

基于局部稀疏形状表示的医学图像分割模型

姚红兵, 卞锦文*, 丛嘉伟, 黄印

江苏大学机械工程学院, 江苏 镇江 212013

摘要 针对人体器官计算机断层扫描(CT)图像边缘模糊、难以自动分割的问题,提出了一种基于局部先验形状信息和主动轮廓模型的分割方法。针对一个形状与训练集中样本相似的器官目标,在基于图像灰度信息进行底层分割的同时,利用形状字典中的先验形状表示目标,将其作为高层监督,引导变分目标分割。在已有形状字典稀疏表示的基础上,利用掩模矩阵对字典形状进行局部分解,以生成补充字典,通过对局部先验的稀疏形状的约束实现对目标形状的局部描述。通过对字典中相似形状局部分解的重组,替代传统整体稀疏形状表示方法,实现对与形状字典中仅存在部分相似目标的分割,扩大了字典形状的适用范围。分割实验表明,所提模型可准确地从边缘模糊的图像中提取并分割所需目标,从而可应用于医学图像分割。

关键词 图像处理; 医学图像分割; 稀疏表示; 先验形状; 局部信息; 计算机断层扫描图像

中图分类号 TP391.4

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP55.051011

Medical Image Segmentation Model Based on Local Sparse Shape Representation

Yao Hongbing, Bian Jinwen, Cong Jiawei, Huang Yin

School of Mechanical Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang, Jiangsu 212013, China

Abstract With respect to the problems of the fuzzy edge and difficulty in automatic segmentation of human organs during the computed tomography (CT) scanning, a local prior shape information and active contour based model is proposed. For an object whose shape is similar with the shapes in the dictionary, the prior shape in the shape dictionary is used to supervise and guide the high-level object segmentation while underlying segmentation is performed based on the image information. On the basis of the existed shape dictionary sparse representation, dictionary shapes are decomposed by mask matrix, and supplemental dictionary is generated, so the local shapes of the object can be described by the constraint of sparse shape of partial prior shapes. By the decomposition and recombination of the local shapes instead of the traditional prior shapes, shapes which are not included directly in the dictionary can be segmented, and the application range is extended. Experimental results of the segmentation experiments show that even if the edge of the object is fuzzy, the image can be recovered and segmented accurately with the proposed method, and the proposed method can be applied to medical image segmentation.

Key words image processing; medical image segmentation; sparse representation; prior shape; local information; computed tomographic image

OCIS codes 100.2000; 100.2960; 100.3008

1 引言

医学图像分割是图像处理的重要分支,同时也是计算机视觉的重要应用领域。实际医学图像中的

目标经常受到噪声或器官黏连等因素的影响^[1],相对普通图像更为模糊,仅基于图像信息进行分割往往效果欠佳,目前还没有完全自动的分割方法。兰红等^[2]提出了分水岭优化的主动轮廓分割算法,解

收稿日期: 2017-11-03; 收到修改稿日期: 2017-12-05

基金项目: 国家自然科学基金(51775253,61505071)、江苏省自然科学基金(BK20150526)

作者简介: 姚红兵(1976—),男,博士,教授,硕士生导师,主要从事光电检测和信息处理方面的研究。

E-mail: yaoye@ujs.edu.cn

* 通信联系人。E-mail: ronnie_bian@foxmail.com

决了肝脏图像的分割问题,但不适用于器官和组织图像黏连严重、边缘不明显的情况。

先验信息对图像的分割可以起到很好的指导作用^[3]。人类器官具有鲜明的形状特征,在医学图像分析过程中具有重要的指导作用。基于人体解剖学和医学成像技术所提供的器官形状信息为基于先验形状稀疏表示的分割方法提供了可能。近期,一些学者探索了在基于能量泛函的目标分割中引入先验形状,并将其作为高层监督来指导底层目标分割^[4-6],这些方法一定程度上改善了目标受污染情况下的分割效果。Metaxas 等^[7]使用稀疏形状组合(SSC)成功对胸腔 X 射线图像进行了分割,有效改善了弱边缘导致的分割问题。

结合先验形状稀疏表示和变分水平集分割的目标分割方法^[8-10]的主要思想是:利用高层先验形状的稀疏表示结果监督底层变分分割,以对目标进行分割。现有的稀疏分割模型主要基于全局形状组合进行约束,这种方法有利于保证分割结果的整体刚性,可在一定程度上解决遮挡、缺损或黏连目标的形状恢复和分割问题。然而,尽管个体对应的相同组织或器官较为相似,但实际目标的形状往往是复杂多变的,并不是总能完全以训练集或字典元素的整体稀疏组合来表示。特别是在训练样本有限的情况下,目标图像的局部特征通常难以保证。

本文提出了一种新的基于局部形状约束的稀疏形状表示分割方法来解决上述问题。给定一个包含特定形状的字典集,在利用字典集中的先验形状对目标的分割进行总体约束的同时,利用字典集中的形状分解对形状局部分割进行更精细的局部约束,从而更好地重建目标形状,提高分割的精度。

2 基于局部稀疏形状表示的目标分割模型

2.1 稀疏形状表示

假设存在一组归一化的训练形状组成的字典 $\mathbf{D} = [d_1 d_2 \cdots d_i \cdots d_n] \in \mathbf{R}^{L \times N}$, 其中 d_i 表示第 i 个形状元素,每个元素通过顺序排放图像每一列像素转化成长度为 L 的列向量。对于任意输入目标形状 $\mathbf{Q} \in \mathbf{R}^L$,若目标与字典中的一些元素相似,则稀疏表示可从形状字典 \mathbf{D} 中找到一个稀疏线性组合,以近似表示目标形状。 \mathbf{Q} 可表示为

$$\mathbf{Q} = \mathbf{D}\mathbf{x} \in \mathbf{R}^L, \quad (1)$$

式中 $\mathbf{x} = [x_1 x_2 \cdots x_N]^T$ 表示稀疏系数,稀疏表示模型可表示为

$$\min_{\mathbf{x} \in \mathbf{R}^{N \times 1}} \|\mathbf{x}\|_0 \text{ s.t. } \|\mathbf{D}\mathbf{x} - \mathbf{Q}\|_2 \leq \varepsilon. \quad (2)$$

在实际识别分割过程中,目标形状与形状字典中的元素存在一定差异, ε 表示为稀疏表示的误差; $\|\mathbf{x}\|_0$ 为向量 \mathbf{x} 的 L_0 范数,定义为向量 \mathbf{x} 的非零元素个数,即寻找尽量少的字典元素表示 \mathbf{Q} 。然而, L_0 范数的非凸性导致(2)式的求解成为 NP(non-deterministic polynomial) 困难问题。对于该类问题,目前的主要求解方法为贪婪法和凸松弛算法等。贪婪算法可能出现陷入局部极小值的情况,因此这里采用凸松弛法,即利用高阶范数替代 L_0 范数,在对目标进行稀疏时, L_1 范数是 L_0 范数的最优凸近似,Starck 等^[11]使用 L_1 范数代替 L_0 范数^[11],将(2)式的求解转化为

$$\min_{\mathbf{x} \in \mathbf{R}^{N \times 1}} \|\mathbf{x}\|_1 \text{ s.t. } \|\mathbf{D}\mathbf{x} - \mathbf{Q}\|_2 \leq \varepsilon. \quad (3)$$

显然,(3)式为凸优化问题,可利用线性规划算法对其进行求解。结合拉格朗日乘子法,可将(3)式以能量泛函的形式表示为^[7]

$$E_{\text{SSR}}(\mathbf{x}) = \|\mathbf{D}\mathbf{x} - \mathbf{Q}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{x}\|_1. \quad (4)$$

上述能量函数的第一项为形状约束项,第二项为稀疏约束项。其中 $\|\mathbf{D}\mathbf{x} - \mathbf{Q}\|_2^2$ 作为先验形状约束项对目标形状的分割与恢复有较好的作用,改善了图像因受干扰而导致的过分割和欠分割。

2.2 Chan-Vese 模型

几何活动轮廓模型和 Chan-Vese 模型是目前主流的指导主动轮廓演化的驱动项^[12-15]。形状特征主要由符号距离函数(SDF)隐含表示,可作为形状约束集成到水平集变分法中。

Chan-Vese 模型是在 Mumford-Shah 模型基础上发展起来的变分水平集方法^[13],可表示为

$$E_{\text{CV}}(C, c_+, c_-) = \mu \oint_C ds + \lambda_1 \int_{\Omega_1} |I(x) - c_+|^2 dx + \lambda_2 \int_{\Omega_2} |I(x) - c_-|^2 dx, \quad (5)$$

式中 $\mu, \lambda_1, \lambda_2$ 为能量项权重系数, $\mu \geq 0, \lambda_1 \geq 0, \lambda_2 \geq 0$; C 为水平集轮廓; c_+, c_- 分别为水平集内部和外部的平均灰度; $I(x)$ 为原始图像; Ω_1, Ω_2 为 $I(x)$ 的定义域。为方便分割模型的实际应用,结合水平集理论可推导出偏微分方程:

$$E_{\text{CV}}(I, \phi, c_+, c_-) = \mu \int_{\Omega} \delta(\phi) |\nabla \phi| dx dy + \lambda_1 \int_{\Omega} |I(x) - c_+|^2 H(\phi) dx dy + \lambda_2 \int_{\Omega} |I(x) - c_-|^2 [1 - H(\phi)] dx dy, \quad (6)$$

式中 Ω 为原始图像 $I(x)$ 的定义域, ϕ 是以 SDF 表示的水平集, $\delta(\phi)$ 为 Dirac 函数, $H(\phi)$ 为 Heaviside 函数。将 Chan-Vese 模型加入到稀疏表示能量泛函中, 将其作为形状轮廓演化驱动, 可得

$$E_{\text{SSR}}(x) = \| \mathbf{D}\mathbf{x} - \mathbf{Q} \|_2^2 + \lambda \| \mathbf{x} \|_1 + \omega E_{\text{CV}}, \quad (7)$$

式中 ω 为权重系数。

2.3 局部先验形状分割模型

在有限样本的情况下, 尽管字典形状与目标部分相似, 但往往不足以表示目标形状。因此, 提出在利用全局形状对识别目标进行总体表示的基础上, 利用形状字典的局部信息对形状目标进行进一步的局部表示。

为实现上述目标, 在(7)式中增加了局部形状表示项和局部稀疏约束项, 并将能量函数改写为

$$E(x, n) = \| \mathbf{D}\mathbf{x} - \mathbf{Q} \|_2^2 + \alpha \left\| \sum_{i=1}^n D \cdot M_i \mathbf{y} - \mathbf{Q} \right\|_2^2 + \beta_1 \| \mathbf{x} \|_1 + \beta_2 \| \mathbf{y} \|_1 + \omega E_{\text{CV}}, \quad (8)$$

式中 α, β_1, β_2 为各项的权重系数, M_i 为掩模矩阵用

于提取字典中图像的局部形状, \mathbf{x}, \mathbf{y} 为稀疏系数。通常, 基于先验形状的分割模型都由上述能量泛函及数据驱动项组成。

上述模型整合了先验形状知识和视觉信息, 首先利用驱动项进行分割, 再利用先验形状作为顶层约束, 防止分割陷入图像信息的局部极小值。相对于 ESC (explicit shape-constrained MRF-based contour)^[6] 和 SSC^[7] 等模型, 所提模型对先验形状的局部信息进行了进一步的挖掘, 在样本量有限的情况下扩大了先验形状的适用范围。

3 实验

3.1 验证实验

首先使用 MPEG7_CE-Shape-1 Part B 数据集^[16]中的“骨头”作为示例, 先对所有图像进行归一化处理。图 1 为实验使用的先验形状, 图 2 中目标形状和先验形状存在部分相似, 当处理目标存在遮挡、黏连等情况时, 图 1 中的先验形状能够对分割起到约束作用, 防止过分割或欠分割的情况发生。

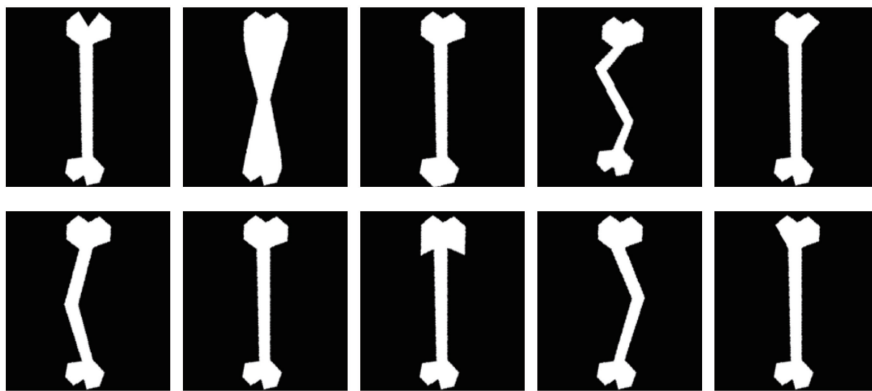


图 1 所有先验形状

Fig. 1 All prior shapes

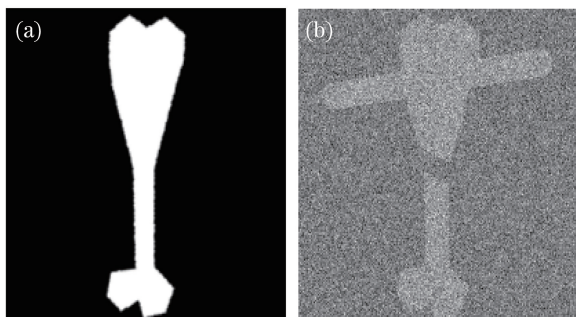


图 2 骨头原图。(a)归一化原图;

(b)加入高斯白噪声和遮挡的图像

Fig. 2 Original figure of bone. (a) Normalized original figure; (b) figure with Gaussian white noise and occlusion

实验中, 图 2 所示的“骨头”原图被加入了高斯白噪声 $N(0, 0.5)$ 、缺损、黏连等干扰因素。图 3(a) 为演化的初始轮廓。首先基于图像信息进行演化, 在无先验形状指导分割的情况下, 上述干扰将严重影响目标的完整性和独立性, 出现欠分割或过分割的情况, 如图 3(b) 所示。图 3(c) 中的先验形状开始对形状进行约束, 不属于“骨头”的部分逐渐被排除, 缺失部分逐渐补齐。在被测目标并未直接存在于先验形状字典中的情况下, 所提模型能够较好地提取先验形状中的局部形状信息, 并对分割进行指导。主动轮廓演化和稀疏系数的迭代同时进行, 加快了图像分割的速度。

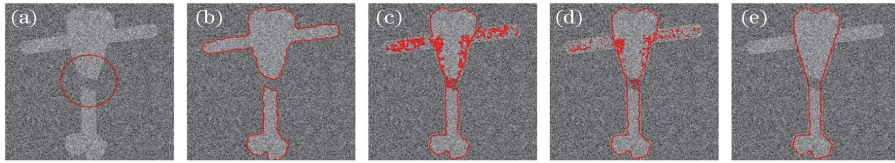


图3 所提模型的分割过程。(a)初始轮廓;(b)~(e)演化过程

Fig. 3 Segmentation process of proposed model. (a) Original contour; (b)-(e) evolution processing

3.2 肾脏分割实验

对所提模型在 MedPix Medical Image Database^[17]上进行了验证,所有的先验形状均为专业医生手动分割,取数据集中的 120 个样本作为先验形状集(图 4),其余 64 个样本作为测试样本集,进行分割实验。

首先,对形状字典进行了平面相似(尺度、位移、旋转)变换,对字典进行扩充,以适应目标形状的特

征。根据肝脏形状的特点,实验使用以肝脏先验形状为中心、三块角度为 120°的扇形掩模对字典形状局部区域进行提取。

图 5 为一例肾脏的稀疏系数以及分割结果,使用梯度下降法进行稀疏系数的求解。模型最终从字典中获取了 3 个先验形状以表示目标形状,并引导分割工作,成功提取了肾脏器官,避免了肾脏边缘的黏连问题。



图4 部分先验形状

Fig. 4 Partial prior shapes

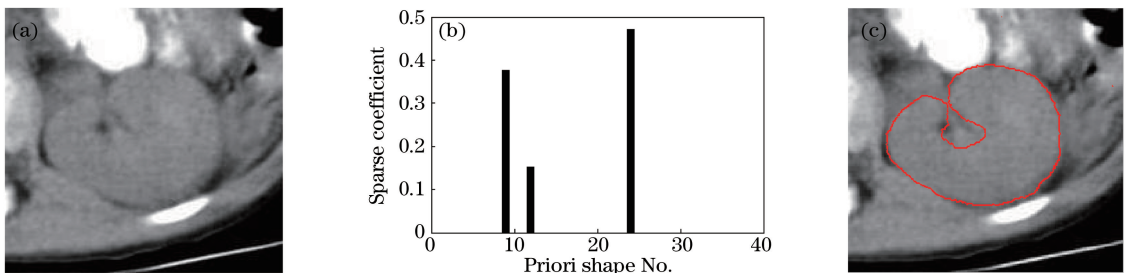


图5 (a)肾脏的原始图片;(b)稀疏系数;(c)分割结果

Fig. 5 (a) Original figure of kidney; (b) sparse coefficient; (c) segmentation result

为定量评价所提模型的分割效果,利用 Dice 系数 $S^{[18]}$ 和相对误差 E_R 进行分割精度计算,二者可分别表示为

$$S = \frac{2|X \cap Y|}{|X| + |Y|}, \quad (9)$$

$$E_R = \frac{|Y - X|}{X}, \quad (10)$$

式中 X 为手动分割区域, Y 为所提模型的分割区域。分割结果如表 1 所示。

表1 3种实验方法对肾脏的分割结果

Table 1 Segmentation results of three methods for kidney

Method	S	E_R
Chan-Vese	0.824	0.423
ESC	0.862	0.320
Proposed method	0.943	0.122

图 6 中的 4 组实验结果表明,所提模型在医学图像分割方面有较好的适用性。图 6(a)为肾脏的原始图像。利用 Chan-Vese 模型并基于图像信息进行分割,在背景灰度与目标相似的情况下,分割过程将严重受到背景的影响,分割结果如图 6(b)所示。基于 ESC 模型并利用先验形状,排除了部分干扰,但在有限字典的情况下,目标形状并不能较好地表达,分割结果如图 6(c)所示。所提模型在分割的过程中,从多个先验形状提取了特征,能够在样本量有限的情况下,对图像进行目标提取和分割,分割结果更接近实际目标,如图 6(d)所示。

3.3 肝脏图像分割

针对小样本形状字典的局部表达问题,姚劲草^[19]提出了基于映射字典群的变分稀疏分割目标(DG-

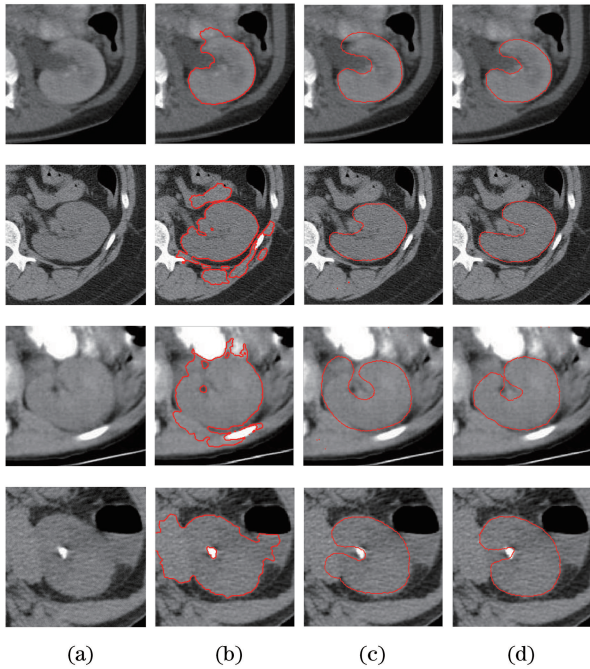


图6 分割结果。(a)肾脏的原始图像;

(b) Chan-Vese 模型;(c) ESC 模型;(d)所提模型

Fig. 6 Segmentation results. (a) Original image of the

kidney; (b) Chan-Vese model; (c) ESC model;

(d) proposed model

SSR),针对目标的局部描述问题进行了改善,通过对数极坐标对先验形状的分解组合实现字典的扩展,提高了先验形状的表达能。然而,利用该模型进行计算时,每次计算均需对目标单独建模,而所提模型只需建模一次即可进行多次计算。使用肝脏计算机断层扫描(CT)图对 DG-SSR 及所提模型进行测试,根据肝脏形状的特点,实验使用以肝脏先验形状为中心的 4 块角度为 90° 的扇形掩模,分割结果如图 7 所示。

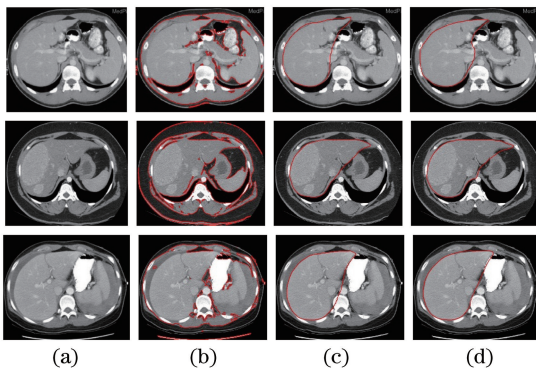


图7 分割结果。(a)肝脏的原始图像;(b) Chan-Vese 模型;

(c) DG-SSR 模型;(d)所提模型

Fig. 7 Segmentation results. (a) Original image of the liver;

(b) Chan-Vese model; (c) DG-SSR model;

(d) proposed model

图 7(a)为肝脏的原始图像,图 7(b)~(d)为不同方法的图像分割结果。可以看出,目标较大时易受到全局图像的影响,采用 Chan-Vese 模型很难单独辨别目标区域。DG-SSR 模型对肝脏的分割起到较好的约束作用,但未对局部稀疏系数进行单独约束,先验形状的稀疏性难以保证,对目标分割的指导也将受到影响。所提模型对局部形状的应变能力较强,分割细节也更接近实际目标。3 种实验方法的定量分割结果如表 2 所示。

表 2 3 种实验方法对肝脏的分割结果

Table 2 Segmentation results of three methods for liver

Method	S	E_R
Chan-Vese	—	—
DG-SSR	0.887	0.127
Proposed method	0.905	0.105

4 结 论

针对肾脏 CT 图像边缘模糊、器官黏连等导致的无法精确分割图像的问题,提出了一种基于局部先验形状稀疏表示的分割模型。首先,利用活动轮廓模型勾勒出目标大致形状;然后对稀疏字典中的元素进行平面相似变换,以扩充字典元素;使用梯度下降法对稀疏系数进行求解,结合先验形状和图像信息进行目标分割,实验验证了所提模型在肾脏分割方面的优越性,能够很好地处理肾脏图像边缘模糊的问题,提高分割精度。今后的工作中,将考虑基于核映射的方法改进算法的适用性。

参 考 文 献

- [1] Ding K, Weng G. Robust active contours for fast image segmentation [J]. Electronics Letters, 2016, 52(20): 1687-1688.
- [2] Lan H, Zhang L. Liver image segmentation algorithm based on the Snake model and optimized by watershed transformation [J]. Journal of Image & Graphics, 2012, 17(7): 873-879.
兰红, 张璐. 分水岭优化的 Snake 模型肝脏图像分割 [J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(7): 873-879.
- [3] Wang S K, Pan J X, Chen P. Adaptive segmentation algorithm for CT image sequence based on structure continuity as prior information [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2016, 53(11): 111006.
王苏恺, 潘晋孝, 陈平. 基于结构连续先验的 CT 图像序列自适应分割算法 [J]. 激光与光电子学进展, 2016, 53(11): 111006.
- [4] Chen F, Yu H, Hu R. Shape sparse representation

- for joint object classification and segmentation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(3): 992-1004.
- [5] Chen Y, Thiruvankadam S, Huang F, *et al.* On the incorporation of shape priors into geometric active contours[C]. IEEE Workshop on Variational and Level Set Methods in Computer Vision, 2017: 145-152.
- [6] Chittajallu D R, Paragios N, Kakadiaris I A. An explicit shape-constrained MRF-based contour evolution method for 2-D medical image segmentation [J]. IEEE Journal of Biomedical & Health Informatics, 2014, 18(1): 120-129.
- [7] Metaxas D N, Zhang S. Towards robust and effective shape prior modeling: sparse shape composition[J]. Medical Image Analysis, 2012, 16(1): 265-277.
- [8] Wang G, Zhang S, Xie H, *et al.* A homotopy-based sparse representation for fast and accurate shape prior modeling in liver surgical planning[J]. Medical Image Analysis, 2015, 19(1): 176.
- [9] Zhang S, Zhan Y, Metaxas D N. Deformable segmentation via sparse representation and dictionary learning[J]. Medical Image Analysis, 2012, 16(7): 1385-1396.
- [10] Alshakhli S D S, Yang M Y, Rosenhahn B. Automatic 3D liver segmentation using sparse representation of global and local image information via level set formulation [J]. Computer Science, 2015: arXiv:1508.01521.
- [11] Starck J L, Elad M, Donoho D L. Image decomposition via the combination of sparse representations and a variational approach[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(10): 1570-1582.
- [12] Yao J, Yu H. Implicit sparse shape representation: a unified framework for object segmentation and recognition [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2012: 1.
- [13] Chan T F, Vese L A. Active contours without edges [M]. New Jersey: IEEE Press, 2001.
- [14] Xie Z N, Zheng D, Chen J Y, *et al.* A Tumor segmentation method of improved Chan-Vese model for liver cancer ablation computed tomography image [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2017, 54(2): 021702.
谢志南, 郑东, 陈嘉耀, 等. 改进 Chan-Vese 模型的肝癌消融 CT 图像肿块分割方法[J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(2): 021702.
- [15] Zhao F Z, Liang H Y, Wu X L, *et al.* Active contour segmentation model based on local and global Gaussian fitting [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2017, 54(5): 051006.
赵方珍, 梁海英, 巫湘林, 等. 基于局部和全局高斯拟合的主动轮廓分割模型[J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(5): 051006.
- [16] The MPEG-7 CE-Shape-1 Part B. <http://mpeg.chiariglione.org/>.
- [17] MedPix Medical Image Database. <https://medpix.nlm.nih.gov/home>.
- [18] Dice L R. Measures of the amount of ecologic association between species [J]. Ecology, 1945, 26(3): 297-302.
- [19] Yao J C. Research on shape-prior-based variational sparse segmentation model[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2017.
姚劲草. 基于先验形状的变分稀疏分割模型研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2017.