

# 基于多尺度稀疏表示分割肾上腺肿瘤 CT 图像\*

柴汉超<sup>1</sup>, 郭 翌<sup>1</sup>, 汪源源<sup>1</sup>, 曹万里<sup>2</sup>, 孙福康<sup>2</sup>

(1. 复旦大学电子工程系 上海 200433; 2. 上海交通大学医学院附属瑞金医院泌尿外科 上海 200025)

**摘要:**肾上腺肿瘤的形态和肿瘤内统计信息是两个主要的临床诊断依据。本文提出了一种基于多尺度稀疏表示的肾上腺肿瘤自动分割方法。首先,利用多尺度稀疏表示和区域生长方法获取肿瘤初始轮廓。随后利用基于局部区域的水平集方法完成对肿瘤的分割。本方法与传统的手工勾勒初始轮廓、单字典自动获取初始轮廓,再用同样的水平集分割这两种方法比较。实验表明本方法分割结果更为准确。该方法提高了肾上腺肿瘤分割的自动化程度,可以为医生获取诊断信息提供更加便利的手段。

**关键词:**自动分割;肾上腺肿瘤;多尺度稀疏表示

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 310.61

## Segmentation of adrenal tumor in CT images based on multi-scale sparse representation

Chai Hanchao<sup>1</sup>, Guo Yi<sup>1</sup>, Wang Yuanyuan<sup>1</sup>, Cao Wanli<sup>2</sup>, Sun Fukang<sup>2</sup>

(1. Department of Electronic Engineering, Fudan University, Shanghai 200433, China;

2. Department of Urology, Ruijin Hospital, Shanghai Jiaotong University School of Medicine, Shanghai 200025, China)

**Abstract:** The shape and intratumoral statistical information of the adrenal tumor are two main bases in the diagnosis procedure. In this paper, a novel automatic segmentation method based on the multi-scale sparse representation is proposed. Firstly, the initial contour of the tumor is extracted by utilizing multi-scale sparse representation and region growing method. Then a localized region-based level set method (LRLSM) is deployed to finish the segmentation. This method is compared with two other strategies. One applies manually delineated ellipsoidal initial contour to the LRLSM, and the other applies automatically extracted initial contour with single dictionary to the LRLSM. The experimental results indicated that the proposed method provided more accuracy segmentation. This method improves the automaticity of the adrenal tumor segmentation and can help the doctor obtain the diagnosis information more easily.

**Keywords:** automatic segmentation; adrenal tumor; multi-scale sparse representation

## 1 引言

肾上腺肿瘤会影响肾上腺激素分泌,从而导致严重的心血管疾病。计算机断层(computed tomography, CT)成像凭借其优秀的密度分辨率在临床诊断中得到广泛的应用。CT图像中肿瘤的形态与肿瘤区域内CT值统计信息是两类主要的诊断信息<sup>[1]</sup>,两者都需要对肿瘤有准确的分割。人工分割肿瘤CT图像依赖于医生的临床经验,比较费时,可重复性差。计算机辅助分割方法中,水平集方法因其灵活多变的能量函数能够适应模糊边界和复杂形状的分割<sup>[2-5]</sup>。而基于局部区域的水平集方法(localized

region-based level set method, RLSE)<sup>[6]</sup>在能量函数中引入了局部统计信息,进一步提高了对边界的敏感性。然而水平集方法需要有一人工给定的初始轮廓,且对初始轮廓的准确性很敏感。<sup>[7]</sup>

近几年,稀疏表示被证明是图像处理中十分强大的工具,被广泛应用于图像的滤波、超分辨率重建和压缩感知等问题中<sup>[8-11]</sup>。在CT图像分割中,多尺度的稀疏表示也有不俗的表现。它利用小尺度稀疏表示分辨率高和大尺度稀疏表示信息量丰富这两个特性,能准确地辨别分割目标边界区域,识别目标轮廓<sup>[12-13]</sup>。

本文以图像分块处理的思想提出了一种基于多尺度稀疏表示的肾上腺肿瘤自动分割方法。首先,选择不同

\* 基金项目:国家自然科学基金(61401102)、上海市科委扬帆计划(14YF1400300)资助项目

尺寸包含肿瘤边界的图像块分别作为  $K$  均值聚类奇异值分解 (k-means singular value decomposition, KSVD) 算法<sup>[14]</sup>的训练样本,以获取 3 个对肿瘤边界敏感的字典。再用训练所得字典下,待分割 CT 图像的图像块稀疏表示结果来识别图像块是否包含肿瘤边界。随后,利用区域生长方法获得肿瘤的粗略轮廓。最后将该粗略轮廓作为水平集分割的初始轮廓,即可获得肿瘤的最终分割结果。

2 分割方法

2.1 字典训练

稀疏表示可以看作如下优化问题:

$$\min_{D,X} \|Y - DX\|_2^2 \quad \text{s. t.} \quad \|x_i\|_0 \leq T_0 \quad \forall i \quad (1)$$

式中: $Y$ 是训练样本的集合, $D$ 是过完备的字典, $X$ 是稀疏表示的系数向量 $x_i$ 的集合, $T_0$ 是稀疏度。 $\|\cdot\|_2$ 和 $\|\cdot\|_0$ 分别是 $\ell^2$ -范数和 $\ell^0$ -范数。约束条件 $\|x_i\|_0 \leq T_0$ 表示式(1)要在 $x_i$ 非0元素尽量少的前提下,找到合适的 $D$ 与 $X$ ,令 $\|Y - DX\|_2^2$ 取到最小。

由于式(1)的求解是一个 NP-Hard 的问题,一般需要通过先固定 $D$ 与 $X$ 中的其中一个去求解另一个,如此反复迭代得到最终解。KSVD 算法就是一种经典的迭代获取字典的方法,它分为稀疏编码与字典更新两步。稀疏编码阶段,可以利用正交匹配追踪算法 (orthogonal matching pursuit, OMP)<sup>[15]</sup>求解 $X$ ;字典更新阶段,利用奇异值分解方法更新 $D$ 。两步骤依次迭代直至式(1)收敛,训练即完成。

为了使训练所得的字典能够尽量区分包含肿瘤边界与不包含肿瘤边界的图像块,本文仅选取包含边界的图像块作为训练样本,以获得一个对边界敏感的字典。例如,图1中色块1~3是3个包含边界的图像块,而色块4~6是3个不包含边界的匀质图像块。

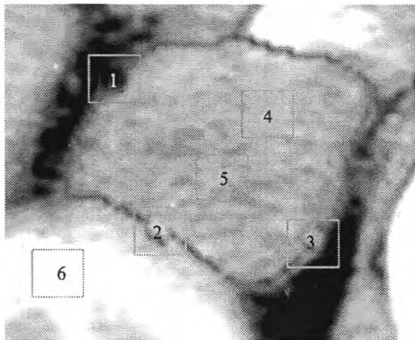


图1 肾上腺肿瘤(圈为肿瘤轮廓)。

Fig.1 The adrenal tumor (The contour of tumor is in circle)

图2给出了训练后字典对图1中的6个图像块做稀疏表示的结果。可以看出,两类图像块在第一个系数的大小上就有很明显的差异,边界块均大于0.4,匀质块均小于0.2。

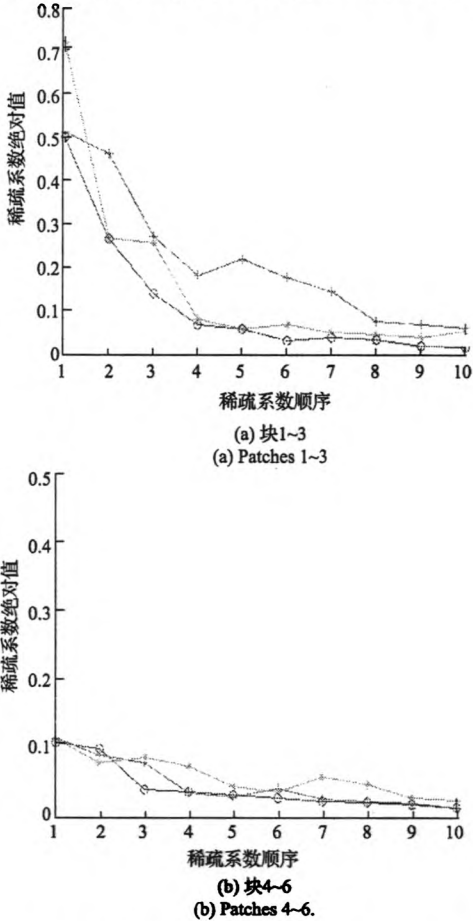


图2 图1中6个5×5样本块在训练所得字典下的稀疏系数

Fig.2 Sparse coefficients of six 5×5 example patches in Fig.1 by using the trained dictionary

利用上述方法,可以选择3×3、5×5和7×7三种尺度的图像块作为训练样本,分别用KSVD的方法训练出三个大小分别为9×36、25×100和49×196的字典。

2.2 肿瘤分割

对于一幅CT图像,在选取了包含肾上腺肿瘤的感兴趣区域(region of interest, ROI)之后,对于ROI内的每一个像素点,分别以该像素点为中心,取3×3、5×5和7×7三个尺度的图像块,计算各自尺度对应字典下的稀疏系数,可以得到三组稀疏系数。取每组稀疏系数的第一个值,用阈值判断的方法判断该像素点对应的图像块是否为边界块。若稀疏系数的第一个值大于阈值,则为边界块;反之则为匀质块。当3个尺度的图像块中有超过两个被判断为边界块,则该像素点的值用逻辑1代替;反

之则用逻辑 0 代替,如图 3 所示。

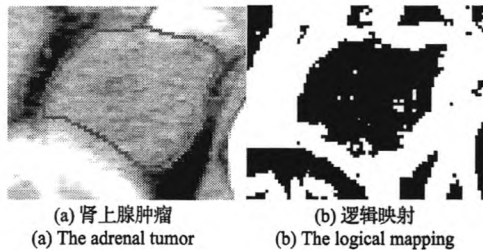


图 3 肾上腺肿瘤与其逻辑映射  
Fig. 3 The adrenal tumor and its logical mapping

这样得到的逻辑映射经过简单的形态学操作和区域生长方法,即可获得肾上腺肿瘤的粗略轮廓。

将该粗略轮廓作为 LRLSM<sup>[6]</sup> 的初始轮廓,使用该水平集的方法分割,就能获得最终的分割结果。

3 实验与结果

3.1 实验方法

在字典训练过程中,3×3、5×5 和 7×7 三种尺度都使用 900 幅包含边界的图像块作为训练样本,分别获得 9×36、25×100 和 49×196 共 3 个过完备字典。经过实验统计,每个字典判断图像是否为边界块的阈值分别为 0.12、0.3 和 0.38。

在分割阶段总共对 30 幅 CT 图像的 ROI 做了自动化分割,并与手工勾勒椭圆初始轮廓的传统方法和单字典自动提取初始轮廓的方法进行了比较。

作为例子,图 4 展示了一组分割结果,其中金标准为医生手工勾勒的肿瘤轮廓。

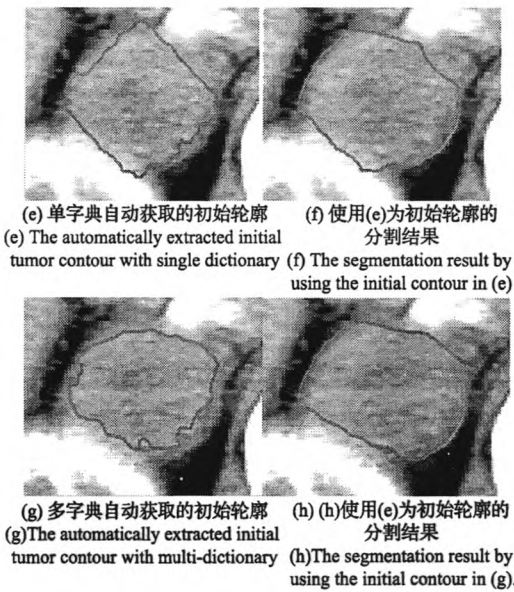
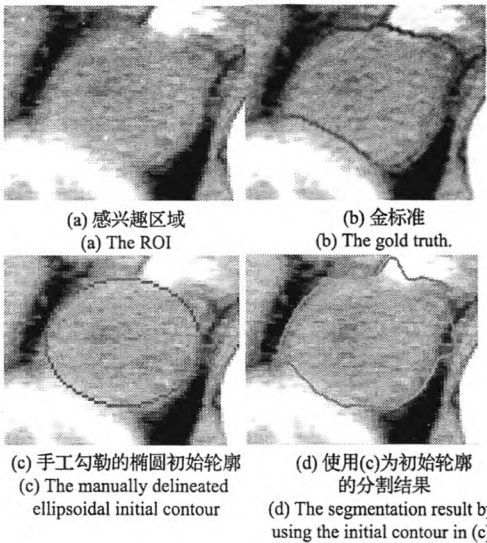


图 4 分割结果。  
Fig. 4 The segmentation results.

3.2 评价指标

选择分割准确率 (accuracy, AC) 与平均绝对距离 (mean absolute deviation, MAD) 两个参数对 3.1 中的 3 种方法进行评估:

$$AC = \frac{TP + (1 - FP)}{2} \times 100\%$$
 (2)

其中 TP 和 FP 分别为真阳性与假阳性。

$$A = \{a_i | i = 1, \dots, K\}; M = \{m_n | n = 1, \dots, N\}$$
 (3)

$$MAD = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K d(a_i, M)$$
 (4)

式中: A 和 M 分别为肿瘤分割结果与金标准轮廓的点集合。d (a<sub>i</sub>, M) 为点 a<sub>i</sub> 到金标准轮廓的距离。

AC 越接近于 1, 分割效果越好; 而 MAD 越小, 则说明分割结果与金标准越接近。

两个参数的统计结果见表 1。

表 1 两种方法的平均评价参数

Table 1 Average evaluation indexes of two methods

	AC ± std (%)	MAD ± std
手工描绘初始轮廓	87.75 ± 4.74	1.31 ± 0.52
单字典自动获取初始轮廓	90.31 ± 2.97	1.00 ± 0.32
多字典自动获取初始轮廓	91.20 ± 2.95	0.93 ± 0.30

可以看到, 无论是 AC 还是 MAD, 本文提出的方法都有更加优异的表现, 且两个评价指标的标准差也是本文方法的最小, 说明此方法是稳定的。

## 4 结 论

本文提出了一种基于多尺度字典的肾上腺肿瘤CT图像的分割方法。这种方法能够高效地获得肿瘤的精确分割结果。实验结果证明了该方法的有效性和可靠性。该方法提高了肾上腺肿瘤分割的自动化程度,可以为医生获取诊断信息提供更加便利的手段。

## 参考文献

- [1] HALEFOGLU A M, BAS N, YASAR A, et al. Differentiation of adrenal adenomas from nonadenomas using CT histogram analysis method: a prospective study [J]. *European Journal of Radiology*, 2010, 73(3):643-651.
- [2] FARAG A A, ELMUNIM H A, GRAHAM J H, et al. A novel approach for lung nodules segmentation in chest CT using level sets [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(12):5202-5213.
- [3] ZIDAN A, GHALI N I, HASSAMEN A E, et al. Level set-based CT liver image segmentation with watershed and artificial neural networks [C]. 12<sup>th</sup> International Conference on Hybrid Intelligent Systems, 2012, 96-102.
- [4] HUANG X, DIONE D P, COMPAS C B. Contour tracking in echocardiographic sequences via sparse representation and dictionary learning [J]. *Medical Image Analysis*, 2014, 18(2):252-271.
- [5] 瞻曙, 李敏, 徐甲甲, 等. 局域化互信息度量的ACM下医学图像的分割[J]. *电子测量与仪器学报*, 2013, 27(4):340-346.  
ZHAN SH, LI M, X J J, et al. Medical image segmentation based on ACM of localized mutual information [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrument*, 2013, 27(4):340-346.
- [6] LANKTON S, TANNENBAUM A. Localizing region-based active contours [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2008, 17(11):2029-2039.
- [7] 王玉, 王宏, 康雁. CT影像中一种基于知识的脊髓自动提取方法[J]. *仪器仪表学报*, 2013, 34(6):1365-1373.  
WANG Y, WANG H, KANG Y. Knowledge-based automatic extraction method of spinal cord in CT images [J]. *Chinise Journal of Scientific Instrument*, 2013, 34(6):1365-1373.
- [8] YANG J, WRIGHT J, HUANG T S, et al. Image super-resolution via sparse representation [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(11):2861-2873.
- [9] YU G, SAPIRO G, MALLAT S. Solving inverse problems with piecewise linear estimators from gaussian mixture models to structured sparsity [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(5):2481-2499.
- [10] WANG G, BRESLER Y, NTZIACHRISTOS V. Compressive sensing for biomedical imaging [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2011, 30(5):1013-1016.
- [11] 谭龙, 何改云, 潘静, 等. 基于近似零范数的稀疏核主成分算法[J]. *电子测量技术*, 2013, 36(9):27-30.  
TAN L, HE G Y, PAN J, et al. Sparse kernel principle component algorithm based on an approximate zero norm [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2013, 36(9):27-30.
- [12] LIAO S, GAO Y, 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.
- [13] 王小玉, 陈德运, 冉起. 基于内容的双字典学习及稀疏表示的图像重构[J]. *仪器仪表学报*, 2013, 34(8):1690-1695.  
WANG X Y, CHEN D Y, RAN Q. Image super-resolution reconstruction with content based dual-dictionary learning and sparse representation [J]. *Chinise Journal of Scientific Instrument*, 2013, 34(8):1690-1695.
- [14] AHARON M, ELAD M, A. BRUCKSTEIN. K-SVD: an algorithm for designing overcomplete dictionaries for sparse representation [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2006, 54(11):4311-4322.
- [15] PATI Y C, REZAIIFAR R, KRISHNAPRASAD P S. Orthogonal matching pursuit: Recursive function approximation with applications to wavelet decomposition [C]. 27<sup>th</sup> Asilomar Conference on Signals, System and Computers, 1995, 40-44.

## 作者简介



柴汉超,于2013年复旦大学获得学士学位,现为复旦大学电子工程系研究生,主要研究方向为医学图像处理。

E-mail:13210720111@fudan.com

Chai Hanchao received his B. Sc. degree in 2013 from Fudan University. Now he is studying in the Department of Electronic Engineering at Fudan University for the master's degree. His main research interest is medical image processing.