

文章编号 1004-924X(2015)09-2687-11

结合先验稀疏字典和空洞填充的 CT 图像肝脏分割

王雪虎, 杨健*, 艾丹妮, 王涌天

(北京理工大学 光电学院 北京市混合现实与新型显示工程技术研究中心, 北京 100081)

摘要:针对复杂多变的肝脏图像,提出了一种基于先验稀疏字典和空洞填充的三维肝脏图像分割方法。对腹部 CT 图像进行 Gabor 特征提取,并分别在 Gabor 图像和灰度图像的肝脏金标准边界上选择大小相同的图像块作为两组训练集,利用训练集得到两种查询字典及稀疏编码。将金标准图像与待分割图像配准,并将配准后的肝脏边界作为待分割图像的肝脏初始边界;在初始边界点上的十邻域内选择大小相同的两组图像块作为测试样本,利用测试样本与查询字典计算稀疏编码及重构误差,并选择重构误差最小的图像块的中心作为待分割肝脏的边界点;最后,设计一种空洞填充方法对肝脏边界进行补全和平滑处理,得到最终分割结果。利用医学图像计算和计算机辅助介入国际会议中提供的肝脏数据进行了实验验证。结果表明,该方法对肝脏分割图像具有较好的适用性和鲁棒性,并获得了较高的分割精度。其中,平均体积重叠率误差为 $(5.21 \pm 0.45)\%$,平均相对体积误差为 $(0.72 \pm 0.12)\%$,平均对称表面距离误差为 (0.93 ± 0.14) mm。

关键词:计算机层析(CT)图像;肝脏分割;稀疏编码;字典学习;空洞填充

中图分类号:TP391;R814.42 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20152309.2687

Liver segmentation in CT image based on priori sparse dictionary and hole filling

WANG Xue-hu, YANG Jian*, AI Dan-ni, WANG Yong-tian

(Beijing Engineering Research Center for Mixed Reality and Novel Display Technology,
School of Optic and Electronic, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

* Corresponding author, E-mail: jyang@bit.edu.cn

Abstract: For complicated liver images, this paper presents a three-dimensional automatic liver segmentation method based on sparse dictionary and hole filling technologies. The Gabor feature of an abdominal CT image was extracted. The image blocks with the same size on the border of liver gold standard in Gabor images and CT images were selected as two groups of train sets. Then, the training sets were used to get the dictionaries and sparse coding. The golden standard image was registered with the image to be segmented, and registered liver boundary was taken as the initial liver boundary of the image to be segmented. Furthermore, two sets of images with the same size were selected as the training sets in ten neighborhoods on the initial boundary. The sparse coding and image reconstruction error were computed by using the testing sets and the block-sparse dictionary, and the final liver boundary with the smallest image reconstruction error was obtained. Finally, a hole filling

收稿日期:2015-03-07; **修订日期:**2015-04-28.

基金项目:国家 973 重点基础研究发展计划资助项目(No. 2013CB328806); 国家 863 高技术研究发展计划资助项目(No. 2013AA013703); 国家十二五科技支撑计划资助项目(No. 2013BAI01B01)

method was designed for liver boundary completion and smoothing to obtain the final segmentation results. The proposed method for the liver segmentation was evaluated by using the data sets of MICCAI 2007. The results show that this method has better segmentation applicability and robustness for the liver. It shows a higher segmentation accuracy, the volume overlap error rate is reduced to 5.21 ± 0.0045 , the relative volume error is 0.72 ± 0.0012 , and the average symmetric surface distance error is reduced to (0.93 ± 0.14) mm.

Key words: Computed Tomographic (CT) image; liver segmentation; sparse coding; dictionary learning; hole filling

1 引言

肝脏疾病是当今社会死亡率较高的疾病之一^[1]。目前,肝脏疾病的诊断与治疗主要基于各种成像技术和相应的图像处理技术。近年来,腹部成像及图像处理技术得到了巨大推进,计算机断层成像(Computed Tomography, CT),核磁共振成像(Magnetic Resonance Imaging, MRI)及正电子发射计算机断层成像(Positron Emission Tomography, PET)技术已成为现阶段肝脏病情诊断的关键成像技术^[2]。其中,由于CT图像能够提供更精确的解剖信息与结构信息,并具有更高的信噪比和空间分辨率,故其已成为诊断肝硬化、肝癌和爆发性肝衰竭的重要方式^[3],然而,在CT图像中,肝脏与其他软组织之间的灰度对比度较低且边界不明显,加之肝脏形状非常复杂,故从CT图像中精确分割出肝脏始终是肝脏图像处理领域最具挑战的任务之一。

在过去的几十年中,学者们已经提出了很多基于CT图像的肝脏分割方法,例如,区域增长、水平集、形变模型、概率图谱、聚类、统计模型等^[4]。尽管这些技术能够得到比较精确的分割结果,却都无法用于肝脏数据的实时特征分割,当肝脏已经发生病变或者在成像过程中设置的成像参数不同时,这些算法的分割精度就会明显下降。

机器学习方法能够有效利用肝脏图像的实时特征得到训练集,从而可以分割不同成像参数和病理结构的肝脏图像。但是,基于机器学习的方法最大的缺陷是需要的样本数据量太大,从而降低了分割效率。如何权衡样本数据量和分割精度的关系成为一大难点^[5]。为了提高机器学习方法的分割效率,研究人员们提出了K次奇异值分解(K-Singular Value Decomposition, K-SVD)算法、稀疏编码、查询字典等技术。这些技术已经广

泛应用到了图像处理的去噪、人脸识别、脑组织分割、前列腺分割等不同领域。

Wright等人^[6]通过稀疏编码对目标进行识别,利用稀疏编码理论减少了机器学习方法的计算量,增加了训练样本的数据量,从而得到了良好的分割结果。Rousseau等人^[7]提出了一种基于图像块的图像特征选取方法,并将此特征成功地应用到人脑识别过程中。首先从图像的感兴趣区域选取同样大小的图像块,然后根据图像块之间的相似程度进行分类,自动分割人脑中的不同组织。Jiang等人^[8]提出了一种基于稀疏编码的查询字典训练方法。此方法利用带有恒定标签的K-SVD算法同时训练出一个过完备字典和一个最佳线性分类器。在相同的学习条件下,该方法对人脸识别的准确率及效率高于一般分类技术。Coupé等人^[9]利用专家手动分割的金标准图像作为先验知识,然后利用此先验知识确定训练样本的准确分类。再利用稀疏编码和查询字典方法得到不同类别之间的稀疏表示矩阵,从而提高了查询字典和分类器的准确性。Liao等人^[10]利用基于图像块的逻辑稀疏判别空间(Sparse LASSO)特征来代替独立的体素灰度信息,解决了前列腺CT图像对比度低的难题;然后又在同一患者先前图像分割结果的指导下,设计了一种融合概率图谱标签的前列腺分割方法,实现了精确分割。Zhang等人^[11]提出了一种基于形状字典学习的形变模型,实现了肝脏的精确分割。该方法通过将稀疏表示与形状先验知识的信息进行有效融合,形成了更紧凑的形状模型;同时,形状先验模型的建立和应用均采取了层次分析模型的方法,即将形变模型分成多个分区,在局部形状模型上独立构建稀疏编码及查询字典,从而取得了更精确的分割结果。

以上算法在特定领域虽可以得到较精确的分割结果,但是字典中图像基之间的相似性判断结

果会严重影响分割精度,而且这些方法的分割结果中会呈现出不同程度的空洞和重叠性,影响了分割精度。另外,这些方法在分割过程中,需要将训练集与目标之间进行准确配准,会产生不必要的计算负担。

针对此类问题,本文提出了一种基于先验稀疏字典和边界空洞填充的肝脏分割方法。所提出方法使用具有高辨别能力的字典学习和稀疏编码技术,并构建了一种空洞填充方法对分割结果中肝脏边界进行补全和平滑处理,以实现腹部 CT 图像中肝脏的精确分割。

2 算 法

本文构建的肝脏分割算法主要包括以下 5 个关键步骤:(1)通过配准技术将带有金标准的腹部图像与待分割的腹部图像进行配准;(2)对配准后

的图像进行 Gabor 特征提取,且将配准后的金标准定义为肝脏的初始边界,并分别在具有金标准的 Gabor 特征图像和原始灰度图像的肝脏边界上选择相同大小的图像块作为训练集,再利用 K-SVD 算法训练查询字典和对应的稀疏编码;(3)以肝脏初始边界上的每个点为中心选择十邻域内的所有体素点,同时以此邻域内的每个体素点为中心选择与训练集具有相同大小的图像块作为此边界点的测试集;(4)根据训练好的查询字典和测试集,利用正交匹配追踪 (Orthogonal Matching Pursuit, OMP) 算法^[12] 计算对应于测试集的稀疏编码,并计算图像的重构误差。选择重构误差最小的图像块作为对应于此边界点的具有肝脏正确边界的图像块,同时选择图像块的中心像素为肝脏的边界点;(5)对得到的肝脏边界进行空洞填充操作,得到最终的分割结果。具体的算法流程图如图 1 所示。

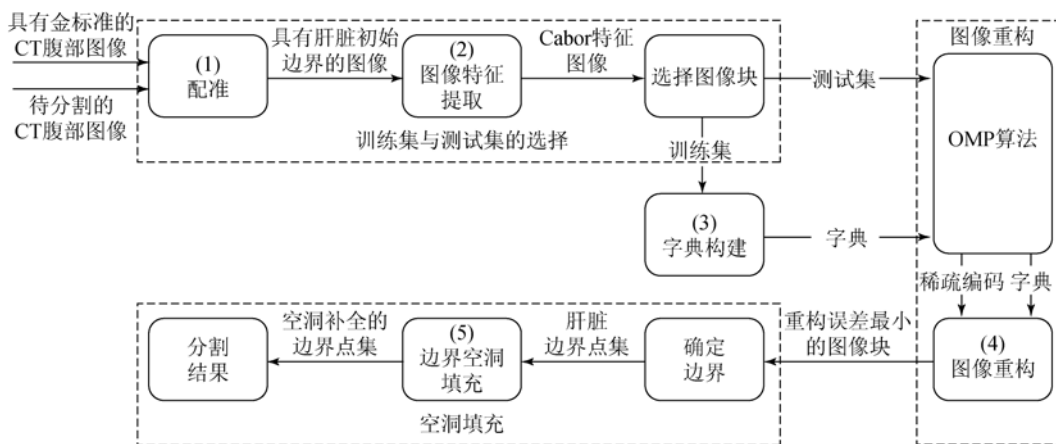


图 1 算法流程图
Fig. 1 Flow chart of algorithm

2.1 配准方法

本文通过具有金标准的腹部体数据向待分割的体数据进行配准,得到对应的形变场,并将此形变场作用到金标准图像上,从而得到待分割图像中肝脏的大致位置及轮廓,为后续的字典建立及稀疏编码提供有效数据源。

但是,对于腹部图像而言,由于只有肝脏是感兴趣的区域,且肝脏大约只占体数据的 1/8 的体积,因此,如果直接利用腹部图像的体数据进行配准,则不能保证两个体数据中的肝脏区域具有良好的配准结果。所以,本文分别在两个数据中肝

脏的肝圆顶 (Hepatic Dome), 右叶前段 (Right Lobe Anterior Seg), 右叶后段 (Right Lobe Posterior Seg), 莫里森袋 (Morrison Pouch), 肝门 (Porta Hepatis) 及左叶侧段 (Left Lobe Lateral Seg) 组织上手动选择 6 组特征点,并通过这些特征点的形变关系,利用 B 样条插值算法求得其他点的形变关系,从而得到体数据的形变场。

首先,定义具有金标准的腹部体数据为 V_0 , 与其对应的肝脏金标准数据为 V_s , 待分割的腹部体数据为 V_{u-s} 。本文将带有肝脏金标准的腹部图像 V_0 与待分割腹部图像 V_{u-s} 进行配准,计算方法如下所示:

$$s_{\text{opt}} = \arg \min_s (\text{Sim}(V_{u-s}, V_o \circ s_i, s) + \|s\|^2). \quad (1)$$

其中: s 表示形变场, s_i 表示由手动选择的标志点配准得到的原始形变场, $\text{Sim}(\ast)$ 表示相似性测度, $\| \ast \|$ 表示形变场的正则化约束, s_{opt} 表示最优形变场, “ \circ ”表示将初始形变场作用于腹部体数据。

然后,将配准得到的形变场 s_{opt} 作用到金标准图像 V_s 上,从而得到待分割图像中肝脏的大致位置及轮廓 V_{i-s} 。

$$V_{i-s} = V_s \circ s_{\text{opt}}. \quad (2)$$

2.2 肝脏的 Gabor 特征提取

Gabor 变换属于具有窗口的傅里叶变换,可用于提取图像不同方向和尺度的相关特征^[13-14]。由于 Gabor 滤波器的频率和方向与人的视觉系统非常相似,故其常用于图像的纹理识别领域^[15-16]。根据不同的尺度和方向设计一组 Gabor 滤波器对腹部 CT 图像进行滤波时,某个方向和尺度的 Gabor 滤波器只允许与其相对应的图像纹理特征顺利通过,其他纹理特征受到抑制,从而可以利用各滤波器的输出结果分析和提取纹理特征,用于之后的分割任务。在空间域内,二维 Gabor 滤波器基本上是一个高斯核函数和一个复正弦的乘积^[17]。具体计算如下所示:

复数:

$$g(x, y; \lambda, \theta, \varphi, \sigma, \gamma) = \exp\left[-\frac{x'^2 + \gamma^2 y'^2}{2\sigma^2}\right] \exp\left[i\left(2\pi \frac{x'}{\lambda} + \varphi\right)\right]. \quad (3)$$

$$\mathbf{R} = \mathbf{R}_x \cdot \mathbf{R}_y \cdot \mathbf{R}_z = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(\Phi) & -\sin(\Phi) \\ 0 & \sin(\Phi) & \cos(\Phi) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \cos(\psi) & 0 & -\sin(\psi) \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin(\psi) & 0 & \cos(\psi) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \cos(\varphi) & -\sin(\varphi) & 0 \\ \sin(\varphi) & \cos(\varphi) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (8)$$

此旋转矩阵确保了高斯包络与复正弦函数具有相同的方向。

2.3 字典训练

根据谐波分析可知^[19],图像可以表示为一组基函数的线性组合,如傅里叶基函数、小波基函数等。而人的视觉系统原理则表明人的视觉系统对外部场景具有稀疏编码能力,神经系统只需要激活少量的神经元就可以描述外界信息的表征。因此,图像的基本原型可通过冗余基函数的稀疏线性组合来表示。在此,基函数被定义为原子,并且将所有原子的集合作为字典。在图像稀疏表示理论中,如何设计一个有效的稀疏表示字典是关键问题。

$$\text{其中: } \begin{cases} x' = x \cos \theta + y \sin \theta \\ y' = -x \sin \theta + y \cos \theta \end{cases}, \quad (4)$$

式中: λ 是正弦函数的波长, θ 是 Gabor 核函数的方向, φ 是相位偏差, σ 是高斯函数的标准偏差, γ 是 Gabor 算子的纵横比,在本文中,将其扩展到了三维:

$$h(x, y, z) = g(x', y', z') \cdot s(x, y, z), \quad (5)$$

其中: $g(x', y', z')$ 是一个三维高斯包络,且 $s(x, y, z)$ 是一个复正弦函数。他们的计算方法为:

$$g(x', y', z') = \frac{1}{2\pi^{\frac{3}{2}} \sigma_{x'} \sigma_{y'} \sigma_{z'}} \cdot$$

$$\exp\left[-\frac{1}{2} \left\{ \left[\frac{x'}{\sigma_{x'}} \right]^2 + \left[\frac{y'}{\sigma_{y'}} \right]^2 + \left[\frac{z'}{\sigma_{z'}} \right]^2 \right\}\right], \quad (6)$$

$$s(x, y, z) = \exp(-j2\pi(u_x + v_y + w_z)). \quad (7)$$

在此, $(x', y', z')^T = \mathbf{R} \times (x, y, z)^T$ 是高斯包络的空间旋转坐标, \mathbf{R} 为旋转矩阵。其中, $\sigma_{x'}$, $\sigma_{y'}$, $\sigma_{z'}$ 可以取不同的值。因此,这种高斯包络的形状可以是椭圆柱。在公式(7)中, (x, y, z) 是没有经过旋转的空间坐标,这就意味着高斯包络和正弦函数可以取不同的方向。 u , v 和 w 分别是复正弦波 3 个方向的频率,这就可以在空间域中确定 Gabor 滤波器的方向和频率。在本文中分别定义 Φ , ψ 和 φ 用于描述相对于坐标轴 x , y , z 的旋转角度,那么高斯包络的旋转矩阵为^[18]:

研究人员提出了许多不同的冗余字典^[20],如小波字典、局部余弦字典和各向异性细化高斯(AR-高斯)混合字典等。其中,小波原子的分离性和各向同性严重影响了字典对图像边缘结构的描述能力。局部余弦词典虽然可以有效匹配图像的纹理结构,但是不能有效表示图像的边缘轮廓结构。使用高斯函数作为原子的生成函数,虽可以有效匹配图像的边缘结构,但该字典包含了一个庞大的原子数,增加了稀疏分解的复杂性。综上可知,针对特定的图像模式必须选择有效的图像表示方法,对于肝脏 CT 图像而言,Gabor 特征图像就是建立字典的一个很好选择。本文同时

建立了图像的原始灰度字典和 Gabor 字典,分别从具有肝脏金标准的腹部 CT 图像中的肝脏边界上选择图像块,作为灰度字典的训练集。然后选择对应的 Gabor 特征字典训练集。在此,引入一个具有多角度和多尺度的三维 Gabor 算子,以获得 Gabor 特征图像。

本文使用 K-SVD 算法^[21]训练肝脏边界的灰度字典和 Gabor 特征字典。该算法是一个循环的学习过程,给定训练集 Y_{training} ,并且定义一个过完备字典 $D = \{d_1, d_2, \dots, d_t\} \in R^{d \times t}$ (其中, $d < t$, t 是字典的原子数),则信号可以由稀疏线性的字典原子表示如下:

$$\langle D, X_{\text{training}} \rangle = \min_{D, X_{\text{training}}} \{ \| Y_{\text{training}} - DX_{\text{training}} \|_F^2 \}$$

$$\text{s. t. } \forall i, \| x_i \|_0 \leq T_0, \quad (9)$$

其中, D 已经通过下式进行了归一化操作:

$$D = \{d_1, \dots, d_k\} = \{d_1 / \|d_1\|_2, \dots, d_k / \|d_k\|_2\}. \quad (10)$$

该优化问题可以通过使用如下两个步骤来解决。

$$\langle D \rangle = \| y_i - Dx_i \|_F^2 = \| Y_{\text{training}} - \sum_{j=1}^K d_j x_j^i \|_F^2 = \| (Y_{\text{training}} - \sum_{j \neq k} d_j x_j^i) - d_k x_k^i \|_F^2 = \| E_k - d_k x_k^i \|_F^2. \quad (13)$$

本文将 DX_{training} 分解为 K 个秩为 1 的矩阵的和,并假设 $K-1$ 项是固定的,剩下的 1 列就是要处理更新的第 k 列。 E_k 表示去除 k 列原子后相对于原始训练集的误差率^[22]。然后,只保留 E_k 和 x_k^i 的非零元素,并且使用奇异值分解(Singular Value Decomposition, SVD)算法来更新 d_k 。

2.4 图像重构

通过训练样本可分别得到查询字典 D 和与其对应的稀疏编码 X_{training} 。如果给定一组待分割的腹部 CT 数据,则需要将其与具有金标准的数据进行配准,并利用配准后的金标准作为待分割图像的初始肝脏边界 V_{i-s} 。在此,在肝脏初始边界 V_{i-s} 上,选择每个点的 10 个邻域内的图像块作为测试样本集。然后利用训练好的查询字典 D 得到测试样本对应的稀疏编码 X_{testing} 。再利用测试样本 Y_{testing} 、查询字典 D 和稀疏编码 X_{testing} 计算每个样本的重构误差:

$$L_{\text{patch}} = \min \{ Y_{\text{testing}}^i - DX_{\text{testing}} \}, i = 1, 2, \dots, 1000. \quad (14)$$

选择重构误差最小的图像块为肝脏边界。最后,将图像块的中心体素作为肝脏的最终边界。

A. 稀疏编码

在这个阶段中,假设字典 D 是固定的,并且将式(9)中的优化问题转换为一个在矩阵 X 中寻找稀疏系数的过程。则上式可以修改为:

$$\| Y_{\text{training}} - DX_{\text{training}} \|_F^2 = \sum_{i=1}^N \| y_i - Dx_i \|_2^2. \quad (11)$$

因此,优化问题可以修改为:

$$\langle X_{\text{training}} \rangle = \min_{D, X_{\text{training}}} \left\{ \sum_{i=1}^N \| y_i - Dx_i \|_2^2 \right\}$$

$$\text{s. t. } \| x_i \|_0 \leq T_0, \quad (12)$$

其中: $i = 1, 2, \dots, N$ 。如果 T_0 足够小,这个问题即可以用正交匹配追踪(Orthogonal Matching Pursuit, OMP)算法来解决。

B. 字典更新

假设系数 X_{training} 和字典 D 都是固定的,要更新字典第 k 列的 d_k ,令稀疏矩阵 X 中与 d_k 相乘的第 k 行记做 x_k^i ,则目标函数(9)可以改写为:

2.5 空洞填充

由于本文算法主要使用图像块作为字典样本集,这就会导致在最终的肝脏边界上出现边界不连续或边界重叠的区域,所以需要使用插值算法使这些边界变得连续和平滑。本文利用 Ju 等人^[23]提出的表面空洞填充方法对分割结果进行填充和修正,从而得到了平滑的肝脏表面。具体步骤如下:

a) 输入模型,利用 Scan-conversion 算法将输入模型进行八叉树分解,形成高分辨率的模型;

b) 在分解过程中,当所有分解线与原始模型的交点都在八叉树的叶子上时,停止分解;

c) 将具有交点的边界标记为“相交边”;

d) 在原始模型中任意选择一个顶点 P ,并将其标记为“0”;将其沿八叉树的边界扩展,当经过一次“相交边”时,标号就改变一次,直至整个八叉树遍历结束;

e) 利用 Dual contouring 算法将只包含“0”和“1”的顶点进行精确重建,从而得到空洞填充后的模型。

3 实验结果分析

本文利用 MICCAI 2007 (<http://www.sliver07.org/index.php>) 中提供的 CT 数据进行算法测试。数据集包含 20 组训练数据、10 组测试数据和一个分割结果评价标准。所有数据的像素间距为 0.55~0.8 mm, 两切片间间距为 1~3 mm, 并且两切片之间没有任何重叠现象。

由于 Gabor 特征具有对称性, 所以本文在 0~180°内每隔 20°选择一个角度, 组成具有 243 个角度和 4 个尺度的 972 个 Gabor 滤波器。将 Gabor 滤波器组与每个图像块在空域卷积, 因此每个图像块可以得到 972 个滤波器输出。这些输出是图像块大小的图像, 如果直接将它们作为特征向量, 特征空间的维数会很大, 所以本文分别计算了每幅图像的灰度均值, 并选择此均值作为对应滤波器输出图像的 Gabor 纹理特征, 从而形成一个 972×1 的列向量, 作为该图像块的 Gabor 特征。

为了建立查询字典, 本文将在原始的腹部 CT 图像和经过 Gabor 滤波器处理的肝脏边界上分别选取图像块作为训练集训练图像的灰度字典及 Gabor 特征字典, 如图 2 所示, 其中: (a)(b)(c) 显示了 Gabor 字典的横断面的 3 个切片图; (d)(e) 分别显示了三维 Gabor 字典在矢状面和冠状面的切片图。 (f)(g)(h) 显示了灰度字典的横断

面的 3 个切片图; (i)(j) 分别显示了灰度字典在矢状面和冠状面的切片图。可以看出, 灰度字典的特征性不强, Gabor 特征字典的特征比较明显, 而本文选择 Gabor 特征字典与灰度字典相结合的方式可以有效确保分割精度。

图 3 显示了一组三维肝脏 CT 数据的分割结果。图中(A₁)(A₂)(A₃)表示同一组肝脏的分割结果在冠状面上的显示图; (B₁)(B₂)(B₃)表示分割结果在横断面上的显示图; (C₁)(C₂)(C₃)表示分割结果在矢状面的显示图; (a₁)(a₂)(a₃)分别显示了(A₁)(A₂)(A₃)中绿色小方框中的局部放大图像; (b₁)(b₂)(b₃)分别显示了(B₁)(B₂)(B₃)中绿色小方框中的局部放大图像; (c₁)(c₂)(c₃)分别显示了(C₁)(C₂)(C₃)中绿色小方框中的局部放大图像(彩色图像见期刊电子版)。第一列为只利用查询字典和稀疏编码方法的分割结果图; 第二列为经过空洞填充后的分割结果; 第三列为本文方法分割结果与金标准的对比图。从图中可以看出, 没有经过空洞填充的分割结果(a₁)(b₁)(c₁)中, 肝脏的边界有明显的空洞或重叠现象。而经过空洞填充的分割结果(a₂)(b₂)(c₂)中肝脏边界比较平滑且没有空洞及重叠现象, 这充分说明了本文算法的有效性。而通过(a₃)(b₃)(c₃)可以看出, 本文方法的分割结果与金标准基本重合, 说明本文方法能得到较好的分割效果, 较适合肝脏分割。

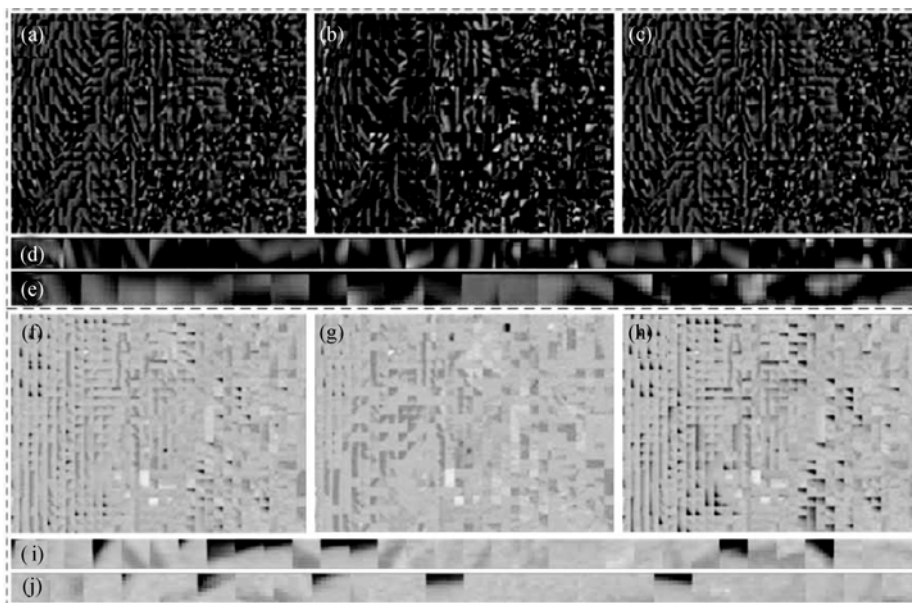


图 2 Gabor 字典和灰度字典
Fig. 2 Gabor and gray dictionaries

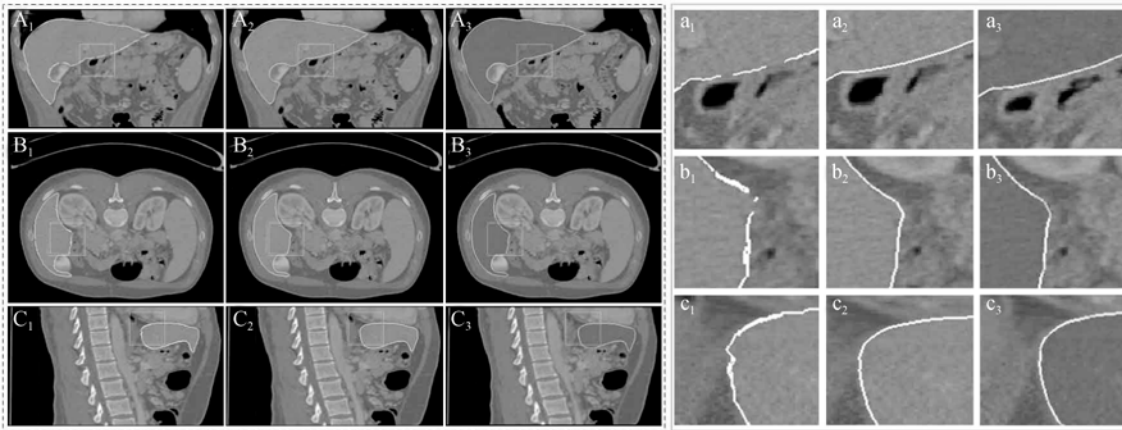


图 3 分割结果的局部显示图

Fig. 3 Local display images of segmentation results

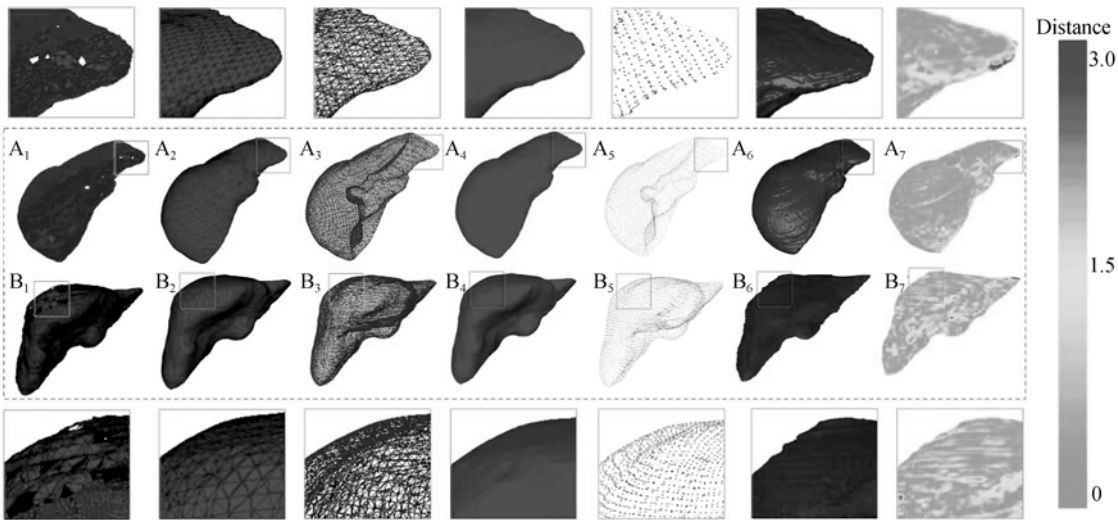


图 4 分割结果误差分析

Fig. 4 Error analysis of segmentation results

为了更好地展示本文算法对肝脏分割的有效性和准确性,计算了本文分割结果相对于肝脏金标准的误差率,如图 4 所示,(A₁)(B₁)分别表示两组没有经过空洞填充的分割结果;(A₂~A₅)和(B₂~B₅)分别表示两组经过空洞填充的分割结果;(A₂)(B₂)显示了包含网格信息及表面信息且经过了空洞填充的分割结果;(A₃)(B₃)显示了分割结果的网格信息;(A₄)(B₄)显示了分割结果的表面信息;(A₅)(B₅)显示了分割结果点云的信息;(A₆)(B₆)显示了肝脏的金标准信息;(A₇)(B₇)显示了本文方法的分割结果相对于金标准之间的空间距离误差图谱。图中的第一行和最后一行显示了两组数据(A₁~A₇)和(B₁~B₇)绿色小方框部分的局部放大图。而最右侧的图是距离误差颜色映射图,其中,绿色和红色代表分割结果与金标准的空间距离由小到大的逐渐演变过程。

从图中可以看出,没有经过空洞填充的分割结果(A₁)(B₁)上有较大的空洞且表面不平滑,而经过了空洞填充的结果(A₂)(B₂)却很平滑且连续。从(A₂~A₅)和(B₂~B₅)中可以看出,本文方法的分割结果网格信息连续、表面平滑且表面点云均匀。从图(A₇)(B₇)中可以看出,除了一些局部区域存在误差外,绝大部分误差趋近于零,说明本文算法对肝脏的分割具有较高的准确性和适用性。

为了进一步检测本文算法的有效性,随机抽取 5 组肝脏分割结果并利用 3 种分割评价方法^[4]进行评测。首先本文算法分割出来的肝脏数据用 A 表示,金标准数据用 B 表示,S(A)表示数据 A 的表面体素,S_A表示表面体素上的任意一点,D(·)表示最小欧式距离函数。则 3 种分割结果的评价标准如下所示:

1) 体积重叠率误差:

$$E_{\text{over}} = 100 \cdot (1 - (|A \cap B| / |A \cup B|)). \quad (15)$$

2) 相对体积误差:

$$E_{\text{rel}} = 100 \cdot ((|A| - |B|) / |B|). \quad (16)$$

3) 平均对称表面距离误差:

$$E_{\text{dis}} = \frac{\sum_{S_A \in S(A)} D(S_A, S(B)) + \sum_{S_B \in S(B)} D(S_B, S(A))}{|S(A)| + |S(B)|}. \quad (17)$$

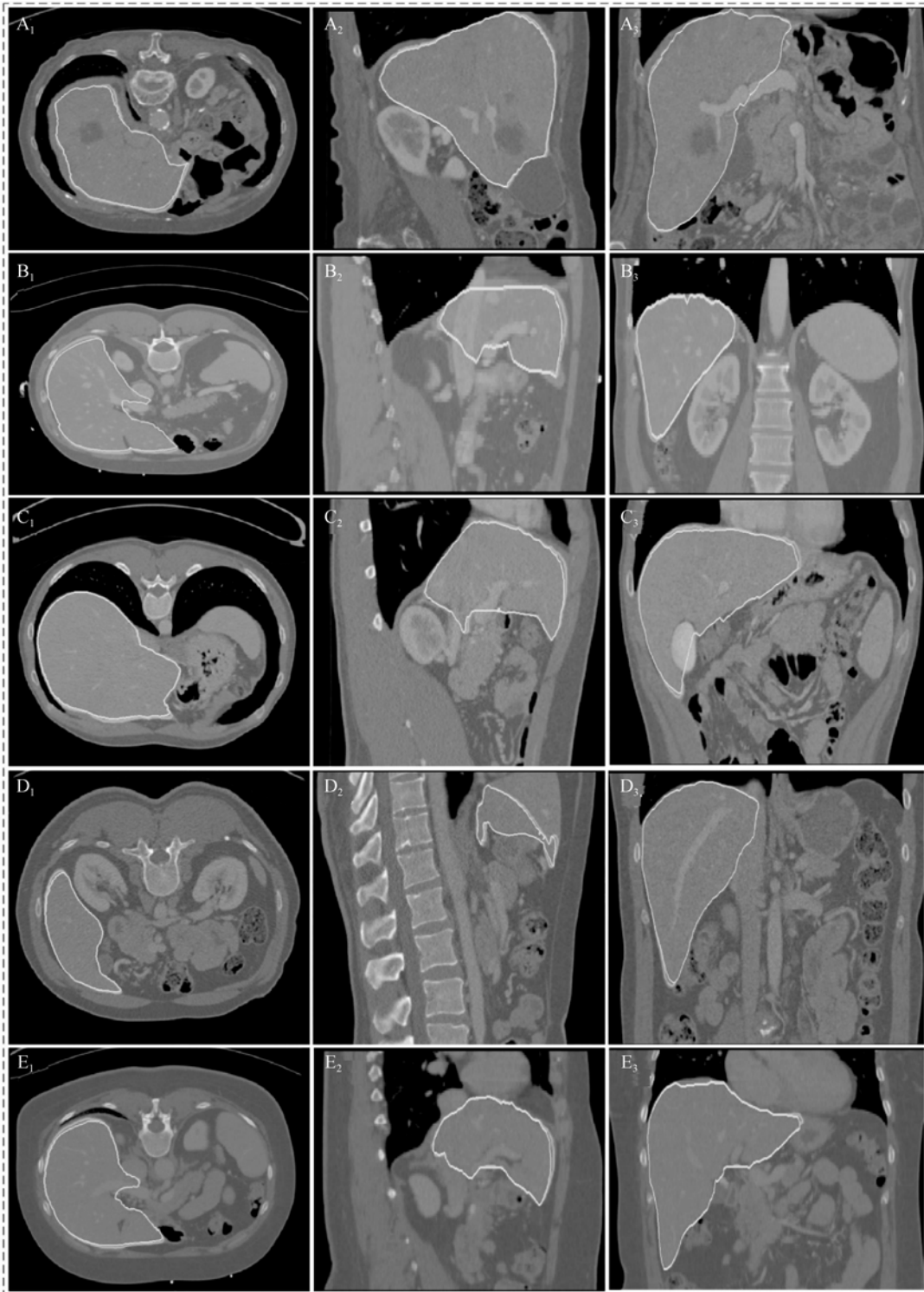


图 5 5 组肝脏数据的分割结果

Fig. 5 Segmentation results of five groups of liver data

3 种评价标准计算出的误差如表 1 所示。从表中可以看出,第四组数据中,体积重叠率误差达到 4.49%;而第三组数据中相对体积误差可以达到 0.56%;平均对称表面距离误差减小到 0.73 mm;并且 5 组数据的平均体积重叠率误差、相对体积误差及对称表面距离误差分别为(5.21±0.45)%、(0.72±0.12)%及(0.93±0.14) mm。

表 1 分割结果误差分析

Tab.1 Error analysis of segmentation results

数据	重叠率 误差/%	相对体积 误差/%	平均距离 误差/mm
1	4.95	0.81	0.91
2	5.07	0.63	0.73
3	5.23	0.56	1.27
4	4.49	0.93	0.89
5	6.31	0.67	0.83
Avg.	5.21±0.45	0.72±0.12	0.93±0.14

随机选择的 5 组腹部 CT 数据及其肝脏分割结果展示如图 5 所示,其中:A、B、C、D、E 分别表示随机选择的 5 组腹部 CT 图像;A₁~A₃、B₁~B₃、C₁~C₃、D₁~D₃、E₁~E₃ 分别表示 5 组肝脏分割结果在横断面、矢状面和冠状面上的显示;每幅图中的绿色线表示由专家手动分割的肝脏金标准图像,而黄色线表示利用本章算法得到的肝脏分割结果。从 A₁~A₃ 可以看出,利用本文方法得到的肝脏分割结果与真实的肝脏边界基本重合,只有很少一部分局部边界具有较小的误差。B₁~B₃ 和 C₁~C₃ 中只有部分尖角的肝脏区域具有误差。在 D₁~D₃ 和 E₁~E₃ 中,由于肝脏边界较模糊,与其他组织分界不明显,致使分割结果产生局部误差。

表 2 列出了 6 种分割方法的平均分割误差结果。其中,6 种方法的实验数据均为 MICCAI 2007 中提供的 CT 数据,且使用了同样的分割结果评价标准。从表中可以看出,本文算法的体积重叠率

误差比 Zhang^[24]、Oliveira^[25] 和 Heimann^[26] 算法分别降低了 0.04%、2.09% 和 2.49%;相对体积误差分别降低了 0.01%、1.48% 和 0.98%;平均空间距离误差虽然跟文献[24]算法相当,但是较文献[11]、[25]、[27]的算法分别降低了 0.2, 0.37,0.37 和 2.03 mm。

表 2 分割结果误差对比

Tab.2 Comparison of segmentation errors

方法	重叠率 误差/%	相对体积 误差/%	平均距离 误差/mm
Our.	5.21±0.45	0.72±0.12	0.93±0.14
Zhang ^[24]	5.25	0.73	0.93
Zhang ^[11]	—	—	1.13±0.83
Oliveira ^[25]	7.3	2.2	1.4
Heimann ^[26]	7.7±1.9	1.7±3.2	1.4±0.4
李春丽 ^[27]	—	—	2.96±3.38

4 结 论

针对复杂多变的肝脏图像,本文在具有先验标准的肝脏边界上选取图像块作为训练集,同时利用图像的 Gabor 特征和灰度特征建立了两组查询字典。接着,将具有金标准的肝脏图像与待分割的腹部 CT 图像进行配准,从而得到了待分割图像的初始肝脏边界。文中提出将肝脏的初始边界点作为中心,并在其十邻域内选择与训练集相同大小的图像块作为对应于初始边界点上某点的测试集,从而有效减少了图像重构次数,提高了分割效率。为了解决分割结果的不连续和局部重叠等缺点,设计了一种空洞填充方法对分割结果进行空洞填充处理,有效地确保了分割结果的平滑性和精确度。

在实验部分,本文利用 MICCAI 2007 提供的公共肝脏数据进行了实验分析。实验证明了算法对肝脏分割的适用性,说明了利用图像的 Gabor 特征建立查询字典的有效性。通过实验可知,经过空洞填充处理后的分割精度明显比没有经过处理的结果高,且有效修复了结果的不连续性和局部重叠性。

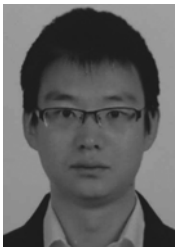
最后,本文将分割结果与现今肝脏分割效果较好的 5 种算法做了对比。对比结果表明本文算法可以更好地从 CT 图像中分割出肝脏区域,且分割精度较高。其中,平均重叠率误差为 $(5.21 \pm 0.45)\%$,相对体积误差为 $(0.72 \pm 0.12)\%$,平均距离误差为 (0.93 ± 0.14) mm。

参考文献:

- [1] ANTER A M, AZAR A T, HASSANIEN A E, *et al.*. Automatic computer aided segmentation for liver and hepatic lesions using hybrid segmentations techniques [C]. *Federated Conference on Computer Science and Information Systems (FedCSIS)*, 2013:193-198.
- [2] MHARIB A M, RAMLI A R, MASHOHOR S, *et al.*. Survey on liver CT image segmentation methods [J]. *Artificial Intelligence Review*, 2012, 37(2):83-95.
- [3] BEICHEL R, BORNIK A, BAUER C, *et al.*. Liver segmentation in contrast enhanced CT data using graph cuts and interactive 3D segmentation refinement methods [J]. *Medical Physics*, 2012, 39(3):1361-1373.
- [4] SUHUAI LUO X L, JJANING LI. Review on the methods of automatic liver segmentation from abdominal images [J]. *Journal of Computer and Communications*, 2014, 2(2):1-7.
- [5] CAMPADELLI P, CASIRAGHI E, ESPOSITO A. Liver segmentation from computed tomography scans: A survey and a new algorithm [J]. *Artificial Intelligence in Medicine*, 2009, 45(2-3):185-196.
- [6] WRIGHT J, YANG A Y, GANESH A, *et al.*. Robust face recognition via sparse representation [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2009, 31(2):210-227.
- [7] ROUSSEAU F, HABAS P A, STUDHOLME C. A supervised patch-based approach for human brain labeling [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2011, 30(10):1852-1862.
- [8] JIANG Z L, LIN Z, DAVIS L S. Learning a discriminative dictionary for sparse coding via label consistent K-SVD [C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2011:1697-1704.
- [9] COUPE P, MANJON J V, FONOV V, *et al.*. Patch-based segmentation using expert priors: Application to hippocampus and ventricle segmentation [J]. *Neuroimage*, 2011, 54(2):940-954.
- [10] LIAO S, GAO Y Z, LIAN J, *et al.*. Sparse patch-based label propagation for accurate prostate localization in CT images [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2013, 32(2):419-434.
- [11] ZHANG S, ZHAN Y, METAXAS D N. Deformable segmentation via sparse representation and dictionary learning [J]. *Med Image Anal*, 2012, 16(7):1385-96.
- [12] 吴迪,王奎民,赵玉新,等. 分段正则化正交匹配追踪算法 [J]. *光学精密工程*, 2014, 22(5):1395-1402.
- WU D, WANG K M, ZHAO Y X, *et al.*. Stage-wise regularized orthogonal matching pursuit algorithm [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(5):1395-1402. (in Chinese)
- [13] CHEN T, WANG X X, CHUNG S, *et al.*. Automated 3D motion tracking using Gabor filter bank, robust point matching and deformable models [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2010, 29(1):1-11.
- [14] SHEN L L, BAI L. 3D Gabor wavelets for evaluating SPM normalization algorithm [J]. *Medical Image Analysis*, 2008, 12(3):375-383.
- [15] YUN T, GUAN L. Human emotional state recognition using real 3D visual features from Gabor library [J]. *Pattern Recognition*, 2013, 46(2):529-538.
- [16] MING Y, RUAN Q G, WANG X G. Efficient 3D face recognition with Gabor patched spectral regression [J]. *Computing and Informatics*, 2012, 31(4):779-803.
- [17] QIAN Z, METAXAS D N, AXEL L. Extraction and tracking of MRI tagging sheets using a 3D Gabor filter bank [C]. *28th Annual International*

- Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2006;5184-5187.
- [18] CHEN T, WANG X X, CHUNG S, *et al.*. Automated 3D motion tracking using Gabor filter bank, robust point matching, and deformable models [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2010, 29(1):1-11.
- [19] PLATAS-GARZA M A, SERNA J A D. Polynomial implementation of the Taylor-Fourier transform for harmonic analysis [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2014, 63(12):2846-2854.
- [20] 穆治亚,魏仲慧,何昕等. 采用稀疏表示的红外线图像自适应杂波抑制[J]. *光学精密工程*, 2013, 21(7):1850-1857.
- MU ZH Y, WEI ZH H, HE X, *et al.*. Adaptive clutter suppression of infrared images using sparse representation [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(7):1850-1857. (in Chinese)
- [21] AHARON M, ELAD M, BRUCKSTEIN A. K-SVD: An algorithm for designing over-complete dictionaries for sparse representation [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2006, 54(11):4311-4322.
- [22] SYLVAIN L, REMI G, FREDERIC B, *et al.*. Learning unions of orthonormal bases with thresholded singular value decomposition [C]. *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 2005;293-296.
- [23] JU T. Robust repair of polygonal models [J]. *Acm Transactions on Graphics*, 2004, 23(3):888-895.
- [24] ZHANG X, TIAN J, DENG K X, *et al.*. Automatic liver segmentation using a statistical shape model with optimal surface detection [J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2010, 57(10):2622-2626.
- [25] OLIVEIRA DA, FEITOSA RQ, CORREIA MM. Segmentation of liver, its vessels and lesions from CT images for surgical planning [J]. *Biomedical Eng. Online*, 2011, 10:10-30.
- [26] HEIMANN T, MEINZER H-P, WOLF I. A statistical deformable model for the segmentation of liver CT volumes [C]. *Proceedings of MICCAI Workshop on 3D Segmentation in the Clinic: a Grand Challenge*, 2007:161-166.
- [27] 李春丽,张久楼,冯前进. 基于统计信息及个体信息的统计形状模型的肝脏分割[J]. *南方医科大学学报*, 2012, 32(1):23-27.
- LI CH L, ZHANG J L, FENG Q J. Liver CT image segmentation using statistical shape model based on statistical and specific information [J]. *J South Med Univ.*, 2012, 32(1):23-27. (in Chinese)

作者简介:



王雪虎(1982—),男,河北保定人,博士研究生,2005年于景德镇陶瓷学院获得学士学位,2011年于华东交通大学获得硕士学位,主要从事医学影像分析方面的研究。E-mail: xuehuwang@163.com



杨健(1977—),男,云南武定人,博士,副教授,2000年、2007年于北京理工大学分别获得学士、博士学位,主要从事虚拟现实与增强现实、图像分析与可视化计算方面的研究。E-mail: jyang@bit.edu.cn

导师简介:



王涌天(1957—),男,北京人,博士,教授,博士生导师,1981年于天津大学获得学士学位,1986年于英国Reading大学获得博士学位,主要从事现代光学设计及光电仪器工程、图像工程与视频处理、虚拟现实与增强现实技术等方面的工作。E-mail: wyt@bit.edu.cn