

利用 Contourlet 变换进行双源 CT 图像中的二尖瓣分割

马丽丹¹, 杨新¹, 宋薇¹, 邱峻蔚², 孙锐²

(1. 上海交通大学 图像处理与模式识别所, 上海 200240; 2. 上海交通大学 附属儿童医学中心, 上海 200127)

摘要:目的 利用双源 CT 图像对心脏二尖瓣瓣膜进行了增强与分割, 为日后进行二尖瓣三维重建和运动分析提供基础。方法 提出了自适应种子填充法和 Contourlet 小波变换分别用于不同情况下的分割: 首先用自适应种子填充法对双源 CT 胸腔图像进行心脏在造影剂下的区域分割, 再用 Contourlet 小波变换对区域分割后的图像进行二尖瓣的增强和分割。结果 在 MATLAB7.0 的环境下对双源 CT 图像成功进行了处理和分割, 获取了清晰的心脏二尖瓣图像。结论 本文提出的分割方法对不同情况下的分割非常有效, 实验的结论对医生从事二尖瓣瓣膜运动研究和二尖瓣瓣膜外科手术规划提供有益的参考。

关键词: 双源 CT; 自适应种子填充法; Contourlet 变换; 图像分割

中图分类号: R318.01 文献标志码: A

Segmentation of heart valves in DS CT image based on Contourlet transform

MA Li-dan¹, YANG Xin¹, SONG Wei¹, QIU Jun-wei², SUN Kun². (1. Institute of Image processing and pattern recognition, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: Objective Children's heart valves by Dual-Source Computer Tomography (DS CT) images were enhanced and segmented in order to reconstruct 3D construction of heart valves and make motion analysis based on this model. **Method** Adaptive seed-filling algorithm is proposed in this paper to segment interested region of heart based on DS CT images. Contourlet transform is used to enhance and segment heart valve based on the part-segmented image. **Result** With these methods, DS CT images were successfully processed and segmented in Matlab 7.0 and clear images of mitral valves were got. **Conclusions** The adaptive seed-filling algorithm proposed in this paper and Contourlet transform are very useful for segmentation in different situation. The experimental result in this paper provides useful reference for doctors in their research on the motion of mitral valves and planning on surgical operation of mitral valves.

Key words: Dual-Source Computer Tomography (DS CT); Adaptive seed-filling algorithm; Contourlet Transform; Image Segmentation

小儿先天性心脏病是儿童最常见的心脏病, 为儿童死亡的主要原因之一。据统计, 先心病的发病率占活产婴儿的 0.6% ~ 0.8%, 我国每年约新出生

10 ~ 15 万先心病患者^[1]。其中先天性心脏病合并或单独存在的房室瓣装置结构和功能异常约占所有先心病的 3/4。因此, 开展先天性心脏病二尖瓣结

收稿日期: 2009-09-15; 修回日期: 2009-10-10

基金项目: 国家重点基础研究发展计划 (国家 973 项目) (2010CB732500)。

作者简介: 马丽丹 (1983-), 女, 研究方向: 医学图像方向。

通讯作者: 杨新, Tel: 13671966653; E-mail: yangxin@sjtu.edu.cn。

构和功能异常的研究具有重要的临床意义。心脏二尖瓣膜位于心脏的心房和心室之间,在血液循环中有阻止左心室的血液流回左心房的单向阀门作用。目前心脏瓣膜外科手术治疗中是否进行瓣膜整形及确定瓣膜整形的最佳方案一直是心脏瓣膜外科手术中的难点。现多依据手术者的临床经验进行手术,甚至无针对性地全面处理,心脏瓣膜手术矫治后残留或并发瓣膜功能异常非常多见。因此对二尖瓣膜的运动形态进行自动分析和定量研究具有重要的临床价值,而这必须在精确分割二尖瓣膜的基础上完成。

发展于 20 世纪 70、80 年代并在 90 年代进入临床应用研究的实时三维超声的定量对病人的透声窗和呼吸配合度都有较高的要求,受限于成像质量以及测量软件,二尖瓣装置的三维量化分析受到局限,三维超声心动图参数定量测量的准确性与可重复性不能完全满足需求,为进一步探索三维结构带来了困难。

近年来,双源 CT 成像技术由于图像采集时间短,在空间时间分辨率上有很大优势,使它得到心血管医生的重视。儿童无创心脏 CT 成像需要解决的难题有 2 个:(1) 由于儿童具有比较高的心跳速率特点,对成像设备的时间分辨率要求较高,否则心跳引起的运动伪影比较明显,影响医生诊断;(2) 儿童由于处于发育阶段,长时间暴露在辐射下可能会伤害到某些器官,因此迫切需要快速低辐射剂量的成像技术。自 64 层 CT 引入临床后,心脏 CT 检查可以在 10 s 以内完成,要求成人屏气检查基本得到满意图像。然而对于高心率的儿童,常常需要做必要的临床准备如 β 受体阻滞剂以确保检查的成功。基于 0.33 s 的 CT 机架旋转时间,双源 CT 可提供 0.083 s 的时间分辨率,能有效减少儿童高心律影响。由于其出色的空间分辨率,可以采集到质量卓越的图像,清晰显示二尖瓣瓣膜结构上的病变。为本文进行二尖瓣准确的分割提供了可能性。

本文从临床诊断的需要出发,利用新华医院的双源 CT 采集到的胸腔 CT 图像,采用自适应种子填充法进行心脏组织的在造影剂下的区域分割,可以完成无人工干预自动高效分割大量图像;之后利用这些已实现区域分割的图像,采用 Contourlet 变换进行二尖瓣膜的增强与分割,为医生分析二尖瓣膜运

动和今后的心脏二尖瓣重建及计算机分析其运动提供了基础。

1 Contourlet 变换^[2]

小波变换方法常用于图像边缘检测和降噪。小波善于捕获零维的点状奇异性,而二维小波变换是由一维小波变换直接用张量积扩展得到的,基函数是各向同性的,因此缺乏方向性,只能检测点奇异性,不能有效检测线奇异,且只具有有限方向,所以小波变换的线检测提取的只具有有限方向,而本文所要观察的心脏二尖瓣在不同时刻的状态和方向是任意的,所以小波不再满足要求。2002 年, M. N. Do 和 Martin Vetterli 提出了轮廓波变换 (Contourlet Transform, CT)^[3]。也称塔形方向滤波器组 (Pyramidal Directional Filter Bank, PDFB)。它是一种多分辨的,局域的,方向的图像表示方法,具有变化的各向异性尺度关系,能最佳地表征图像边缘和线状对象的几何正则性和方向性,所以更适合用于线检测。

Contourlet 变换将多尺度分析和方向分析分别进行,首先由拉普拉斯金字塔 (Laplacian Pyramid, LP) 变换对图像进行多尺度分解以“捕获”点奇异,获得多尺度分解。每一层的 LP 分解产生一个原始信号下的采样的低通成分和原始信号与预测信号之间的残差信号,即一个带通成分。下一级分解是在产生的低通采样上迭代进行,完成多尺度分解。接着由方向滤波器组 (Directional Filter Bank, DFB) 将分布在同方向上的奇异点合成为一个系数, l 级树形结构的方向滤波器组把 LP 分解得到的带通图像变成 2^l 个楔形子带,来完成各个不同方向的频率划分,同时还保证其能够完全重建。

使用多速率恒等式,我们可以把一个 l 级的树结构的 DFB 等价的看做一个由等价的滤波器和全部的采样矩阵组成的 2^l 个并行通道滤波器组。把等价的合成滤波器表示为 $D_k^{(l)}$, $0 \leq k < 2^l$, 其中 k 对应于子带的指数。相应的全部采样矩阵具有下面的对角矩阵形式:

$$S_k^{(l)} = \begin{cases} \text{diag}(2^{l-1}, 2), & 0 \leq k < 2^{l-1} \\ \text{diag}(2, 2^{l-1}), & 2^{l-1} \leq k < 2^l \end{cases} \quad (1)$$

由(1)可知采样过程是分离的,这两个集合也是分别对应水平和垂直方向的集合,即正交。

同时,可以看到:

$$\{d_k^{(l)}[n - S_k^{(l)}m]\}_{0 \leq k < 2^l, m \in Z^2} \quad (2)$$

式(2)是由 $S_k^{(l)}$ 产生的采样格子上对等效合成滤波器 $D_k^{(l)}$ 的冲击响应进行变换得到的,它对于 $l^2(Z^2)$ 上的离散信号提供了一组基。这种基表现出方向性和局域性两种特性。

Contourlet 变换是一种双重迭代滤波器组结构,他可以把图像在多尺度上分解为许多方向子带,如图 1 所示。总的来说,Contourlet 变换提供了一种灵活的多分辨率的对图像方向的分解,因为它对每个尺度允许不同数目的分解方向,其最终结果类似于用轮廓段(Contour Segment)的基结构来逼近原图像,这也是它被称为 Contourlet 变换的原因。随着 Contourlet 理论和算法的不断丰富和完善,它也逐渐在图像去噪,图像增强,图像融合等应用中体现出了良好的优势^[4]。

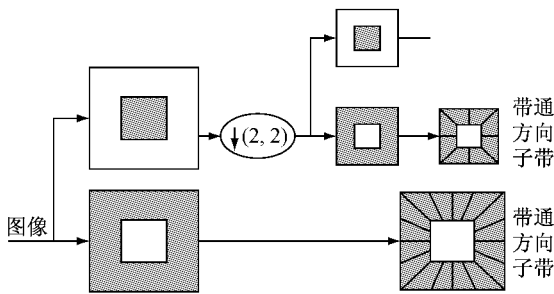


图 1 Contourlet 滤波器组

Fig.1 The Contourlet filter bank

2 方法

2.1 基于自适应种子填充法的心脏组织在造影剂下的区域分割

用双源 CT 得到的图像是整个胸腔的图像,如果直接进行二尖瓣分割是很难得到所需要的二尖瓣组织的。观测到整个胸腔图像中灌注了造影剂的心脏的腔室部分比较亮,因此先采用种子填充法对心脏的腔室部分进行分割。

因图像数量比较多,每一组图像有 354 幅,共有若干组,若要一幅一幅手工顺序分割,工作量非常庞大,对此,本文提出了自适应种子填充法进行多幅图像自动或半自动分割。

传统的种子填充法有 3 种:漫水法,边界填充算法和扫描线种子填充算法^[5]。

本文采用的自适应种子填充法进行心腔图像分割具体步骤如下:

(1) 平滑与锐化滤波。平滑技术用于平滑图像中的噪声,基本采用在空间域上的求平均值或中值,或在频域上采取低通滤波。中值滤波是一种基于排序统计理论的抑制噪声的非线性信号处理技术,其在除去图像中的孤立点和线的噪声的同时,很好的保护了图像的边缘信息。

(2) 利用扫描线种子填充算法分割第一幅图像,阈值取经验值 0.05。

(a) 在所给图像的需要分割区域中(这里指心脏在造影剂下的部分)手动任意定一点,作为种子点,存入堆栈中;

(b) 沿着扫描线,对种子像素的左,右像素进行填充,直到遇到边界像素(像素灰度超过阈值范围)为止;

(c) 区段内最左和最右的像素记为 X_l 和 X_r 。在 $X_l \leq X \leq X_r$ 时,检查与当前扫描线相邻的上,下两条扫描线是否全为边界或已填充过;

(d) 如果这些扫描线既不包含边界像素,也不包含已填充的像素,那么把每一像素段的最右像素取作为种子像素,并压入堆栈;

(e) 初始化时,向堆栈压入一个种子像素,并在堆栈为空时结束^[5]。

(3) 对分割后的图像进行形态学闭操作,平滑边缘并连通分离组织。闭运算能使图像的局部低谷点被填充。

上述方法只能对单幅图像进行分割,为了对一系列连续图像进行自动分割,本文再进行了以下处理:

(4) 考虑到某一帧中相邻图像的变化很小,假设某一帧图像的灰度为 $G_i(m, n)$, 其行,列分别代表行和列,则下一帧图像的灰度为 $G_{i+1}(m, n)$ 。

可以从前一帧图像分割区域中的中点,记为 $G_i(m_0, n_0)$, 作为下一帧图像的种子点,即: $G_{i+1}(m_0, n_0)$, 作为继续分割的种子点。但心脏腔室图像有时与血管相连,形状变化又相对较大,要保证所取的中点 $G_{i+1}(m_0, n_0)$ ——也就是种子点——在下一帧图像能正确的进行分割,那么传统的形心或重心可能不满足要求:图 2(a) 与图 2(b) 是相邻两幅图像,但因为有一部分与心脏相连,一部分与脊柱

动脉相连——不是本文的研究对象了,所以这两幅图象如果种子点取得不好,就会出现种子点在分割区域外侧的现象,没有办法继续分割了)。为了避免这个问题,本文采用下面的办法解决:对 $G_i(m, n)$ 的各行 $k = m_0, \dots, m_{\max}$ 和各列 $l = n_0, \dots, n_{\max}$ 进行、列扫描,如果: m_{k_1}, \dots, m_{k_p} 是 $G_i(m, n) \neq 0$ 的区域所对应的行, n_{l_1}, \dots, n_{l_q} 是 $G_i(m, n) \neq 0$ 的区域所对应的列, $u_{m_{k_i}}$ 代表 m_{k_i} 行中不等于零的像素数, $v_{n_{l_j}}$ 代表 n_{l_j} 列中不等于零的像素数,则中心定为: $G_i(m_{mid}, n_{mid})$, 其中: $m_{\max} = \{m_{k_i} | \max\{u_{m_{k_i}}\}\}$, $n_{\max} = \{n_{l_j} | \max\{v_{n_{l_j}}\}\}$, 若 $m_{\max} > n_{\max}$, 则 $m_{mid} = m_{\max}$, $n_{mid} = u_{m_{\max}}$; 若 $m_{\max} < n_{\max}$, 则 $m_{mid} = v_{n_{\max}}$, $n_{mid} = n_{\max}$ 。取该 $G_i(m_{mid}, n_{mid})$ 作为下一幅图像的种子点,这个种子点就一定

在分割区域中了,见图 2(c) 所示,分割区域的两条黑线分别是指行中非零像素最多的行和列中非零像素最多的列。

(5) 计算该幅图像的方差,若小于 0.05,则下一幅图像的阈值取 0.05,若大于 0.05,则下一幅图像的阈值取前一幅图像的方差。

$$Threshold_i = \begin{cases} 0.05 & \sigma_{i-1} \leq 0.05 \\ \sigma_{i-1} & \sigma_{i-1} > 0.05 \end{cases} \quad (3)$$

(6) 循环分割后面的图像:从第二幅开始,继续种子分割,用(3)得到的阈值作为阈值,循环上面的步骤,实现自适应分割获取心脏在造影剂下的分割,为后面的二尖瓣分割做准备(见图 3)。

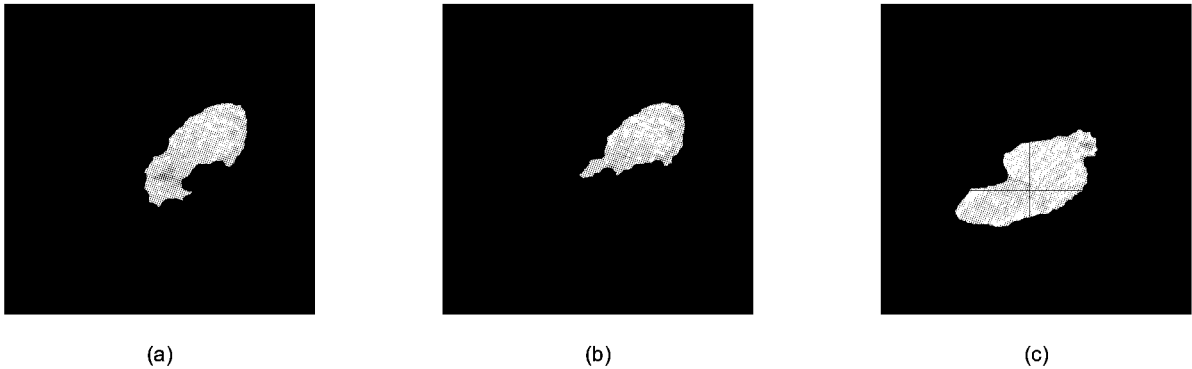


图2 种子点的取法
 Fig.2 Seeds selection method



图3 自适应种子填充法实现区域分割 (a)为胸腔的双源 CT 图像;(b)为自适应种子分割所得到的图像
 Fig.3 Adaptive seed-filling method accomplish region segmentation (a) DS CT image of thorax; (b) Heart image after segmentation

2.2 基于 Contourlet 轮廓波变换的心脏二尖瓣膜分割

因为心脏二尖瓣呈线状结构,结构非常细小,且

与周围噪声和心脏内部纹理交织在一起,扫描的 CT 图像中的二尖瓣结构与周围心脏组织的灰度值相差也不大,很难通过简单的图像处理算法及分割算法

得到准确分割出的二尖瓣组织,为了完成去除噪声和干扰纹理,增强对象的目的,既需要有效区分噪声和信号的描述方法,又需要有效地降噪和对对象增强技术,如果有能检测线状对象的方法将更加适合。在这里,本文提出的分割方法是基于 Contourlet 轮廓波变换的图像增强与线检测算法,使二尖瓣得到明显增强后被计算机所识别并分割出来。实现方法具体步骤如下:

(1) 因为这里所需要分割提取的不是整个轮廓,而是需要把心脏二尖瓣这样一个线状结构检测分割出来,考虑到用 Contourlet 检测各种方向的线做实验,观察 Contourlet 分解的每一层对各种方向的线

的敏感,同样,可以从它的重构图中观察到,Contourlet 确实是一个非常好的线状结构检测工具,因为它对任意方向的线都能检测到并且把它完全重构出来(为了方便读者阅读,这里只画了若干条线)。

通过这个实验,可以对分解图和心脏二尖瓣在某一帧下的方向作比较,进行系数处理,角度对应的方向的系数由公式(4)的算法来增强,相差较大的系数就作为噪声去除,因为现已得到的心脏区域分割图像里面还是有很多“噪声”:噪声和心脏纹理,这些都是分割结果不需要的,所以可以把与二尖瓣方向相差比较大的系数当作噪声除去,得到增强的二尖瓣图像并分割出来(见图4)。

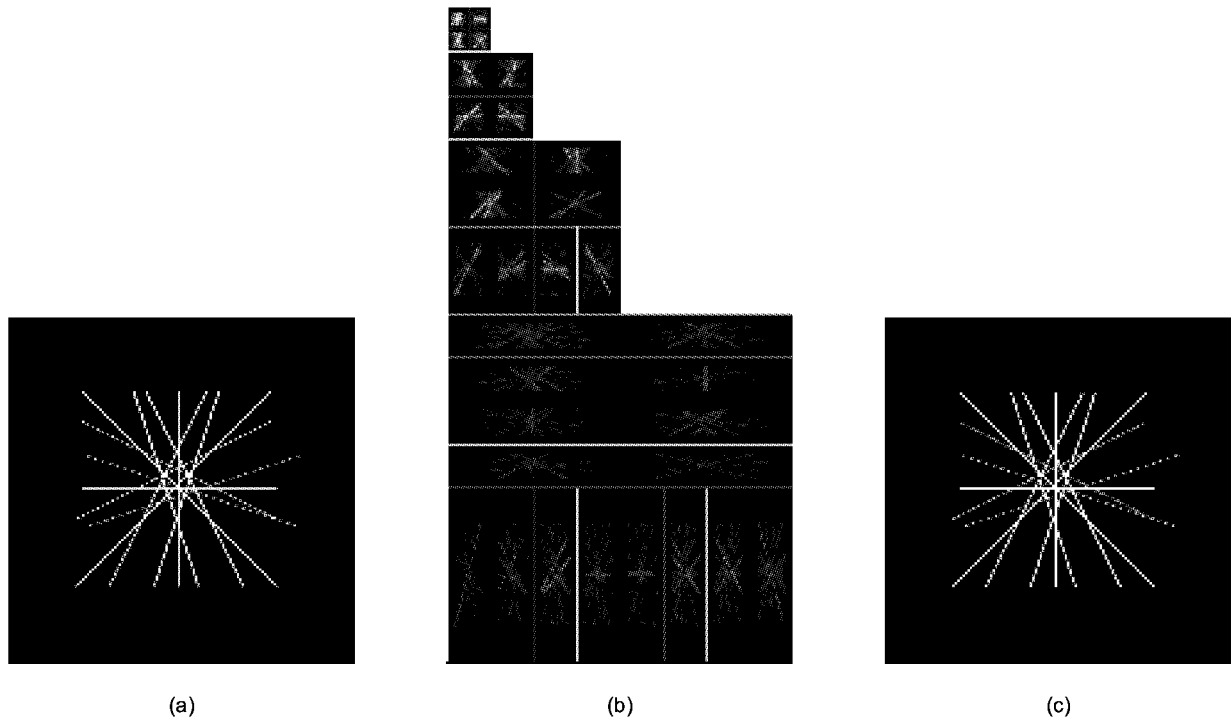


图4 观察 Contourlet 对各方向线的敏感实验 (a) 实验原图;(b) Contourlet 分解图;(c) Contourlet 变换后的重构图

Fig4 Experiments using contourlet (a) Original image; (b) Decomposed image by Contourlet transform; (c) Recomposed image by Contourlet transform

(2) 预处理:把需要分割的区域反色,增强二尖瓣的能量。分割得到的图像是黑色背景,已得到的区域心脏组织是灰度图像,二尖瓣与周围组织的灰度值相比相对较小,本文采取反色可以加强它的能量,帮助分割识别。

(3) 根据上面的分解图与 Contourlet 变换在各个方向的边缘信息,选择与二尖瓣轮廓线相应方向的系数进行增强处理,再经过自适应阈值处理和一次开操作除去多余不连续点,一次闭操作光滑图像

边缘,如图5。在这幅图上,二尖瓣处于打开的状态,角度在0-90度之间,从实验分解图中找到相应的系数,增强,相差比较大的系数当作噪声全部令为零,处理公式如下^[6]:

$$y(x) = \begin{cases} \max\left(\left(\frac{c\sigma}{|x|}\right)^p, 1\right)x & |\alpha - \beta| \leq 22.5^\circ \\ 0 & \text{others} \end{cases} \quad (4)$$

其中, α 是 Contourlet 变换不同方向的边缘信息对应

的角度, β 是心脏二尖瓣的开口角度 ($0 \leq \beta \leq 180^\circ$), x 为 Contourlet 变换系数, $0 < p < 1$ 为放大倍数。 c 是一个介于 1 到 5 的参数, 可以采用下面的公式 (5)^[2] 估计 σ , 得到图像中的噪音的估计标准偏差。

$$\sigma = \text{median}(|\omega_{ij}|) / r \quad (5)$$

其中, r 一般取 0.6745^[2], ω_{ij} 为原始图像 Contourlet 分解的第一层内的高频系数。

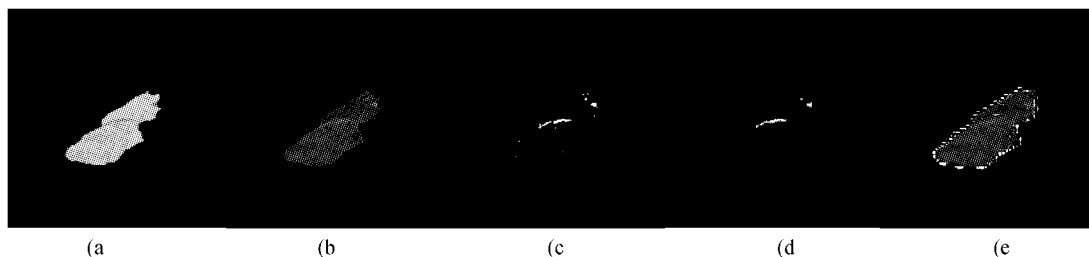


图 5 二尖瓣开口范围在 $0^\circ < \beta < 90^\circ$ (a)为区域分割后的图像;(b)为反色之后的图像;(c)为 Contourlet 变换后的图像;(d)为形态学处理后的图像;(e)为用 Daubechies 小波实验的结果

Fig.5 Angle range of mitral valve: $0^\circ < \beta < 90^\circ$ (a) Image after region segmentation; (b) Image after colour inversion; (c) Image after Contourlet transform; (d) Image after morphological processing; (e) Image after Daubechies transform

3 讨论

从图 5 中可以看出:图 (a) 里, 噪声很大, 二尖瓣不够明显, 而且相对于周围环境灰度值较小, 直接对它进行分割效果很差, 所以采取了反色, 增强其能量, 得到 (b), 之后再对 (b) 进行 Contourlet 轮廓波变换, 能够较好的检测出二尖瓣, 得到 (c) 所示的分割结果, 但是还是有很多噪声点没有去掉, 有时甚至边缘信息也凸现出来, 而且分割中二尖瓣上有些点也被当作噪声点减弱, 导致不连续, 所以本文采用了形态学处理分割结果, 进行一次开操作除去多余不连续点, 一次闭操作光滑图像边缘, 得到非常好的分割结果 (d)。

本文还采用了 Daubechies 小波进行了分割试验, 很明显, Daubechies 小波可以很好的检测边缘突变信息, 但是也可以看到它只能检测 0 度, 45 度, 90 度, 135 度这样有限角度的信息, 且分段凸显了原分割区域的边缘信息, 没有 Contourlet 那样检测方向丰富的方向滤波器来检测任意方向, 所以它没能检测到二尖瓣, 在本实验中不能实现分割。

由此可见, Contourlet 用于检测任意方向的线状结构是一个非常好的工具, 本文利用了这个特点, 成功进行了心脏二尖瓣的分割。

4 结论

本文在种子填充法和 Contourlet 变换的基础上,

提出了一种自适应的种子填充法和 Contourlet 线检测图像增强分割方法, 并结合实际运用, 分别进行了心脏在造影剂下的部分分割和心脏二尖瓣分割。本文提到的自适应种子填充算法, 对于数量极大的连续拍摄的图像分割非常适用, 能高效且不用人工干预便能完成所有图像的分割, 具有使用价值和指导意义; Contourlet 变换是一种多分辨的, 局域的, 方向的图像表示方法, 具有变化的各向异性尺度关系, 能最佳地表征图像边缘和线状对象的几何正则性和方向性, 在这里, 用于降噪并分割二尖瓣, 视觉效果较好。试验结果可对医生从事二尖瓣瓣膜运动研究提供参考, 并为日后二尖瓣三维重建提供较精确的图像。

参考文献:

- [1] 杨思源, 小儿心脏病学(第三版)[M]. 北京: 人民卫生出版社, 2005.
- [2] 董鸿燕, 李吉成, 沈振康. 基于 Contourlet 变换的带噪图像增强方法[J]. 信号处理, 2007, 23: 836-840.
- [3] Do MN, Vetterli M. Contourlets. in Beyond Wavelets [M]. J. Stoeckler and G. V. Welland eds. New York: Academic Press, 2002: 1-27.
- [4] Cunha AL, Zhou JP, Do MN. The Nonsubsampled Contourlet Transform: Theory, Design, and Applications [J]. IEEE Trans. on Image Proc, 2006, 15(10): 3089-3101.
- [5] 求是科技. 数字图像处理典型算法及实现 [M]. 北京: 人民邮电出版社, 2006.

(下转第 433 页)