

基于图割和水平集的肾脏医学图像分割

时永刚 谭继双 刘志文

(北京理工大学信息与电子学院 北京 100081)

摘要 肾脏医学图像分割是医学图像分析和非侵入式计算机辅助诊断系统中的关键步骤。从CT、MRI图像中分割出肾脏及肾皮质,计算其体积和皮质厚度等信息,有助于评估肾脏的功能,从而制定相应的治疗方案。根据肾脏序列图像相邻切片之间结构灰度分布的相似性,提出了一种基于图割和水平集方法的自动肾脏及肾皮质分割方法。选取皮质区域具有足够对比度和清晰度的切片为初始参考图像,使用霍夫森林算法检测肾脏区域,对前景、背景进行均值聚类以估计其灰度分布,获取图割模型能量函数,分割出肾脏整体;通过形态学处理得到相邻切片肾脏的分割候选区域,重复上述分割。以此初步分割结果作为水平集方法的初始轮廓,进一步分割得到三维的肾脏整体和肾皮质区域。实验结果表明,基于图割和水平集的肾脏分割方法能够比较准确地分割出肾脏及肾皮质。

关键词 医学图像分割,肾皮质,图割,水平集方法

中图分类号 TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.7.053

Renal Cortex Segmentation Using Graph Cuts and Level Sets

SHI Yong-gang TAN Ji-shuang LIU Zhi-wen

(School of Information and Electronics, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

Abstract Kidney segmentation is the key step for medical image analysis and non-invasive computer aided diagnosis. The region of kidney and renal cortex are extracted in order to compute the volume and thickness of the cortex. These measurements are used to assess the renal function and design the treatment planning. Based on the similarity between the consecutive slices of three dimensional renal image, an automatic kidney and renal cortex segmentation algorithm with graph cuts and level sets was proposed in this paper. The slice with enough intensity contrast and high definition is taken as the initial reference. Hough forest is applied in detecting the region of kidney to estimate its intensity distribution and acquire the energy function for the kidney segmentation. Then, mathematical morphology is used to achieve the rough contour of next slices. Based on the initial segmentation result, the initial contours are positioned and the level sets are used to partition the renal cortex. This processing will be continued until all sliced is segmented. The test results show that the proposed algorithm is effective to segment the kidney and renal cortex.

Keywords Medical image segmentation, Renal cortex, Graph cuts, Level sets

1 引言

肾脏是人体重要的代谢器官,对废物排泄和维护人体代谢平衡起着重要作用。肾脏功能主要由构成肾皮质的肾单位实现,肾脏的大小、形态及皮质厚度、体积反映肾脏本身的生理和病理状态,许多疾病均可导致肾脏大小及皮质厚度发生改变。目前腹部增强CT、MRI检查在临床工作中已相当普及,肾脏医学图像是医生诊断肾脏疾病的重要参考依据。肾脏图像分割在临床医学图像分析和非侵入式计算机辅助诊断中有着非常重要的意义^[1],在肾脏功能分析和肾病诊治方面具有重要的临床价值。

现阶段,肾脏图像分割处理主要面临两方面的问题或困难:1)大多数肾脏分割算法只分割出肾脏整体,对肾脏内部结构的分割比较少,如肾皮质分割等;2)图像获取过程中引入的噪声,以及肾皮质形状复杂的特点,如肾盂的半封闭性、毗邻器官之间的弱边界性和肾皮质、肾髓质之间的灰度相似性,与输尿管、血管、肾盂等区域区分度低,给肾脏及肾皮质的分割带来挑战^[2]。

近年来,针对上述问题,研究人员提出了一些新的方法。Rudra改进传统Graph cuts算法,在能量函数中增加连通约束项,以解决低对比度MR图像的肾脏分割问题,虽然能获得较好的分割效果,但仍需要人工交互以增加拓朴性^[3]。

到稿日期:2015-06-06 返修日期:2015-09-05 本文受国家自然科学基金项目(60971133,61271112)资助。

时永刚(1969-),男,副教授,硕士生导师,主要研究方向为医学图像处理,E-mail:ygshi@bit.edu.cn;谭继双(1990-),男,硕士,主要研究方向为医学图像分割;刘志文(1962-),男,教授,博士生导师,主要研究方向为医学信号与图像处理、多传感器阵列信号处理、可穿戴智能医学电子信息系统与技术。

Cuingnet 为免除人工交互,实现全自动分割,用随机森林算法检测肾脏区域,结合隐式模板形变算法实现肾脏分割^[4]。Li 提出的自动分割肾皮质方法将肾皮质分割转化为多表面提取问题,用隐式形状配准方法初始定位肾脏区域,在新提出的图构造方案下,通过最优表面搜索技术实现肾皮质内外表面的同时提取,最后对结果进行进一步优化,去除肾皮质周围的误分割点^[2]。文献[5]用训练集构建主动外观模型,通过 live wire 技术来初始化肾脏的位置和形状,最后用 graph cuts 分割出肾脏及皮质。文献[1]将活动轮廓模型和 Chan-Vese 模型结合,提出新的图割方法优化能量函数,得到肾脏边界。该方法针对整体肾脏分割取得了较好的效果,但对肾脏内部皮质部分没有进一步分割。

为实现对肾脏、肾皮质等区域的分割,根据肾脏的功能和图像的特点,将肾皮质与肾柱视为同一结构,通过将 Graph cuts 与 Level sets 相结合,利用 Graph cuts 分割出肾脏,得到肾脏的外部轮廓,以此作为水平集方法的初始轮廓,进一步分割得到肾脏和肾皮质区域。

2 图割和水平集相关理论

2.1 图割

图割算法是将图像分割问题转化为能量函数最小化问题,根据定义的能量函数构建图,让图的割集的代价等价于给定的能量函数,通过求图的最大流,最小化给定的能量函数,实现最优图像分割。

在 MRF-MAP 模型下,图像分割问题可转化为在已知图像数据的条件下选取适当的分类使得后验概率最大,得到能量函数,即

$$E(x) = \lambda \sum_{p \in P} R_p(x_p) + \sum_{(p,q) \in N} V_{(p,q)}(x_p, x_q) \quad (1)$$

其中, $x = (x_1, x_2, \dots, x_p)$ 为二值向量, x_i 为像素点 i 的标号, $x_i = 0$ 为目标, $x_i = 1$ 为背景; 第一项 $R_p(x_p) = -\ln(P(I_p | x_p))$ 为数据项; 第二项 $V_{(p,q)}(x_p, x_q)$ 为平滑项,用以表述相邻像素点的不相似性。

将图像映射为加权图 $G=(V, E)$, V 表示图中的节点,即像素点、源点 s 和汇点 t ; E 是图中的边的集合,描述了相邻像素点之间、像素点与源点 s 之间、像素点与汇点 t 之间的关系; 边的权值 ω 表征像素点间的差异性,如像素点间的灰度、颜色和位置的差别^[6]。

一个 $s-t$ 割为 E 的子集 C , 即 $C \subseteq E$, 可将图 G 分为前景 S 和背景 T 。为获得最优分割,组合优化理论中每一个 $s-t$ 割集的代价用边的权值之和表示,即

$$c(S, T) = \sum_{i \in S, j \in T} \omega_{ij} \quad (2)$$

文献[6]证明了最大流最小割等价于能量函数最小化。

即

$$\min |c(S, T)| \propto \min E \quad (3)$$

传统图割算法需要人工标定某些像素为种子点,以区分前景点和背景点,并采用直方图模型对像素分布进行估计。当图像复杂时,根据种子点得到的直方图模型难以准确描述图像特征的分布,会影响分割结果的精度。

2.2 水平集方法

水平集方法的基本思想是将图像中边界所构成的闭合曲线隐含地表示为高一维空间中某一函数(称为水平集函数)的零水平集,通过水平集函数曲面的演化隐含地求解曲线的运动,通过求解演化方程,得到界面的形状。

令 Ω 为 R^2 的图像域,二维灰度图像为 $I: \Omega \rightarrow R$ 。在文献[7-9]中,通过寻求曲线 C 将图像 I 分成不相交的区域 $\Omega_1, \dots, \Omega_n$ 。在水平集方法中,曲线 C 可以表示成符号距离函数 $\phi: \Omega \rightarrow R$ 的零水平集,即 $C = \{x \in \Omega | \phi(x) = 0\}$ 。为得到演化曲线 C , 定义能量函数

$$\epsilon = \mu \mathcal{R}(\phi) + \epsilon_{ext} \quad (4)$$

其中, $\mu (\mu > 0)$ 为常数, $\mathcal{R}(\phi)$ 为水平集规则化项,用来避免重新初始化; ϵ_{ext} 为外部能量项,用来驱使曲线演化。

3 分割算法

针对肾脏图像中肾皮质形状复杂、肾皮质和肾髓质之间的灰度相似性,与输尿管、血管、肾盂等区域区分度低等特点,本文提出一种图割与水平集方法相结合的分割算法。首先对原始图像进行预处理,选取皮质区域对比度和清晰度高的切片图像作为参考图像,以便检测出更准确的肾脏轮廓。在此基础上,构建图割算法的边界项和区域项,得到图割算法的能量函数,应用最大流/最小割算法进行能量函数最小化,从背景区域分割出肾脏。以当前切片分割结果为基准,用形态学方法演化,得到相邻切片肾脏的候选分割区域,直至完成所有肾脏切片的分割。最后,针对所有切片,以肾脏边界为初始轮廓,用水平集方法对肾脏内部结构进行进一步分割,从而提取出肾皮质部分。图 1 示出肾脏及肾皮质的分割过程。

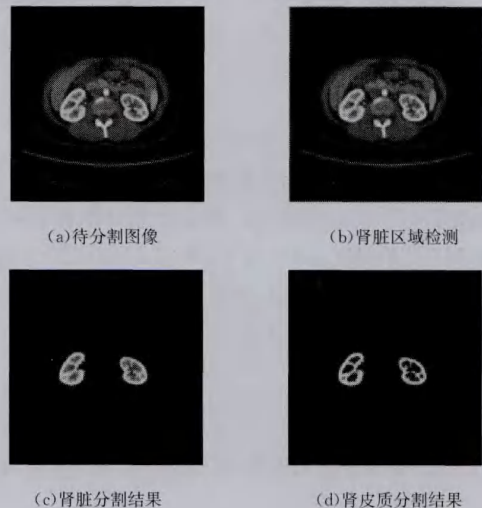


图 1 肾脏图像分割算法的流程

3.1 预处理

对原始图像进行预处理包含两方面内容: 1) 减少图像噪声、降低灰度不均匀性; 2) 检测肾脏区域。

首先对一些典型的图像滤波方法进行了比较,实验结果如图 2 所示。

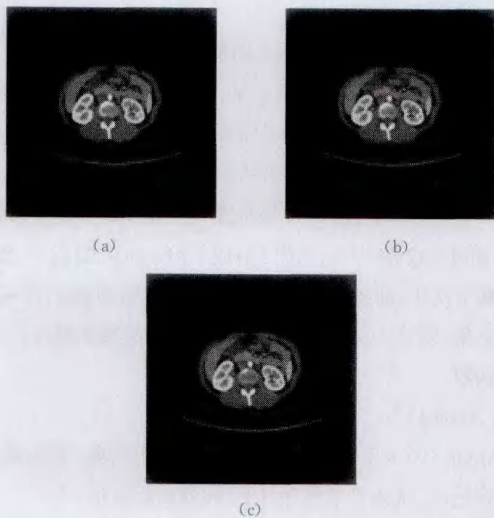


图2 不同滤波器的实验结果

图2中(a)为文献[10]所提算法的结果,(b)为文献[2]用到的非线性扩散滤波的结果,(c)为文献[11]中K-SVD用于降噪的结果。实验结果显示,各向异性扩散滤波、非线性扩散滤波和K-SVD滤波在减少噪声、降低灰度不均匀性等方面的处理效果依次增强;K-SVD滤波不仅降低了原图像的不均匀性,而且对肾脏区域进行了增强,但没有非线性扩散滤波效率高。通过折衷考虑,在后面的实验中选用了非线性扩散滤波。

为检测降噪处理后图像中的肾脏,本文应用霍夫森林对肾脏区域进行检测^[4,12],如图3所示。图3(a)中方框标示了左右肾脏所在的区域,图3(b)中两个亮点为图3(a)对应的左右肾脏区域中心点位置。



图3 肾脏区域检测

3.2 基于图割算法的肾脏分割模型

给定目标区域 O 和背景区域 B 的切片图像 I ,根据式(1),图割算法的能量函数中第一项和第二项可以分别表示为

$$\begin{cases} R_p("O") = -\log(P(I_p|O)) \\ R_p("B") = -\log(P(I_p|B)) \end{cases} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} V_{(p,q)}(x_p, x_q) &= B_{(p,q)} \cdot \delta(x_p \neq x_q) \\ &= \exp\left(-\frac{(I_p - I_q)^2}{2\sigma^2}\right) \cdot \frac{\delta(x_p \neq x_q)}{\text{dist}(p, q)} \end{aligned} \quad (6)$$

其中, $\text{dist}(p, q)$ 为 p, q 的距离,在本文中为相邻像素点的距离。

为更好地描述前景、背景区域内灰度分布,对 O, B 运用K均值聚类,并令

$$\begin{cases} P(I_p|O) = \frac{nF_k}{N_O} \left(\frac{1}{\sigma_{fk}} \exp\left(-\frac{(I_p - \mu_{fk})^2}{2\sigma_{fk}^2}\right)\right) \\ P(I_p|B) = \frac{nB_k}{N_B} \left(\frac{1}{\sigma_{bk}} \exp\left(-\frac{(I_p - \mu_{bk})^2}{2\sigma_{bk}^2}\right)\right) \end{cases} \quad (7)$$

其中, N_O, N_B 分别表示前景和背景中像素总的个数; nF_k ,

nB_k 分别表示第 k 簇前景、背景像素数目。 μ_{fk}, σ_{fk} 为第 k 簇前景点的均值和标准差, μ_{bk}, σ_{bk} 为第 k 簇背景点的均值和标准差。

将图像映射为图,图的节点与图像像素相对应,像素除了与相邻像素连接的边 $n-links$ 外,另设连接源 s 和汇点 t 的边 $t-links$ 。对图中边的权重按表1进行赋值,然后用最大流最小割最小化能量函数。

表1 图中边的权重分配

像素点 p	$\{p, s\}$	$\{p, t\}$
$p \in O$	K	0
$p \in B$	0	K
$p \notin O \cup B$	$R_p("O")$	$R_p("B")$

表1中, $K = 1 + \max_{q: (p,q) \in N} B_{(p,q)}$ 。

3.3 基于水平集算法的肾皮质分割模型

对于切片图像 I , 设其定义域为 Ω , 轮廓曲线 C 的长度 $L = \int_{\Omega} |\nabla H(\phi(x))| dx$, C 内外区域 Ω_1, Ω_2 灰度近似值分别为 $f_1(x), f_2(x)$ 。根据式(4),水平集方法能量泛函前后两项分别表示为:

$$\begin{aligned} \mathcal{R}(\phi) &= \frac{1}{2} \int_{\Omega} (|\nabla \phi| - 1)^2 dx \\ \epsilon_{ext}(\phi) &= \lambda_i \sum_{i=1}^2 \int_{\Omega_i} K(y-k) |I(y) - f_i(x)|^2 dx + \nu \int_{\Omega} |\nabla H(\phi(x))| dx + \alpha \int_{\Omega} (\phi - \phi_{prior})^2 (L+1)^2 dx \end{aligned} \quad (8)$$

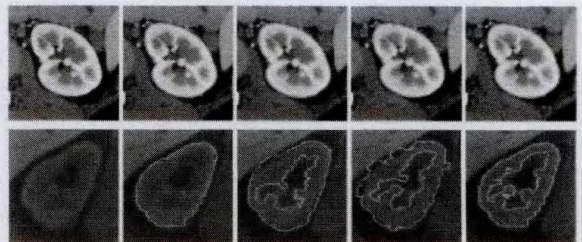
其中, λ, ν, α 为大于零的常数, H 为 Heaviside 函数, $K(u) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} \sigma^n} e^{-\frac{|u|^2}{2\sigma^2}}$, σ 为标准差。考虑相邻切片间肾脏轮廓形状的相似性,增加先验几何形状约束项 $\int_{\Omega} (\phi - \phi_{prior})^2 (L+1)^2 dx$, 其中 $L: \Omega \rightarrow \{-1, +1\}$, 在实际中区域 L 可用肾脏轮廓形态学膨胀算法得到。 ϕ_{prior} 为相邻切片间的几何形状。

为使演化曲线最终接近肾皮质边缘,实现过程中可应用梯度流下降法使能量函数最小化。

为使演化曲线最终接近肾皮质边缘,实现过程中可应用梯度流下降法使能量函数最小化。

4 实验结果与比较

临床上,在采集CT、MRI医学图像过程中,有时为使特定的器官或组织更清晰,需要口服或静脉注射一些造影剂物质。然而,造影剂在一定程度上会导致肾脏功能下降,对有潜在的肾脏问题或脱水现象的人尤其明显。为验证本文算法对增强图像、非增强图像的有效性,将其与其它分割方法进行比较,分割结果如图4所示。



(a)原始图像 (b)grabcut (c)growcut (d)文献[13] (e)本文方法

图4 不同分割方法的比较

在图4中选用增强CT图像和非增强CT图像,将本文算法与其它分割方法进行比较。第1行是增强CT图像,第2行是非增强图像。从第2列至第5列图像中白色曲线分别是 grabcut、growcut、文献[13]方法、本文算法的分割结果。grabcut 算法只能分割出肾脏整体,而无法分割出肾皮质部分,这是由它的原理决定的,该方法因为在实现时将矩形框内区域定位前景区域,估计得到的前景分布包含背景分布,所以无法分割皮质区域。growcut 虽然对增强CT图像能获得较好的分割结果,但是对于非增强图像,由于对比度低,肾皮质与髓质之间、肾皮质与背景之间不易区分,分割结果不理想,并且该方法还需要人工标记种子点。文献[13]提出的方法对增强CT图像的分割效果边界光滑,分水岭算法虽然提高了分割效果,但存在欠分割等问题,对非增强图像存在误分割。比较而言,本文算法能够较准确提取增强和非增强图像的肾脏及肾皮质组织。

CT图像能够提供精确的测量数据,但是病人需要暴露于电离辐射和口服或注射碘造影剂,这些有时是患者所禁忌的。MRI能够避免该类问题,提供了获取高质量三维图像并且不暴露在放射线下的其它选择。为评价本文算法对MRI图像的分割效果,分别对增强的MRI图像、MRI抑制图像和非增强图像进行了实验,分割结果如图5所示。图5中,第1行是原图像,图中矩形框为为肾脏大致区域;第2行是用图割算法得到的分割结果,除了第三列非增强图像外,剩余两类图像的分割结果在边界区域平滑,分割效果好;第3行是用水平集方法得到的肾皮质分割结果。第2列和第3列的分割结果显示,在肾皮质与肾髓质之间灰度差异小的情况下,本文算法仍能够提取出肾皮质区域。本文算法虽然能够从第3列非增强的图像背景中提取出肾脏及肾皮质区域,但分割结果不光滑,需要进一步研究改进的方法。

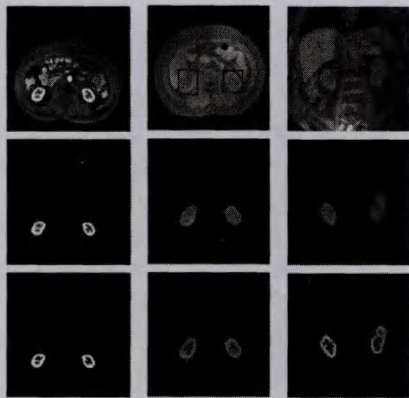


图5 MRI图像肾脏及肾皮质分割

接下来,选取一组包含194幅横断面切片的CT增强图像,使用本文算法来实现肾脏图像的三维全自动分割。首先选取一幅肾脏及肾皮质特征明显的切片作为参考图像,利用霍夫森林对整个肾脏区域进行检测,将区域内部作为前景,区域外作为背景,分别对前景和背景聚类以估计其分布,得到图割算法能量函数,构建 $s-t$ 图实现肾脏整体的分割。将该切片分割结果进行形态学膨胀,作为相邻切片的肾脏候选区域,重复上述分割过程,直至分割出全部切片的肾脏整体。将分割

结果的边界作为水平集方法的初始轮廓,演化水平集函数,分割得到肾皮质区域。其中5个连续相邻切片的分割结果如图6所示。

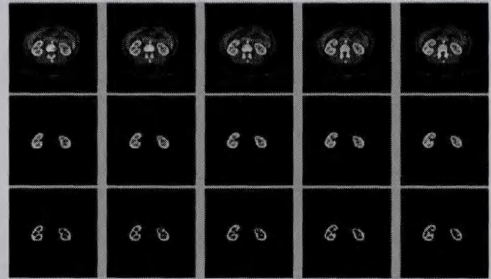


图6 连续序列分割结果

第1行是原始图像,选择中间图像为基准图像,通过霍夫森林定位初始肾脏区域,运用图割算法分割整个肾脏,通过形态学处理得到相邻切片的肾脏轮廓,重复运用图割算法进行分割,得到第2行图像,即分割出的肾脏区域;第3行图像为分割出的皮质部分。

为从三维空间对分割结果进行分析,对194幅CT横断面切片分割结果进行三维重建,并显示重建结果中的横断面、冠状位切面,结果如图7所示。图7中,(a)是全部切片分割结果重建后的结果;(b)是重建结果的某个冠状位截面;(c)是重建结果的横断面。

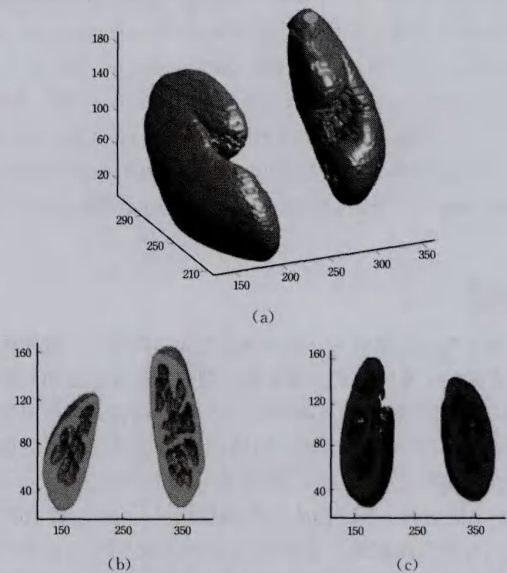


图7 图像序列分割结果

结束语 针对肾脏医学图像灰度不均匀性及其特殊的解剖结构,本文提出了基于图割和水平集方法的全自动肾脏医学图像分割方法。通过相邻切片间肾脏及肾皮质的形状相似性,将图割算法依次应用于各层切片对整个肾脏进行分割;并以此分割结果作为水平集方法的初始轮廓,在传统水平集方法的基础上,增加先验形状约束,用以规范肾脏、肾皮质几何形状。由于算法将霍夫森林用于检测肾脏区域,免除了人工交互,使得算法能够实现肾脏的全自动分割;将前景、背景分别进行均值聚类,能更好地估计其灰度分布,改善分割结果。实

(下转第318页)

[8] Bunde M M, Banerjee R. An SVM classifier for fatigue-detection using skin conductance for use in the BITS-lifeguard wearable computing system[C]// 2009 2nd International Conference on Emerging Trends in Engineering and Technology, 2009;934-939

[9] Zhang A H, Zhao Z Y, Yang H. Visual Fatigue State Recognition Based on ECG Pulse Feature[J]. Computer Engineering, 2011,37(7):279-281(in Chinese)
张爱华, 赵治月, 杨华. 基于心电脉搏特征的视觉疲劳状态识别[J]. 计算机工程, 2011, 37(7): 279-281

[10] Li Y P. Visualized Pulse Signal Detecting Method for Mental Fatigue Recognition[D]. Lanzhou: Lanzhou University of Technology, 2008(in Chinese)
李永平. 脉搏图像化监测方法对精神疲劳状态的识别[D]. 兰州: 兰州理工大学, 2008

[11] Huang N E. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [J]. Proc. R. Soc. Lond. A. ,1998,454:903-995

[12] Tal O, Adi R. Road characteristics and driver fatigue: A Simulator Study[J]. Traffic Injury Prevention, 2007(8): 281-289

[13] Xie X L. Study on Driving Fatigue Formation Mechanism[D]. Beijing: Beijing University of Technology, 2010(in Chinese)
谢晓莉. 驾驶疲劳生成机理研究[D]. 北京: 北京工业大学, 2010

[14] Zhang H L. Research of Emotion Recognition Based on Pulse

Signal[D]. Chongqing: Southwest University, 2011(in Chinese)
张慧玲. 基于脉搏信号的情感识别研究[D]. 重庆: 西南大学, 2011

[15] Kim S, Choi Y, Lee M. Deep learning with support vector data description [J]. Neurocomputing, 2015, 165: 111-117

[16] Wu Z, Huang N E. Ensemble empirical mode decomposition: A noise-assisted data analysis method[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(1): 1-41

[17] Wang W H, Chen S W, Zhang S Q, et al. Feature-Preserving Image Denoising Method Combining EMD and Wavelet Analysis [J]. Computer Science, 2013, 40(10): 265-268(in Chinese)
王卫红, 程时伟, 张素琼, 等. EMD与小波分析结合的特征保持图像去噪方法[J]. 计算机科学, 2013, 40(10): 265-268

[18] Cao X N, Cai X D, Zheng S B. Analysis of Acceleration of Train Axle Box Based on Hilbert-Huang Transformation[J]. Instrument Technique and Sensor, 2015(3): 92-95(in Chinese)
曹西宁, 柴晓冬, 郑树彬. 基于 Hilbert-Huang 变换的轨道车辆轴箱加速度信号分析[J]. 仪表技术与传感器, 2015(3): 92-95

[19] Tax D M J, Duin R P W. Support vector data description[J]. Machine Learning, 2004, 54(1): 45-66

[20] Xing H J, Zhao H X. Feature Extraction and Parameter Selection of SVDD Using Simulated Annealing Approach[J]. Computer Science, 2013, 40(1): 302-305(in Chinese)
邢红杰, 赵浩鑫. 基于模拟退火的 SVDD 特征提取和参数选择[J]. 计算机科学, 2013, 40(1): 302-305

(上接第 293 页)

验结果表明,本文算法对 CT 图像、MRI 图像都能获得好的分割结果,对于非增强的 CT 图像、MRI 抑制图像和非增强 MRI 图像虽然成功分割出肾脏及肾皮质区域,但是仍存在不足之处,需要进一步的研究。

参 考 文 献

[1] Zhang P, Liang Y M, Chang S J, et al. Kidney segmentation in computed tomography sequences based on energy minimization [J]. Acta Physica Sinica, 2013, 62(20): 208701(in Chinese)
张品, 梁艳梅, 常胜江, 等. 基于能量最小化的肾脏计算断层扫描图像分割方法[J]. 物理学报, 2013, 62(20): 208701

[2] Li X, Chen X, Yao J, et al. Renal cortex segmentation using optimal surface search with novel graph construction[C]//14th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention-MICCAI, 2011. Toronto, Canada, 2011; 387-394

[3] Rudra A K, Chowdhury A S, Elnakib A, et al. Kidney segmentation using graph cuts and pixel connectivity[J]. Pattern Recognition Letters, 2013, 34(13): 1470-1475

[4] Cuingnet R, Prevost R, Lesage D, et al. Automatic detection and segmentation of kidneys in 3D CT images using random forests [C]//15th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention-MICCAI, 2012. Nice, France, 2012; 66-74

[5] Chen X, Xiang D, Ju W, et al. Renal Cortex Segmentation on

Computed Tomography[M]// Abdomen and Thoracic Imaging: An Engineering & Clinical Perspective. Springer US, 2013; 69-97

[6] Boykov Y Y, Jolly M P. Interactive graph cuts for optimal boundary & region segmentation of objects in ND images[C]//IEEE International Conference on Computer Vision. 2001;105-112

[7] Mumford D, Shah J. Optimal approximations by piecewise smooth functions and associated variational problems[J]. Communications on Pure and Applied Mathematics, 1989, 42(5): 577-685

[8] Li C, Kao C Y, Gore J C, et al. Minimization of region-scalable fitting energy for image segmentation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(10): 1940-1949

[9] Chan T F, Vese L A. Active contours without edges[J]. IEEE transactions on Image Processing, 2001, 10(2): 266-277

[10] Chao S M, Tsai D M. An anisotropic diffusion-based defect detection for low-contrast glass substrates[J]. Image and Vision Computing, 2008, 26(2): 187-200

[11] Elad M, Aharon M. Image denoising via sparse and redundant representations over learned dictionaries[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(1): 3736-3745

[12] Gall J, Lempitsky V. Class-specific hough forests for object detection[C]//Decision Forests for Computer Vision and Medical Image Analysis. London, 2013;143-157

[13] Jie F, Shi Y, Li Y, et al. Interactive region-based MRF image segmentation[C]// IEEE International Congress on Image and Signal Processing. 2011;1263-1267