的平均中心位置作为平移向量  $X_c$  的初始估计  $X_0$ ;如果无法定位软组织和脂肪区域,也可直接将椭圆中心位置  $(x_0, y_0)$  作为平移向量  $X_c$  的初始估计  $X_0$ ,因为前列腺通常位于人体截面的中心。另外,不妨直接假设形变参数向量  $b = 0$ 。综上所述,由目标纹理分布形状  $Y$  和目标补充形状  $Z$  组成的目标形状  $X$ ,其初始估计为

$$X = Y \oplus Z = M(0, \theta_0) [\bar{x} \cdot \text{diag}(h/\alpha, v/\beta)] + X_0. \quad (8)$$

### 3.3.2 迭代搜索

由于将活动形状细分为纹理分布形状和补充形状两部分,并且引入了多重纹理信息,迭代搜索的过程与经典的活动轮廓模型也有所不同。在每一次迭代过程中,首先要利用马氏距离作为调整每个标记点位移的判决函数。对于具有多重纹理向量  $\bar{t}^k$  和协方差矩阵  $S_t^k$  的纹理分布形状,其判决函数为

$$f(d) = \sum_{k=1}^k [t^k(d) - \bar{t}^k]^T S_t^{k-1} [t^k(d) - \bar{t}^k], \quad (9)$$

其中:  $t^k(d)$  表示移动距离  $d$  后的纹理向量,当  $f(d)$  取最小值时即得到最优移动距离。对目标纹理分布形状  $Y$  中的各点进行位移计算后,得到目标纹理分布形状的改变量  $dY$ 。

接下来,利用经典活动形状模型中的方法,通过  $Y$  到  $Y + dY$  的对准求出尺度、旋转和位移参数的改变量  $ds, d\theta$  和  $dY_c$ 。则新的目标补充形状为

$$Z + dZ = M[s(1 + ds), \theta + d\theta][z] + Y_c + dY_c, \quad (10)$$

于是全局的活动形状  $x$  的改变量为

$$dx = M[s(1 + ds)^{-1}, -\theta - d\theta] [(Y + dY) \oplus (Z + dZ)] - y \oplus z, \quad (11)$$

形变参数向量  $b$  的改变量为

$$db = P^T dx. \quad (12)$$

由此即可更新尺度参数  $s$ 、旋转角度  $\theta$ 、平移向量  $X_c$  和形变参数向量  $b$ ,进入下一次迭代,直至形状的改变量可以忽略,就得到了目标图像的前列腺分割结果。迭代过程的终止条件是纹理分布形状在一次迭代前后无明显变化,与传统的活动形状模型收敛条件一致。由于存在感兴趣区域的约束和目标形状的初始估计,迭代的初始情况与最终边缘比较接近,大多数情况的收敛较好;不过为了避免可能出现迭代无法终止的情况,可以

在实验中设置迭代次数的上限,辅助判断迭代是否终止。

## 4 实验与结果

为了验证本文介绍的方法性能,分别进行了 2 个实验:第一个是仿真图像测试实验,比较活动形状在自适应纹理分布存在和不存在的情况下,对仿真图像的纹理符合程度;第二个是前列腺磁共振图像分割实验,比较本文的方法与其他方法的分割结果。

### 4.1 仿真图像测试实验

活动形状模型对图像纹理的概括、拟合能力对图像分割至关重要,因为只有包含正确的纹理信息,才能在对目标图像进行搜索匹配的过程中定位特征,排除干扰,得出准确的分割结果。传统的活动形状模型通常需要手工选取纹理一致的标记点,当感兴趣目标结构特征不明显时,就很难确定合理的标记点,继而导致纹理模型失准;本文提出的自适应纹理分布模型就是针对这一问题的改进。为了验证其有效性,利用仿真图像对其进行对比测试:首先不采用自适应纹理分布选取标记点,再根据标记点对应的纹理向量构造纹理图;同时利用自适应纹理分布的方法选取标记点,也构造出相应的纹理图;然后将 2 个纹理图分别与原始的纹理图进行对比。

首先建立由 100 幅理想状况的仿真图像构成的训练集。仿真图像的一个实例如图 3(a)所示,假定图像中的直线为轮廓的一部分,所有仿真图像的左侧不加入任何干扰,作为参照标准;在仿真图像右侧的特定位置加入灰度值随机分布的干扰块。2 种情况下,均在轮廓线上选取 12 个标记点,并将包含标记点的整列像素灰度值构成纹理向量,然后做出 12 列纹理向量平均后组成的纹理图。

图 3 给出了 2 种情况下的标记点分布和对应的纹理图。图 3(c)给出了无自适应纹理分布的 12 个标记点,由于没有纹理判别的过程,所有标记点只能在轮廓线上均匀选取,因此一部分标记点落入了干扰块的范围,其对应的统计纹理就加入了干扰信息,纹理图的右半部分与不含干扰的纹理图有明显的差异。图 3(e)给出了利用纹理判别选取的 12 个标记点,由于干扰块所在的位置纹理一致性较低,因此选取标记点时可以排除这

些位置,不均匀地选取纹理最一致的轮廓点作为标记点,这样得到的纹理图就不会引入干扰,与原始的纹理图是一致的。

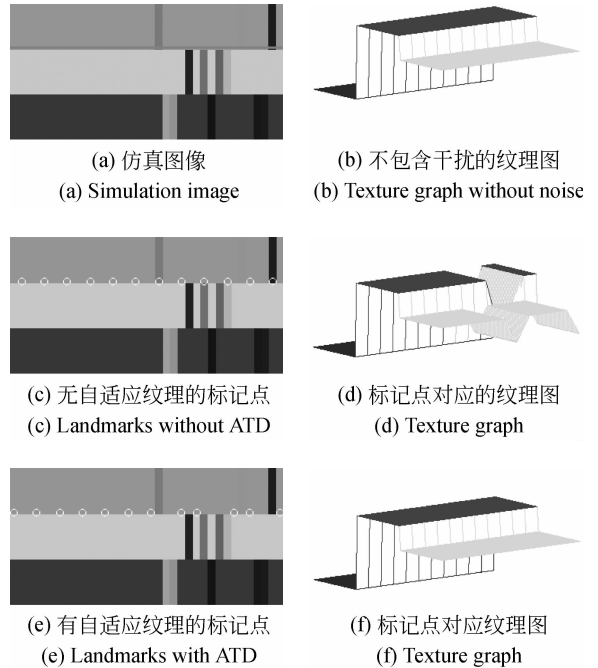


图 3 仿真图像构造活动形状

Fig. 3 Building active shape with simulation images

以上结果表明,当图像中不存在干扰时,传统的活动形状就可以很好地拟合图像的纹理特征;当图像中存在干扰时,利用自适应纹理分布的方法选取标记点,构成的纹理模型能够排除干扰,从而更好地拟合图像纹理特征。

### 4.2 前列腺磁共振图像分割实验

本实验使用的前列腺磁共振图像出自上海交通大学附属医院新华医院图像数据库,分别来自 10 个病例,共 20 幅图像。对于每幅待分割的图像,其训练集包含的样本图像为 17~19 幅。该图像属于动态对比增强的磁共振图像,分辨率为  $512 \times 512$ ,并由经验丰富的专家手工描画出前列腺轮廓,作为参考的金标准。除了利用本文的方法对前列腺图像进行分割,还利用经典的活动形状模型方法<sup>[17]</sup>与活动轮廓方法<sup>[12]</sup>进行分割,将不同方法得到的轮廓与金标准进行定性和定量的比较。其中,经典的活动形状模型前文已有介绍;文献[12]的分割方法基于活动轮廓模型的框架,通过人工介入的方式融合交互式的前景和背景区域信息,驱使活动轮廓将前景像素和背景像素分离,从而得到目标轮廓。

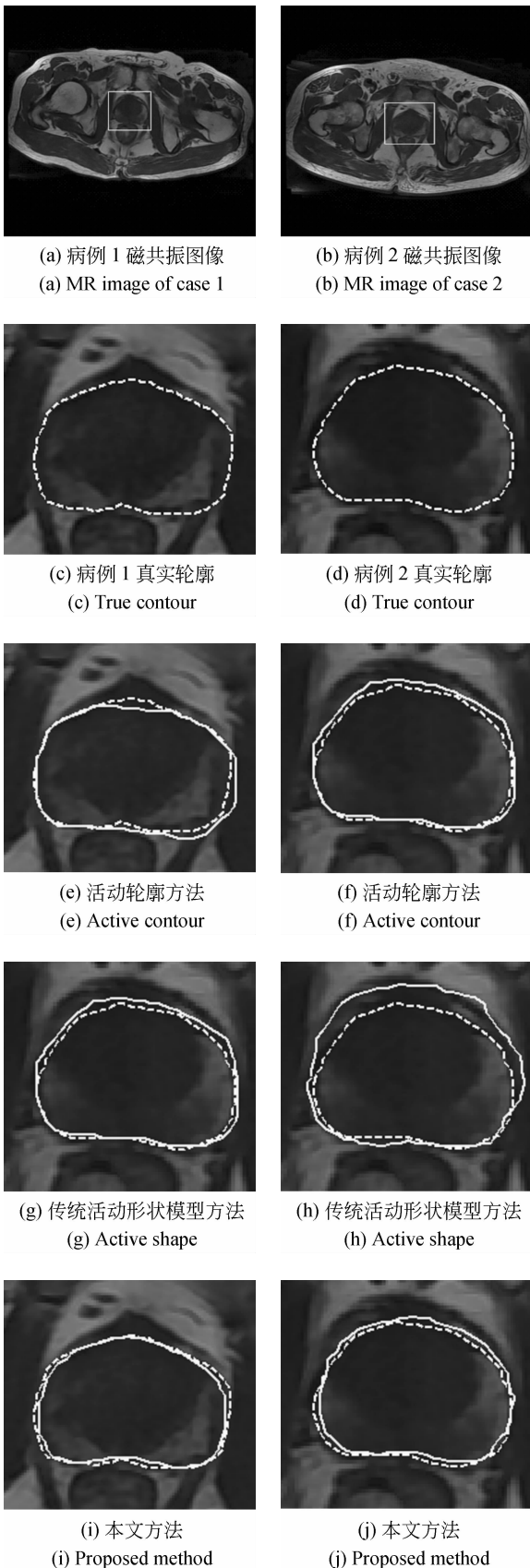


图 4 磁共振图像分割结果

Fig. 4 Segmentation results of MR images

图 4 给出了两例前列腺磁共振图像的分割结果。图 4(a)和图 4(b)分别是两例原始图像,图中的方框选定的区域是按照本文所述的方法确定的感兴趣区域;图 4(c)和图 4(d)是作为比较标准的真实轮廓;图 4(e)和图 4(f)显示的活动轮廓分割结果与金标准比较接近,但是轮廓的形状特征不明显,一定程度上偏离了前列腺的形状;图 4(g)和图 4(h)是传统的活动形状模型得到的分割结果,腺体轮廓定位到了其他组织的边界,与金标准的差异较大;图 4(i)和图 4(j)给出了本文方法得到的前列腺轮廓,与金标准差异较小,形状也比较符合前列腺的特征。

接下来用 4 个参数定量评价不同分割方法的性能,分别是 Hausdorff 距离 (Hausdorff Distance, HD)、平均绝对距离 (Mean Absolute Distance, MAD)、精度 (Accuracy, AC) 和重叠率 (Overlap, OV)。HD 反映的是 2 个轮廓之间的最大差异,先找到一个轮廓中的各点到另一个轮廓的最小距离,取其最大值;再将 2 个轮廓互换,得到另外一个最大值;以 2 个最大值中大的那一个作为 HD。用  $A$ 、 $B$  表示两个轮廓, $a$ 、 $b$  分别是 2 个轮廓中的点,则 HD 定义为

$$HD = \max(\max_{a \in A}(\min_{b \in B} \| a - b \|), \max_{b \in B}(\min_{a \in A} \| b - a \|)). \quad (13)$$

MAD 反映的是 2 个轮廓之间各个对应点的平均差异,计算之前应确定  $N$  对轮廓点,每对轮廓点之间的距离为  $d_i$ ,则有

$$MAD = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N | d_i |. \quad (14)$$

AC 和 OV 从面积角度衡量 2 个形状的差异,不仅考虑目标形状,而且考虑背景。TP、TN、FP 和 FN 分别表示真阳性、真阴性、假阳性和假阴性区域面积,则有

$$AC = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}, \quad (15)$$

$$OV = \frac{TP}{TP + FP + FN}. \quad (16)$$

表 1 列出了各方法分割结果的定量评价参数。根据定义,HD 和 MAD 的单位是像素(pixel),参数的值越小,表明分割结果与金标准的差异越小,分割性能越好;AC 和 OV 是 2 个比例系数,参数值越大表明分割性能越好。

表 1 定量比较分割结果

Tab. 1 Quantitative comparison of segmentation results (pixel)

方法	HD	MAD	AC	OV
活动轮廓方法	6.16	4.53	92%	88%
传统活动形状方法	11.49	8.38	87%	74%
本文方法	6.00	4.35	93%	90%

从表 1 数据可以看到,传统的活动形状模型的分割性能显著落后于其他 2 种方法;本文提出的方法各个参数略高于活动轮廓方法,性能比较接近。不过这种活动轮廓方法需要人工加入足够的前景与背景区域信息才能取得较好的结果,是通过人工干预换来了较高的性能;本文的方法是只需要经过训练集的学习,分割时不需要加入人工干预,自动化程度较高。

为了更全面地评价本文的方法,下面按照模型训练计算量和图像分割计算量两部分讨论该方法的计算效率。假设训练集样本数均为  $N$ ,每个手工分割轮廓包含  $J$  个点,纹理分布形状标记点选取比例为  $\eta$ ,共利用  $K$  重纹理,迭代次数均为  $I$ 。由于活动轮廓方法不需要训练,并且分割时需要手动干预,计算效率无法与其他 2 种方法比较。本文方法与传统活动形状方法相比:对于模型训练,两者形状统计的计算量基本相同,本文方法的纹理计算量是传统方法的  $\eta \cdot K$  倍;对于分割迭

代部分, $K$  重纹理图的计算在迭代之前一次完成,基本不影响迭代计算量,迭代过程主要是标记点位移的计算,本文方法的计算量也是传统方法的  $\eta \cdot K$  倍。在实验中, $\eta$  和  $K$  的取值分别为 50% 和 5。在训练时,由于本文的方法需要额外计算纹理一致测度并且重构活动形状,因此计算量高于传统方法的 2.5 倍;在分割时,由于本文的方法迭代次数比传统方法少一半以上,因此计算量低于传统方法的 2.5 倍,分割效率接近。

## 5 结 论

出于临床应用和科学研究中分割前列腺磁共振图像的需求,本文遵照高度自动化和精确度的分割要求,结合前列腺磁共振图像性质,提出了利用自适应纹理分布的活动形状的分割方法。该方法从传统的活动形状模型出发,通过图像预处理确定感兴趣的腺体区域并估计形状参数;融合了多重纹理信息,建立纹理一致测度,将传统的活动形状按照自适应的纹理判别步骤细分为纹理分布形状与补充形状,提高活动形状的搜索匹配能力。在搜索匹配部分,优化了初始形状估计和迭代调整的过程。实验结果证明:该方法分割出来的前列腺与金标准的 Hausdorff 距离为 6.00 pixel,分割精度为 93%。本文对活动形状的改进是有效的,自动化程度和精确度都有所提高,分割性能可以满足相关应用的需求。

## 参考文献:

- [1] Prostate cancer incidence statistics[EB/OL]. (2013-01-22) [ 2013-03-05 ] <http://www.cancerresearchuk.org/cancer-info/cancerstats/types/prostate/incidence/>.
- [2] HALPERN E J, COCHLIN D L, GOLDBERG B B. *Imaging of the Prostate*[M]. 1st ed. UK: Informa Healthcare, 2002.
- [3] PUECH P, BETROUNI N, MAKNI N, *et al.*. Computer-assisted diagnosis of prostate cancer u-

sing DCE-MRI data: design, implementation and preliminary results[J]. *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery*, 2009, 4(1): 1-10.

- [4] GHOSE S, OLIVE A, MARTI R, *et al.*. A survey of prostate segmentation methodologies in ultrasound, magnetic resonance and computed tomography images[J]. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2012, 108(1): 262-287.
- [5] JOLESZ F, NABAVI A, KIKINIS R. Integration of interventional MRI with computer-assisted sur-

- gery[J]. *Journal of Magnetic Resonance Imaging*, 2001, 13(1): 69-77.
- [6] SAMIEE M, THOMAS G, FAZEL-REZAI R. Semi-automatic prostate segmentation of MR images based on flow orientation [C]. *IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology, USA*, 2008: 203-207.
- [7] FLORES-TAPIA D, THOMAS G, VENUGOPAL N, *et al.*. Semi automatic MRI prostate segmentation based on wavelet multiscale products [C]. *30th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, USA*, 2008: 3020-3023.
- [8] VIKAL S, HAKER S, TEMPANY C, *et al.*. Prostate contouring in MRI guided biopsy [C]. *Proceedings of SPIE Medical Imaging, USA*, 2009: 7259-7266.
- [9] KLEIN S, HEIDE U A, LIPPS IM, *et al.*. Automatic segmentation of the prostate in 3D MR images by atlas matching using localized mutual information [J]. *Medical Physics*, 2008, 35(4): 1407-1417.
- [10] DOWLING J, FRIPP J, CHANDRA S, *et al.*. Fast automatic multi-atlas segmentation of the prostate from 3D MR images [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2010, 29 (12): 2000-1008.
- [11] ALLEN P D, GRAHAM J, WILLIAMSON D C, *et al.*. Differential segmentation of the prostate in MR images using combined 3D shape modeling and voxel classification [C]. *3rd IEEE International Symposium on Biomedical Imaging, USA*, 2006: 410-413.
- [12] ZHANG Y, MATUSZEWSKI B J, HISTANCE F, *et al.*. Boundary delineation in prostate imaging using active contour segmentation method with interactively defined object regions [J]. *Prostate Cancer Imaging*, 2010, 6367: 131-142.
- [13] TSAI A, YEZZI J A, WELLS W, *et al.*. A shape-based approach to the segmentation of medical imagery using level sets [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2003, 22 (2): 137-154.
- [14] TOTH R, TIWARI P, ROSEN M, *et al.*. A magnetic resonance spectroscopy driven initialization scheme for active shape model based prostate segmentation [J]. *Medical Image Analysis*, 2011, 15(1):214-255.
- [15] 张麒, 汪源源, 王威琪, 等. 活动轮廓模型和 Contourlet 多分辨率分析分割血管内超声图像[J]. *光学精密工程*, 2008, 16(11): 2303-2313. ZHANG Q, WANG Y Y, WANG W Q, *et al.*. Intravascular ultrasound image segmentation based on active contour model and Contourlet multiresolution analysis [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008, 16(11): 2303-2313. (in Chinese)
- [16] 张广才, 付宜利, 王树国, 等. T2 加权人脑 MR 体数据的脑提取 [J]. *光学精密工程*, 2011, 19 (7): 1635-1644. ZHANG G C, FU Y L, WANG S G, *et al.*. Human brain extraction from T2 weighted volumetric magnetic resonance images [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19(7): 1635-1644. (in Chinese)
- [17] COOTES T F, HILL A, TAYLOR C J, *et al.*. The use of active shape model for locating structures in medical images [J]. *Image and Vision Computing*, 1994, 12(6):355-366.
- [18] LAWS K I. Textured image segmentation [R]. *University of Southern California Los Angeles Image Processing INST*, 1980.
- [19] OTSU N. A threshold selection method from gray-level histograms [J]. *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetic*, 1979, 9(1): 62-66.
- [20] 金炜, 俞建定, 符冉迪, 等. 双树轮廓波变换域的磁共振图像降噪 [J]. *光学精密工程*, 2010, 18 (3): 756-765. JIN W, YU J D, FU R D, *et al.*. Magnetic resonance image denoising in dual-tree Contourlet transform domain [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010, 18(3): 756-765. (in Chinese)
- [21] WALTER G, GOLUB G H, ROLF S. Least-squares fitting of circles and ellipses [J]. *BIT Numerical Mathematics*, 1994, 34(4): 558-578.

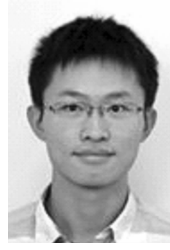
## 作者简介:



汪源源(1968—),男,浙江台州人,博士,教授,博士生导师,1990、1992和1994于复旦大学分别获得理学学士、硕士和博士学位,1994年至1996年于英国Wales大学做博士后,现任复旦大学信息学院副院长,主要从事医学超声和医学信息处理等方面的研究。E-mail: yywang@fudan.edu.cn



原宗良(1987—),男,辽宁营口人,硕士研究生,2010年于复旦大学获得学士学位,主要从事医学图像处理等方面的研究。E-mail: 10210720046@fudan.edu.cn



唐 三(1990—),男,湖南湘潭人,硕士研究生,2012年于复旦大学获得学士学位,主要从事医学超声信号与图像处理等方面的研究。E-mail: 12210720036@fudan.edu.cn

(版权所有 未经许可 不得转载)