

文章编号:1004-9037(2013)05-0553-06

基于自动随机游走的涎腺肿瘤超声图像分割方法

陈后金 苏海楠 姚 畅 李艳凤

(北京交通大学电子信息工程学院,北京,100044)

摘要:针对涎腺超声图像斑点噪声强、对比度低和边界弱的特点,提出了一种结合形态学检测的自动随机游走分割方法。该方法首先利用形态学操作获得目标的初始轮廓,然后提取目标区域和背景区域骨架结构的有效标记点作为随机游走算法的种子点,最后利用种子点对预滤波后的肿瘤图像实现随机游走分割。实验选取大量临床采集的涎腺肿瘤超声图像进行测试,结果表明该方法计算复杂度低,解决了传统随机游走模型初始种子点的人工干预问题,有效实现了涎腺肿瘤的自动分割。

关键词:超声图像分割;随机游走;涎腺肿瘤;斑点噪声;形态学

中图分类号:TP391.9

文献标志码:A

Novel Segmentation Method for Ultrasonic Salivary Gland Tumor Image Based on Automatic Random Walk

Chen Houjin, Su Hainan, Yao Chang, Li Yanfeng

(School of Electronic and Information Engineering, Beijing Jiaotong University, Beijing, 100044, China)

Abstract: In view of the difficult segmentation of ultrasonic tumor image with strong speckle noise, low contrast and weak boundaries, an automatic segmentation algorithm is proposed, combined random walk with morphology detection. Firstly, the rough contour of the target is obtained through morphological operation, then the skeleton structures of foreground regions and background regions are extracted, and the gauge points in the skeleton structures are labeled as the seed points for random walk. Finally, segmentation results are obtained by random walk with the labeled seeds on the filtered tumor images. The proposed method has been tested with large number of clinical salivary gland ultrasound images and the test results demonstrate that the proposed method has low computational complexity and overcomes the limitation of locating initial seed points manually in traditional random walk, thus realizing the automatic segmentation of salivary gland tumor effectively.

Key words: ultrasonic image segmentation; random walk; salivary gland tumor; speckle noise; morphology

引 言

涎腺疾病是口腔外科的常见病,其中涎腺肿瘤的发病比例较高。近年来国内部分医院统计资料显示,涎腺恶性肿瘤占头颈部恶性肿瘤的5%。由

于病理类型复杂,临床误诊率较高,术前活检又为其禁忌,通常使用无损伤的超声诊断来鉴别涎腺肿瘤,为临床医务工作者提供术前鉴别诊断的依据。通过超声图像直接观察涎腺的生理机能,不但对局部疾患的诊断和治疗有重要的意义,而且对全身疾病的预防、早期诊断和治疗也有重要作用。

基金项目:国家自然科学基金(61201363,61271305)资助项目;高等学校博士学科点专项科研基金(20110009110001)资助项目;中央高校基本科研业务费专项资金(2012JBM012,2010JBZ010)资助项目;北京交通大学人才基金(2012RC036)资助项目。

收稿日期:20013-06-26;**修订日期:**2013-08-20

由于超声图像斑点噪声多、对比度低,加之涎腺肿瘤与周围的腺状组织灰度分布和纹理特征相近,因而实现肿瘤边缘的自动提取相当困难。交互式分割作为图像分割领域的有效方法,其结合人为提供的信息准确提取目标的轮廓,近年来凭借自身优势成为国际上图像分割领域一个新的研究热点,并取得了很大进展。基于随机游走算法的图像分割是一种半自动的图像分割方法^[1],可以很好地检测出弱边界,降低漏边界的风险。另外,此算法通过求解稀疏的、对称的、正定的线性方程系统来获得 Dirichlet 问题的解,因而计算复杂度大为降低,是一种有效的医学超声图像分割方法。郭丽等人^[2]提出了基于滑降算法的随机游走图像分割方法。该方法利用图像的灰度信息进行滑降分割,增加了分割边界的稳定性。片兆宇等人^[3]首次将结构张量引入到随机游走算法中,采用自适应各向异性滤波函数来代替高斯函数对结构张量进行平滑,实现了感兴趣区域的有效分割。Rzeszutek 等人^[4]将尺度空间滤波的概念引入随机游走模型,对图像进行维度上的扩展,在不增加运算量的前提下改善了分割质量。Yang 等人^[5]在传统随机游走算法的基础上加入了软约束和硬约束条件,分别限制边界必须穿过的区域以及与边界匹配的像素,取得了良好的分割效果。但上述算法的初始种子点都需要人工给定,只有在人工干预的条件下才能获得分割结果,这就大大增加了操作时间,限制了分割算法的自动化程度。为了实现随机游走种子点的自动标记,曹颖等人^[6]提出了一种基于自动随机游走的乳腺 X 线影像肿块分割方法。该方法利用二维最大熵阈值法、区域生长及形态学方法自动确定一系列标记点,然后采用平均边缘梯度评价法选择有效标记点实现随机游走分割。相比于人工干预的半自动随机游走算法,该方法克服了其手动选取标记点的应用局限性。但是,该方法中标记点的自动选取是针对乳腺 X 线影像而提出的,由于涎腺超声图像的成像方式不同,图像中斑点噪声强,对比度低,因而该方法并不适用。基于此,本文提出了一种新的自动随机游走涎腺肿瘤超声图像分割方法。该方法利用形态学方法求取目标和背景的骨架结构,然后从骨架结构中选取有效的骨架标记点作为随机游走方法的种子点,最后利用种子点对各向异性扩散滤波后的肿瘤图像进行随机游走分割,实现涎腺肿瘤的自动提取。

1 随机游走算法

基于随机游走的图像分割方法通常是将图像的分割问题转化为带权图的分割问题^[7],即将一幅图像映射成一个图 $G = \{V, E\}$,它由结点 $v_i \in V$ 和边界 $e \in E \subseteq V \times V$ 构成,其中结点 v_i 对应图像中的像素, V 表示结点集合。每条边 e 连接两个端点 v_i 和 v_j ,表示为 e_{ij} ,且被赋予一定的权值,表示为 $w(e_{ij})$ 或 w_{ij} ,它反映相邻像素之间的差异或相似度, E 表示边界集合。一个结点的度表示为: $d_i = \sum w(e_{ij})$,其中 $w_{ij} > 0$ 。图像中像素点 i 的灰度用 g_i 来表征,本文采用经典的高斯权重函数作为结点间权重

$$w_{ij} = \exp(-\beta(g_i - g_j)^2) \quad (1)$$

式中: β 为自由参数,通常取 90。将图 G 的顶点分为两个集合: V_M (已经标记的种子结点) 和 V_U (未标记的结点),满足 $V_M \cup V_U = V, V_M \cap V_U = \emptyset$ 。在图 G 中定义组合 Laplacian 矩阵为

$$L_{ij} = \begin{cases} d_i & i = j \\ -w_{ij} & v_i \text{ 和 } v_j \text{ 是相邻的点} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

L_{ij} 的值由顶点 v_i 和 v_j 决定,将 L_{ij} 分块为标记区域块和非标记区域块

$$L = \begin{bmatrix} L_M & B \\ B^T & L_U \end{bmatrix} \quad (3)$$

设定变量 $\mathbf{X} = [1, 2, \dots, k]$ 为标记点向量, s 为 \mathbf{X} 中任意标记点值,即 $s \in \mathbf{X}$,则令 x_i^s 表示结点首次到达标签 s 的概率;设定变量 m_j^s ,若节点 v_j 标记为 s ,则 $m_j^s = 1$,否则为 0。组合 Dirichlet 问题可以通过求解式(4)

$$L_U \mathbf{x}^s = -B \mathbf{m}^s \quad (4)$$

为每个未标记点 v_i 设置相应于 $\max_s(x_i^s)$ 的标签,从而获得分割结果。

2 种子点的自动标记

基于随机游走算法的图像分割是一种半自动的图像分割方法^[8],首先由用户指定 K 个标记的像素(种子点),每个种子点定义了用户指定的一个特定区域,然后为每个未标记像素赋予一个 K 元组的向量,来表示一个随机游走者从每个非种子点第一次到达 K 个种子点的概率, K 个概率中最大者对应其最可能属于的区域,从而实现最终的分割。

现有的基于随机游走算法的图像分割都需要手动加入标记种子点,因此手工操作所得的先验性标记点的数目和位置都对分割结果有很大的影响,这对于操作者的经验有较高要求,大大限制了分割的自动化程度。基于上述不足,本文提出利用形态学算法检测肿瘤区域提取种子点,从而实现随机游走种子点的自动标记。该方法利用形态学算子提取肿瘤初始轮廓,保证了前景和背景骨架提取的稳定性,同时采用链码表征区域骨架,简单有效。随机游走算法的关键是计算从每一个非标记点随机游走到各个标记点的首达概率,本文提出的算法将提取少量有效的随机游走种子点,可显著降低线性系统求解的运算时间。

涎腺肿瘤多数为圆形或椭圆,表面光滑,呈结节状或分叶状,与周围组织无粘连,这为形态学边缘检测提供了先验的几何特征信息。鉴于形态学开闭重构技术能够在平滑图像的同时,不会产生边界偏移等优点,本文首先运用形态学处理中的开闭运算、膨胀与腐蚀技术来分离原始图像中的肿瘤组织和残余的噪声,去除一些毛刺和孤立点,获得粗略的肿瘤目标区域,如图 1(b)所示。再对检测到的肿瘤区域及背景进行骨架提取,利用链码对骨架进行跟踪提取有效标记点,把这些标记点作为随机游走的种子点,从而实现随机游走种子点的自动标记。

骨架可以理解为图像的中轴,组合了物体目标的轮廓和区域信息,是描述图像几何拓扑性质的重要特征之一。作为一种特征提取的过程,骨架提取可以较好地从中提取物体的拓扑信息,且骨架提取的结果可以作为目标检测的初始化数据,有效地减小计算量。由于细化方法能够保证骨架的连通性,同时可实现并行计算,因此本文采用细化法提取区域骨架。集合 A 使用结构元素 B 进行细化,用 $A \otimes B$ 表示,利用结构元素序列定义细化为 $A \otimes \{B\} = ((\dots((A \otimes B^1) \otimes B^2) \dots) \otimes B^n)$ (5)
 $\{B\} = \{B^1, B^2, B^3, \dots, B^n\}$ (6)
 式中: B^i 是 B^{i-1} 旋转后的形式。通过结构元素序列依次对 A 进行细化,直到得到的结果不再发生变化。对图 1(b)肿瘤区域模板提取的骨架如图 1(c)所示。

Freeman 将链码定义为由顺次连接的具有指定长度和方向的直线段组成的边界线,常用的有 4 向链码和 8 向链码。链码的方向编号可用一个数

字集表示: $\{i | i=0, 1, 2, \dots, n-1\}$, 方向编号 i 表示与 X 轴正方向成 $\theta \times i$ 度角;其中, n 和 θ 的值与具体采用的链码有关。如图 2 所示,4 向链码,则 $n=4, \theta=90^\circ$;8 向链码,则 $n=8, \theta=45^\circ$ 。链码可以大大减少边界表示所需的数据量,其起始位置和链码完整地包含了目标的形状和位置信息,对骨架的跟踪可以得到大部分的特征点,这也是本文使用链码跟踪进行骨架有效点提取的原因。由于 8 向链码比 4 向链码更能准确地表示图像边界,因而本文采用 8 向链码进行跟踪,即分别遍历肿瘤和背景骨架,然后根据不同的步长选取骨架点作为随机游走的种子点。

图 1 给出了利用上述方法提取随机游走模型种子点的实验图。图 1(e)为提取的有效骨架标记点,其中三角形表示目标有效点,圆形表示背景有效点。从图中可以看出,利用本文方法提取的骨架有效标记点都在对应区域内部,这为随机游走分割图像奠定了良好的基础。

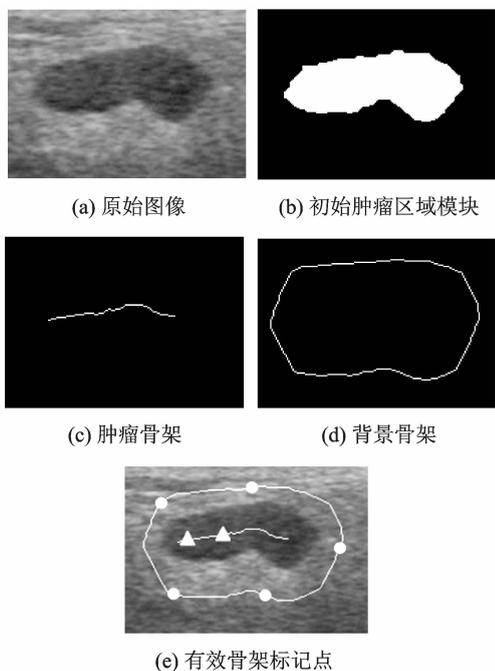


图 1 自动标记种子点

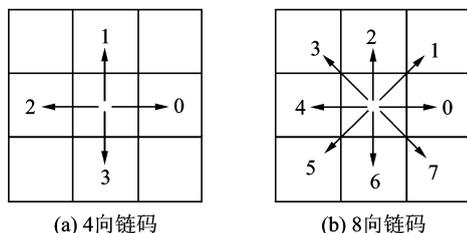


图 2 链码方向编号

3 超声肿瘤图像分割

超声成像中相干波的干涉使得超声图像存在明显的斑点噪声^[9-10],从而造成超声图像的灰度分布为非高斯,因此采用传统的基于高斯权重模型的随机游走图像分割方法很难得到鲁棒的分割结果。自PM(Perona-Malik)模型^[9]提出以来,各向异性扩散在斑点噪声降噪中取得了显著的成就^[11-12]。因其具有在降噪同时保持图像细节的特性,在一些图像处理问题中具有其他方法无法比拟的优势。但经典PM模型对斑点噪声的抑制作用非常有限,有时甚至起到相反的效果。Yu Yongjian 等人^[11]提出的改进的各向异性扩散算法(Speckle reducing anisotropic diffusion, SRAD),能够区分由噪声引起的灰度变化和由边缘引起的灰度变化,在降噪和边缘定位等性能上都有了很大的提高。因此,本文采用该算法对超声图像进行滤波预处理,选取第2节获得的骨架标记点作为随机游走的种子点,运用随机游走算法实现有效分割。算法具体实现流程为:

- (1) 对原始图像运用形态学处理,获得粗略的肿瘤目标区域和背景区域。
- (2) 对检测到的肿瘤目标区域和背景区域进行骨架提取,利用链码对骨架进行跟踪提取有效标记点。
- (3) 对原始图像进行各向异性扩散滤波预处理,选取第(2)步获得的骨架标记点作为随机游走的种子点,实现涎腺肿瘤的自动分割。

4 实验结果与分析

为了验证算法的有效性,本文以北京大学口腔医院提供的50幅涎腺肿瘤超声图像为研究对象,实验环境为: Intel Core Dual CPU, 3 200 MHz, 1 GB DDRAM, Windows XP, MATLAB R2010。

首先将本文算法与人工干预半自动随机游走算法的分割结果进行比较,如图3所示。

图3中第1行为人工给定初始种子点的半自动随机游走算法的分割结果,第2行为本文提出的自动随机游走算法的分割结果。从实验中发现,若目标点和背景点选取过少,则会造成目标区域的灰度泄漏或边缘缺失,而如果选取太多,不但不能从根本上改进分割的结果,还会增加算法的运行时间。本文实验综合考虑了以上因素,人工给定的种子点是通过逐步纠正种子点的个数和位置而得到的最佳结果,自动选择的种子点是通过大量实验在保证较好的分割结果和较快的分割速度前提下自动选择得到的。从图3的最后一列可以看出,本文提出的自动随机游走算法的分割结果与人工干预获得的最佳分割结果一致,但本文算法在执行过程中不需要人工干预选择种子点,从而在保证分割结果精确度的前提下大大提高了算法的执行效率。

为进一步检验算法的性能,本文算法的仿真结果同时与经典的Snake模型结果和临床医生手工标定的分割结果进行比较和分析,如图4所示。

由图4可以看出,第1行图像中噪声遍布整个图像,肿瘤轮廓比较模糊,采用Snake模型的分割结果受噪声影响较大,肿瘤左下角的背景被误判为目标分割出来,而本文方法较好地保留了边缘细节,分割结果与临床医生手工标定的结果相似。第2行图像中的肿瘤周围背景结构复杂,且边缘出现重合交叠,Snake模型得到的结果失去了分割意义,本文方法分割结果的轮廓曲线很好地停留在弱边缘处,非常接近真实的轮廓。第3行图像的整体对比度低,两种方法取得的分割结果相近,但Snake模型运算量远大于本文算法。第4行图像中所要分割的肿瘤与其左侧的背景灰度很相似,导致左侧边缘模糊难以辨认,Snake模型无法获得肿

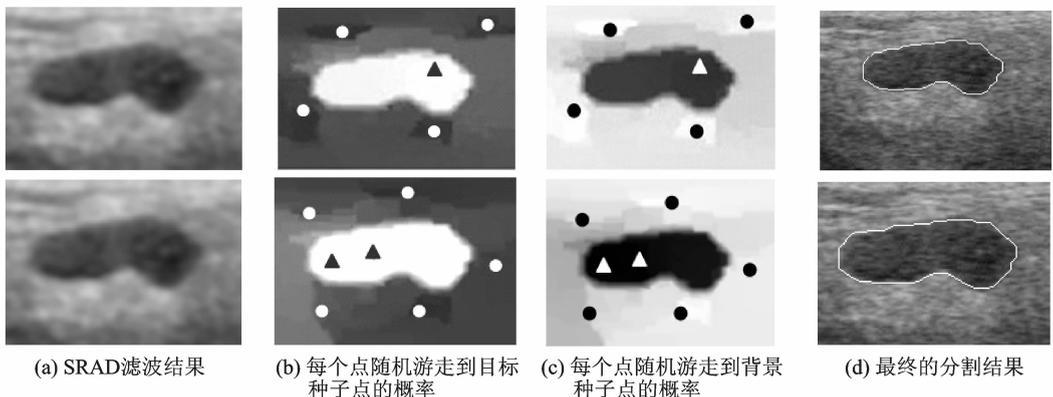


图3 随机游走分割结果

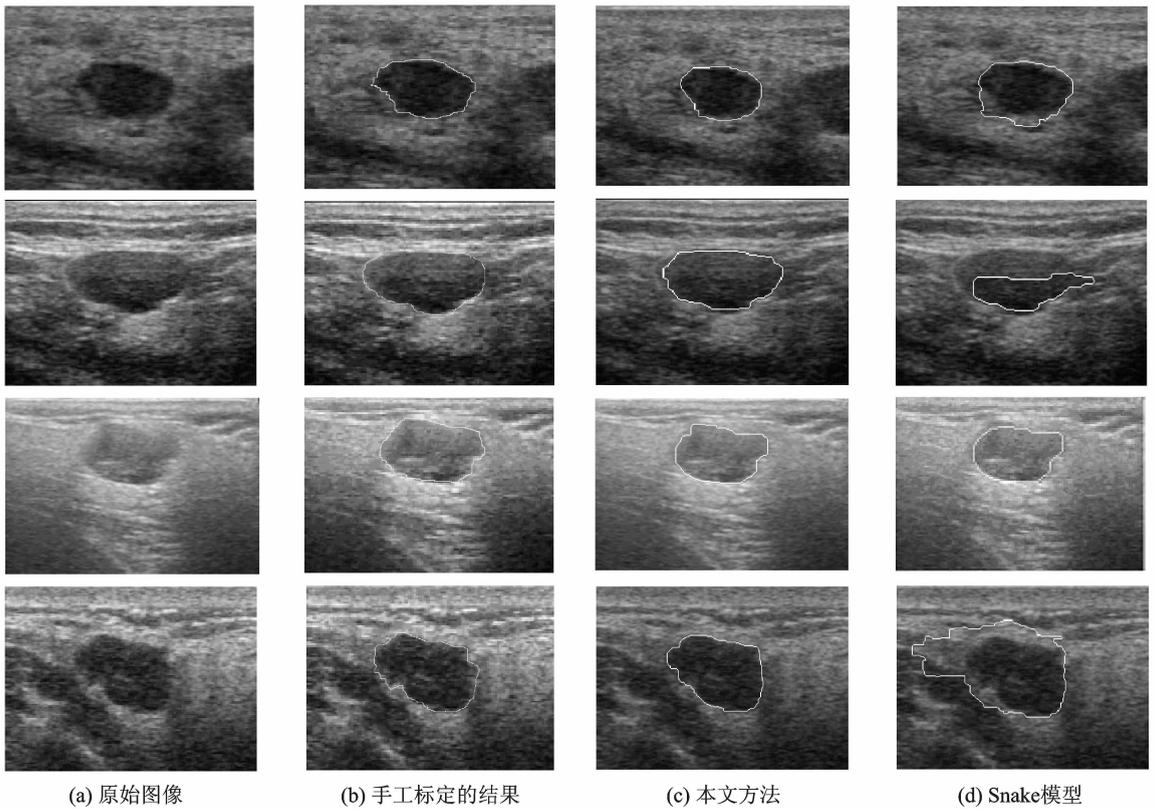


图 4 分割结果比较

瘤的真实边缘,陷入了局部极小值,而本文方法提取的肿瘤轮廓比较清晰,能很好地将弱边缘提取出来。通过对比可以得出,本文提出的方法很好地克服了噪声对目标分割所带来的影响,显著提高了涎腺肿瘤超声图像的分割精度。

表 1 所示为本文算法与 Snake 算法的运行时间统计结果,从表 1 可以看出,本文算法的运行时间要明显小于 Snake 算法的运行时间。

表 1 本文方法和 Snake 算法分割图像运行时间对比^s

图像大小/(像素×像素)	本文方法	Snake 模型
256×300	1.674 5	12.002 4
408×456	2.347 6	18.675 2
566×758	3.060 1	50.309 1

5 结束语

本文为解决随机游走模型初始边界的人工干预问题,提出了一种基于形态学检测的自动随机游走图像分割方法。该方法利用形态学运算求取图像目标和背景区域的骨架结构,然后从骨架结构中自适应提取标记点,标记点的自适应提取为后期图像分割节省了大量的计算时间。此外,本文利用各向异性扩散算法在降噪的同时保持图像细节的特

性,对超声图像进行预滤波,使算法对于微弱物体边界及对比度低的目标或区域也能取得良好的分割效果。本文算法以涎腺肿瘤超声图像作为实验对象,从运算时间和分割精度两方面与经典的 Snake 模型进行了对比分析。实验结果表明,该算法可以很好地检测出超声图像的肿瘤边界,更加接近人眼对图像的分割,鲁棒性强且计算复杂度低,实现了超声图像边界分割的自动化。本文算法中目标初始轮廓的获取至关重要,直接影响骨架提取和随机游走分割的结果,因此接下来的研究工作将进一步完善种子点的提取算法,提高图像的分割质量。

参考文献:

- [1] Grady L, Funkalea G. Multi-label image segmentation for medical applications based on graph-theoretic electrical potentials[C]//Proceeding of the 8th EC-CV04, Workshop on Computer Vision Approaches to Medical Image Analysis and Mathematical Methods in Biomedical Image Analysis. Prague: IEEE, 2004: 230-245.
- [2] 郭丽,高立群,片兆宇.基于滑降的随机游走图像分割算法[J].计算机辅助设计与图形学学报,2009,21(8):1149-1153.

- Guo Li, Gao Liqun, Pian Zhaoyu. A toboggan based random walk algorithm for image segmentation[J]. Journal of Computer-Aided Design and Computer Graphics, 2009,21(8):1149-1153.
- [3] 片兆宇,高立群,郭丽,等. 基于结构张量与随机游走的图像分割算法[J]. 东北大学学报:自然科学版, 2009,30(8):1095-1098.
- Pian Zhaoyu, Gao Liqun, Guo Li, et al. An image segmentation algorithm based on structure tensor and random walk [J]. Journal of Northeastern University: Natural Science, 2009,30(8):1095-1098.
- [4] Rzeszutek R, El-Maraghi T, Androutsos D. Image segmentation using scale-space random walks [C]// 16th International Conference on Digital Signal Processing (ICDSP2009). Santorini: IEEE, 2009:1-4.
- [5] Yang Wenxian, Cai Jianfei, Zheng Jianmin, et al. User-friendly interactive image segmentation through unified combinatorial user inputs[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010,19(9):2470-2479.
- [6] 曹颖,郝欣,朱晓恩,等. 基于自动随机游走的乳腺肿块分割算法[J]. 浙江大学学报:工学版, 2011,45(10):1753-1760.
- Cao Ying, Hao Xin, Zhu Xiaoen, et al. Mammo-graphic mass segmentation algorithm based on automatic random walks[J]. Journal of Zhejiang University: Engineering Science, 2011,45(10):1753-1760.
- [7] Grady L. Random walks for image segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006,28(11):1768-1783.
- [8] Perona M J. Scale space and edge detection using anisotropic diffusion [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990,12(7):629-639.
- [9] 余锦华,汪源源. 基于各向异性扩散的图像降噪算法综述[J]. 电子测量与仪器学报, 2011,25(2):105-116.
- Yu Jinhua, Wang Yuanyuan. Image noise reduction based on anisotropic diffusion: A survey [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2011,25(2):105-116.
- [10] 许慰玲,沈民奋,杨金耀. 基于 DTCWT 方向信息的超声图像斑点噪声消除[J]. 数据采集与处理, 2011,26(6):671-675.
- Xu Weiling, Shen Minfen, Yang Jinyao. Speckle reduction for ultrasound image using edge directions in DTCWT domain[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2011,26(6):671-675.
- [11] Yu Yongjian, Acton S T. Speckle reducing anisotropic diffusion [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2002,11(11):1260-1270.
- [12] 文乔农,万遂人. WBCT 与变分正则化方法的医学图像去噪[J]. 数据采集与处理, 2011,26(4):390-394.
- Wen Qiaonong, Wan Suiren. WBCT and variational regularization method for medical image denoising [J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2011,26(4):390-394.

作者简介:陈后金(1965-),男,教授,博士生导师,研究方向:生物医学图像处理、信号与信息处理,E-mail: hjchen@bjtu.edu.cn;苏海楠(1986-),女,硕士研究生,研究方向:数字图像处理;姚畅(1980-),男,讲师,研究方向:生物医学图像处理、模式识别;李艳凤(1988-),女,博士研究生,研究方向:医学图像处理。