



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 103606145 B

(45)授权公告日 2016.08.17

(21)申请号 201310522101.0

CN 102903103 A, 2013.01.30,

(22)申请日 2013.10.29

US 2007058865 A1, 2007.03.15,

(73)专利权人 河北大学

Chenyang Xu 等. Snakes, Shapes, and Gradient Vector Flow. 《IEEE TRANSACTIONS ON IMAGE PROCESSING》. 1998, 第7卷(第3期),

地址 071002 河北省保定市五四东路180号

任继军 等. 基于改进CV模型的多尺度图像分割方法. 《计算机应用研究》. 2008, 第25卷(第21期),

(72)发明人 顾力栩 董斌 郭怡婷 王兵

(74)专利代理机构 石家庄国域专利商标事务所有限公司 13112

代理人 苏艳肃

Bin Dong 等. Aortic Valve Segmentation from Ultrasound Images Based on Shape Constraint CV Model. 《35th Annual International Conference of the IEEE EMBS》. 2013,

(51) Int. Cl.

G06T 7/00(2006.01)

G06T 5/00(2006.01)

A61B 8/00(2006.01)

Zhen Ma 等. A Shape Guided C-V Model to Segment the Levator Ani Muscle in Axial Magnetic Resonance Images. 《Medical Engineering & Physics》. 2010, 第32卷(第7期),

(56)对比文件

CN 102881021 A, 2013.01.16,

CN 103093477 A, 2013.05.08,

CN 102663416 A, 2012.09.12,

CN 1471054 A, 2004.01.28,

CN 101303769 A, 2008.11.12,

CN 102289812 A, 2011.12.21,

审查员 黄文琪

权利要求书2页 说明书5页 附图4页

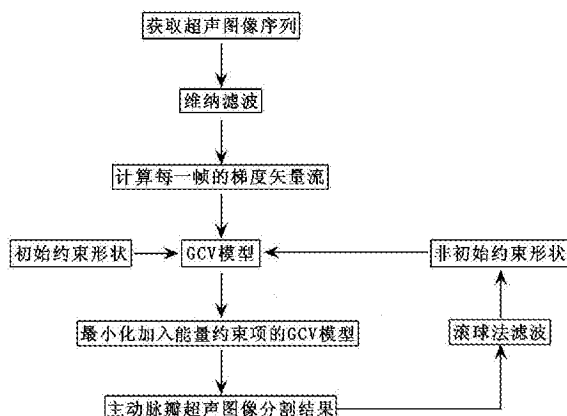
(54)发明名称

基于帧间形状约束的GCV模型分割主动脉瓣超声图像序列方法

分割结果与手动分割结果极为接近,能够简单而高效的分割出主动脉瓣。

(57)摘要

本发明公开了一种基于帧间形状约束的GCV模型分割主动脉瓣超声图像序列方法,其包括如下步骤:获取一组超声图像并进行维纳滤波;逐帧计算各图像的梯度矢量流场并将其作为能量约束加入到CV模型,得到GCV模型;通过定义初始约束形状,将其作为能量约束项加入GCV模型中,然后最小化能量泛函,得到第一帧图像的分割结果;对相邻上一帧图像的主动脉瓣分割结果进行滚球法滤波,所得结果作为能量约束项加入到GCV模型中,计算得到当前帧的分割结果。本发明是针对超声心动图的短轴图像进行操作的,不仅大大减少了医生的工作量,而且解决了现有技术中主动脉瓣超声图像分割中严重溢出的问题,其



1. 一种基于帧间形状约束的GCV模型分割主动脉瓣超声图像序列方法,其特征在于包括以下步骤:

a) 获取一组连续的主动脉瓣超声图像序列,数量为M,并提取每一帧图像的扇形区域,非扇形区域的阈值为255;然后对每一帧图像进行维纳滤波;

b) 进行维纳滤波后,计算每一帧图像的梯度矢量流场,并且在各图像上均随机定义一个初始演化曲线;

通过计算各所述初始演化曲线法向量方向与各所述梯度矢量流场方向夹角的余弦值,将梯度矢量流场作为能量约束项加入到CV模型框架,得到各图像的GCV模型;

c) 在第1帧图像上手动定义四个点,然后利用B样条插值形成闭合曲线,将该闭合曲线作为初始约束形状;然后利用形状比较函数将该初始约束形状作为能量约束项加入到第1帧图像的GCV模型中,然后最小化该GCV模型的能量泛函,得到第1帧图像的主动脉瓣分割结果;

d) 对第m帧图像的主动脉瓣分割结果进行滚球法滤波,得到的结果作为第m+1帧图像的非初始约束形状,然后利用形状比较函数将该非初始约束形状作为能量约束项加入到第m+1帧图像的GCV模型中,然后最小化该GCV模型的能量泛函,得到第m+1帧图像的主动脉瓣分割结果;其中, $1 \leq m \leq M-1$;

其中,b)步所述将梯度矢量流场作为能量约束项加入到CV模型框架从而得到GCV模型的公式具体是:

$$E^{gcv}(\phi, c_1, c_2) = E^{cv}(\phi, c_1, c_2) + \alpha \cos \langle n(\phi), g \rangle \int_{\Omega} H(\phi) dx dy;$$

$$\text{其中, } E^{cv}(\phi, c_1, c_2) = \mu \int_{\Omega} \delta(\phi) |\nabla \phi| dx dy + \nu \int_{\Omega} H(\phi) dx dy + \lambda_1 \int_{\Omega} |u(x, y) - c_1|^2 H(\phi) dx dy + \lambda_2 \int_{\Omega} |u(x, y) - c_2|^2 (1 - H(\phi)) dx dy, \alpha \text{ 的取值}$$

范围为0.3~1, ϕ 表示演化曲线, n 表示演化曲线 ϕ 的法向量方向, g 表示超声图像的梯度矢量流方向, $\cos \theta = \cos \langle n, g \rangle = \frac{n \cdot g}{|n||g|}$, 取 $\nu = 0, \lambda_1 = \lambda_2 = 1$;

c) 步所述将初始约束形状或d) 步所述将非初始约束形状作为能量约束项加入到GCV模型的公式如下:

$$\begin{aligned} E(\phi, c_1, c_2) &= E^{gcv}(\phi, c_1, c_2) + \beta E_{shape}(\phi) \\ &= \mu \int_{\Omega} \delta(\phi) |\nabla \phi| dx dy + \nu \int_{\Omega} H(\phi) dx dy \\ &\quad + \lambda_1 \int_{\Omega} |u(x, y) - c_1|^2 H(\phi) dx dy + \lambda_2 \int_{\Omega} |u(x, y) - c_2|^2 (1 - H(\phi)) dx dy \\ &\quad + \alpha \cos \langle n(\phi), g \rangle \int_{\Omega} H(\phi) dx dy + \beta \int_{\Omega} (\phi - \phi_B)^2 dx dy \end{aligned};$$

式中, $E_{shape}(\phi)$ 表示形状能量约束项, ϕ_B 表示c) 步的初始约束形状或d) 步的非初始约束形状, β 的取值为0.05~0.2;

然后使用Euler-Lagrange方程最小化上述关于 ϕ 的能量泛函得:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta(\phi) \left[\mu \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - \lambda_1 (u - c_1)^2 + \lambda_2 (u - c_2)^2 + \alpha \frac{\nabla \phi \cdot g}{|\nabla \phi||g|} + 2\beta(\phi - \phi_B) \right] = 0 \text{ 其最优解即}$$

为c) 步所述第1帧图像的主动脉瓣分割结果或d) 步所述第m+1帧图像的主动脉瓣分割结果。

2. 根据权利要求1所述的基于帧间形状约束的GCV模型分割主动脉瓣超声图像序列方法,其特征是,b)步所述计算每一帧图像的梯度矢量流场的方法具体是:最小化能量函数 $E_{gVF}(\mathbf{g}) = \iint \mu(u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2) + |\nabla f|^2 |\mathbf{g} - \nabla f|^2 dx dy$, 得到梯度矢量流场 $\mathbf{g}(x, y) = (u(x, y), v(x, y))$; 其中 μ 是规则化参数, $f(x, y)$ 表示超声图像的梯度图。

3. 根据权利要求1所述的基于帧间形状约束的GCV模型分割主动脉瓣超声图像序列方法,其特征是,d)步所述滚球法滤波是用数学形态学中球形结构元对第m帧的主动脉瓣的分割结果进行腐蚀、膨胀运算,即: $R(F, B) = F \circ B = (F \ominus B) \oplus B$, 式中, F表示第m帧的分割结果, B表示球形结构元,其半径取15~22像素。

基于帧间形状约束的GCV模型分割主动脉瓣超声图像序列方法

技术领域

[0001] 本发明涉及医学超声图像分割方法,具体的说是一种基于帧间形状约束的GCV模型分割主动脉瓣超声图像序列方法。

背景技术

[0002] 在我国,主动脉瓣膜类疾病是一种最常见也是最复杂、危险的心血管疾病,严重危害着人类的身体健康。主动脉瓣位于左心室流出道末端与主动脉交界处,其作用就像一个“单向阀门”,防止血液回流,保证心脏泵血功能正常良好。由于B超安全无创、简单便宜、可重复进行的特点,目前在临床诊断中已经广泛使用超声心动图观察主动脉瓣的形状和位置。其超声图像中主动脉瓣的准确分割不仅可以辅助医生临床诊断,同时也是图像引导非介入瓣膜类手术的基础。但是,由于其超声图像具有低对比度、存在大量斑点超声和主动脉瓣不断进行开闭运动的特点,目前在临床诊断中,主要是凭借拥有大量临床经验的医生对主动脉瓣超声图像进行一张一张的手动分割,这不仅大大增加了医生的工作量,而且对于临床经验比较欠缺的医生而言,进行手动分割也是一项比较不容易完成的工作。

[0003] 为解决手动分割存在的种种不便,目前在国内外已经有不少学者提出了多种超声图像的自动或半自动分割的方法。如在国内,2005年,尚叶峰等人提出了基于区域形状先验的测地主动轮廓分割超声图像中心脏瓣膜的方法;在国外,2006年,Sebastien Martin等人提出一种基于主动轮廓模型分割超声图像中三尖瓣的半自动方法。但是现有的这些方法,主要都是针对超声心动图中的长轴图像的,使用这些方法对主动脉瓣超声图像进行分割时,由于超声图像边缘模糊且有大量噪声,弱边缘处存在大量溢出,从而使得分割结果不够精确、可信。基于现有方法存在的问题,研究者试图对超声短轴图像的主动脉瓣分割进行分割,但目前关于超声短轴图像分割方法的研究还很少。

发明内容

[0004] 本发明的目的是提供一种基于帧间形状约束的GCV模型分割主动脉瓣超声图像序列方法,以解决现有技术存在的针对超声长轴图像进行主动脉瓣超声图像分割时存在不完整和严重溢出的问题。

[0005] 本发明的目的是按如下的技术方案实现的:

[0006] 一种基于帧间形状约束的GCV模型分割主动脉瓣超声图像序列方法,其包括以下步骤:

[0007] a)获取一组连续的主动脉瓣超声图像序列,数量为M,并提取每一帧图像的扇形区域,非扇形区域的阈值为255;然后对每一帧图像进行维纳滤波;

[0008] b)进行维纳滤波后,计算每一帧图像的梯度矢量流场;并且在各图像上均随机定义一个初始演化曲线;

[0009] 通过计算各所述初始演化曲线法向量方向与各所述梯度矢量流场方向夹角的余

弦值,将梯度矢量流场作为能量约束项加入到CV模型框架,得到各图像的GCV模型;

[0010] c)在第1帧图像上手动定义四个点,然后利用B样条插值形成闭合曲线,将该闭合曲线作为初始约束形状;然后利用形状比较函数将该初始约束形状作为能量约束项加入到第1帧图像的GCV模型中,然后最小化该GCV模型的能量泛函,得到第1帧图像的主动脉瓣分割结果;

[0011] d)对第m帧图像的主动脉瓣分割结果进行滚球法滤波,得到的结果作为第m+1帧图像的非初始约束形状,然后利用形状比较函数将该非初始约束形状作为能量约束项加入到第m+1帧图像的GCV模型中,然后最小化该GCV模型的能量泛函,得到第m+1帧图像的主动脉瓣分割结果;其中, $1 \leq m \leq M-1$ 。

[0012] 本发明的方法,b)步所述计算每一帧图像的梯度矢量流场的方法具体是:最小化能量函数 $E_{g_{\nabla f}}(\mathbf{g}) = \iint \mu(u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2) + |\nabla f|^2 |\mathbf{g} - \nabla f|^2 dx dy$,得到梯度矢量流场 $g(x, y) = (u(x, y), v(x, y))$;其中 μ 是规则化参数, $f(x, y)$ 表示超声图像的梯度图。

[0013] 本发明的方法,b)步所述将梯度矢量流场作为能量约束项加入到CV模型框架从而得到GCV模型的公式具体是:

[0014] $E^{gcv}(\phi, c_1, c_2) = E^{cv}(\phi, c_1, c_2) + \alpha \cos \langle n(\phi), g \rangle \int_{\Omega} H(\phi) dx dy$;

[0015] 其中, $E^{cv}(\phi, c_1, c_2) = \mu \int_{\Omega} \delta(\phi) |\nabla \phi| dx dy + \nu \int_{\Omega} H(\phi) dx dy + \lambda_1 \int_{\Omega} |u(x, y) - c_1|^2 H(\phi) dx dy + \lambda_2 \int_{\Omega} |u(x, y) - c_2|^2 (1 - H(\phi)) dx dy$,

[0016] α 的取值范围为 $0.3 \sim 1$, ϕ 表示演化曲线, n 表示演化曲线 ϕ 的法向量方向, g 表示超声图像的梯度矢量流方向, $\cos \theta = \cos \langle n, g \rangle = \frac{n \cdot g}{|n||g|}$, 取 $\nu=0, \lambda_1=\lambda_2=1$ 。

[0017] 本发明的方法,d)步所述滚球法滤波是用数学形态学中球形结构元对第m帧的主动脉瓣的分割结果进行腐蚀、膨胀运算,即: $R(F, B) = F \circ B = (F \ominus B) \oplus B$;式中, F 表示第m帧的分割结果, B 表示球形结构元,其半径取 $15 \sim 22$ 像素。

[0018] 本发明的方法,c)步所述将初始约束形状或d)步所述将非初始约束形状作为能量约束项加入到GCV模型的公式如下:

[0019] $E(\phi, c_1, c_2) = E^{gcv}(\phi, c_1, c_2) + \beta E_{shape}(\phi) = \mu \int_{\Omega} \delta(\phi) |\nabla \phi| dx dy + \nu \int_{\Omega} H(\phi) dx dy + \lambda_1 \int_{\Omega} |u(x, y) - c_1|^2 H(\phi) dx dy + \lambda_2 \int_{\Omega} |u(x, y) - c_2|^2 (1 - H(\phi)) dx dy + \alpha \cos \langle n(\phi), g \rangle \int_{\Omega} H(\phi) dx dy + \beta \int_{\Omega} (\phi - \phi_B)^2 dx dy$;

[0020] 式中, $E_{shape}(\phi)$ 表示形状能量约束项, ϕ_B 表示c)步的初始约束形状或d)步的非初始约束形状, β 的取值为 $0.05 \sim 0.2$;

[0021] 然后使用Euler-Lagrange方程最小化上述关于 ϕ 的能量泛函得:

[0022] $\frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta(\phi) [\mu \operatorname{div}(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|}) - \lambda_1 (u - c_1)^2 + \lambda_2 (u - c_2)^2 + \alpha \frac{\nabla \phi \cdot g}{|\nabla \phi||g|} + 2\beta(\phi - \phi_B)] = 0$ 其最优

解即为c)步所述第1帧图像的主动脉瓣分割结果或d)步所述第m+1帧图像的主动脉瓣分割结果。

[0023] 本发明是针对超声心动图的短轴图像进行操作的,通过在CV模型框架的基础上加入基于梯度矢量流的能量约束项和基于帧间约束形状的能量约束项,克服了分割过程中瓣膜运动的影响,解决了主动脉瓣超声图像分割中弱边缘溢出的问题;同CV模型相比,梯度矢量流的加入大大加强了主动脉瓣超声图像的弱边缘信息,可以有效的抑制模糊边缘处溢出的问题;帧间形状约束不仅减少了人工交互,而且可以指导演化曲线逼近目标轮廓;同时,梯度矢量流和帧间形状约束项的加入,减少了对演化曲线初始位置的限制,可以随机定义初始演化曲线。

[0024] 本发明方法只需手动定义四个点,就能够准确的从超声心动图中分割出主动脉瓣,不仅大大减少了医生的工作量,而且解决了现有技术中主动脉瓣超声图像分割中严重溢出的问题,其分割结果同有经验医生所完成的手动分割结果相比,其重叠误差仅为4.83%,能够简单而高效的分割出主动脉瓣。

附图说明

- [0025] 图1是本发明方法流程图。
- [0026] 图2(a)是所获取的超声图像序列中的一张。
- [0027] 图2(b)是图2(a)进行维纳滤波后的图像。
- [0028] 图3是第一帧图像的主动脉瓣区。
- [0029] 图4是图3的梯度矢量流场。
- [0030] 图5(a)是在初始帧图像上定义的初始约束形状。
- [0031] 图5(b)是在非初始帧图像上定义的非初始约束形状。
- [0032] 图6(a)是手动分割主动脉瓣超声图像的结果。
- [0033] 图6(b)是使用本发明方法分割主动脉瓣超声图像的结果。
- [0034] 图6(c)是使用CV模型分割主动脉瓣超声图像的结果。

具体实施方式

[0035] 下面结合附图和一个具体例对本发明做进一步说明。

[0036] 本实施例在Pentium® Dual-Core CPU E5800@3.20GHz,显卡为NVIDIA GeForce GT430NVIDIA GeForce GT430,内存为2.00GB,操作系统为Window XP的计算机中实现,整个分割方法采用C++和Matlab语言编写。

[0037] 本方法的流程按如图1所示的步骤进行:

[0038] (1)获取一组连续的主动脉瓣超声图像序列,并提取每一帧的扇形区域,如图2(a),非扇形区域的阈值为255;然后对每一帧所获取的图像进行维纳滤波,滤波后的结果如图2(b)。

[0039] 进行维纳滤波处理后,既可以除去超声图像中的斑点噪声,又可以很好的保留边缘信息。

[0040] (2)构建GCV模型:

[0041] (2.1)计算每一帧图像(如图3所示)主动脉瓣区的梯度矢量流场:通过最小化能量函数

$$[0042] \quad E_{g_{\nabla f}}(\mathbf{g}) = \iint \mu(u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2) + |\nabla f|^2 |\mathbf{g} - \nabla f|^2 dx dy,$$

[0043] 得到该图像的梯度矢量流场 $g(x, y) = (u(x, y), v(x, y))$, 其结果如图4, 图4中箭头方向表示梯度矢量流方向;

[0044] 其中, μ 是规则化参数, $f(x, y)$ 表示超声图像的梯度图。

[0045] (2.2) 在每一帧图像上随机定义一个初始演化曲线(各帧图像上的演化曲线可以相同, 也可以不同), 通过计算该图像上初始演化曲线法向量方向同梯度矢量流场方向夹角 θ 的余弦值, 将梯度矢量流场作为新的能量约束项加入CV模型框架, 建立针对每一帧图像的GCV模型, 即:

$$[0046] \quad E^{gcv}(\phi, c_1, c_2) = E^{cv}(\phi, c_1, c_2) + \alpha \cos \langle n(\phi), g \rangle \int_{\Omega} H(\phi) dx dy;$$

$$[0047] \quad \text{其中:} \quad E^{cv}(\phi, c_1, c_2) = \mu \int_{\Omega} \delta(\phi) |\nabla \phi| dx dy + v \int_{\Omega} H(\phi) dx dy + \lambda_1 \int_{\Omega} |u(x, y) - c_1|^2 H(\phi) dx dy + \lambda_2 \int_{\Omega} |u(x, y) - c_2|^2 (1 - H(\phi)) dx dy,$$

[0048] α 的取值范围为0.3~1, 用于调节梯度矢量流场能量约束项对演化曲线影响的大小; ϕ 表示演化曲线, n 表示演化曲线 ϕ 的法向量方向, g 表示超声图像的梯度矢量流场方向, $\cos \theta = \cos \langle n, g \rangle = \frac{n \cdot g}{|n||g|}$; 为了简化运算, 通常取 $v=0, \lambda_1=\lambda_2=1$ 。

[0049] (4) 在第一帧图像上的主动脉瓣区手动定义四个点, 然后利用B样条插值形成闭合曲线, 即为初始约束形状, 如图5(a)所示, 将该初始约束形状作为能量约束项加入到GCV模型中, 即:

$$[0050] \quad \begin{aligned} E(\phi, c_1, c_2) &= E^{gcv}(\phi, c_1, c_2) + \beta E_{shape}(\phi) \\ &= \mu \int_{\Omega} \delta(\phi) |\nabla \phi| dx dy + v \int_{\Omega} H(\phi) dx dy \\ &\quad + \lambda_1 \int_{\Omega} |u(x, y) - c_1|^2 H(\phi) dx dy + \lambda_2 \int_{\Omega} |u(x, y) - c_2|^2 (1 - H(\phi)) dx dy \\ &\quad + \alpha \cos \langle n(\phi), g \rangle \int_{\Omega} H(\phi) dx dy + \beta \int_{\Omega} (\phi - \phi_B)^2 dx dy \end{aligned}$$

[0051] 其中, $E_{shape}(\phi)$ 表示形状能量约束项, ϕ_B 表示初始约束形状, β 的取值范围为0.05~0.2, 用于调节能量约束项对演化曲线影响的大小;

[0052] 然后用Euler-Lagrange方程最小化上述关于 ϕ 的能量泛函得:

$$[0053] \quad \frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta(\phi) \left[\mu \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - \lambda_1 (u - c_1)^2 + \lambda_2 (u - c_2)^2 + \alpha \frac{\nabla \phi \cdot g}{|\nabla \phi||g|} + 2\beta(\phi - \phi_B) \right] = 0,$$

[0054] 其最优解即为第一帧图像的主动脉瓣分割结果。

[0055] (5) 对于第二帧图像, 将第一帧图像的主动脉瓣分割结果进行滚球法滤波后的结果作为该当前帧(即第二帧)的非初始约束形状, 然后将该非初始约束形状作为能量约束项加入到GCV模型中, 即:

$$\begin{aligned}
E(\phi, c_1, c_2) &= E^{gcv}(\phi, c_1, c_2) + \beta E_{shape}(\phi) \\
&= \mu \int_{\Omega} \delta(\phi) |\nabla \phi| dx dy + \nu \int_{\Omega} H(\phi) dx dy \\
[0056] \quad &+ \lambda_1 \int_{\Omega} |u(x, y) - c_1|^2 H(\phi) dx dy + \lambda_2 \int_{\Omega} |u(x, y) - c_2|^2 (1 - H(\phi)) dx dy \\
&+ \alpha \cos \langle n(\phi), g \rangle \int_{\Omega} H(\phi) dx dy + \beta \int_{\Omega} (\phi - \phi_B)^2 dx dy
\end{aligned}$$

[0057] 其中, $E_{shape}(\phi)$ 表示形状约束能量项, ϕ_B 表示约束形状, β 的取值范围为 0.05 ~ 0.2, 用于调节形状约束能量项对演化曲线影响的大小;

[0058] 然后用 Euler-Lagrange 方程最小化上述关于 ϕ 的能量泛函得:

$$[0059] \quad \frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta(\phi) \left[\mu \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - \lambda_1 (u - c_1)^2 + \lambda_2 (u - c_2)^2 + \alpha \frac{\nabla \phi \cdot g}{|\nabla \phi| |g|} + 2\beta(\phi - \phi_B) \right] = 0$$

[0060] 其最优解即为第二帧图像的主动脉瓣分割结果。

[0061] 对于第一帧之后的所有图像, 均按照步骤(5)的方法进行, 即将上一帧图像的主动脉瓣分割结果(如图5(b)中曲线 I 所示)进行滚球法滤波后的结果作为该当前帧的非初始约束形状(如图5(b)中曲线 II 所示), 然后按上述给出的公式进行计算演化, 得到该当前帧的主动脉瓣分割结果。

[0062] 上述滚球法滤波是用数学形态学中球形结构元对上一帧的主动脉瓣分割结果进行腐蚀、膨胀运算, 即: $R(F, B) = F \circ B = (F \ominus B) \oplus B$, 式中, F 表示相邻帧的分割结果, B 表示球形结构元, 一般其半径取 15 ~ 22 像素。

[0063] 为进一步验证本方法的可行性和其分割结果的精确性, 对连续 5 帧的主动脉瓣超声图像分别进行了手动分割和使用 CV 模型分割, 并将这两种的分割结果与采用本发明方法进行分割的结果进行比较, 结果如图 6 所示: 图 6(a) 为有经验的超声科医生手动分割主动脉瓣的结果, 图 6(b) 为本发明方法分割主动脉瓣的结果, 图 6(c) 为使用 CV 模型分割主动脉瓣的结果。从图中明显可以看出, 使用本发明方法得到的分割结果同超声科医生手动分割的结果几乎一样, 而使用 CV 模型进行超声图像主动脉瓣分割则在弱边缘处存在大量溢出。

[0064] 由以上实施例试验结果可知, 本发明解决了现有技术中主动脉瓣超声图像分割中严重溢出的问题, 可以大大减少医生的工作量, 简单高效的分割出主动脉瓣。

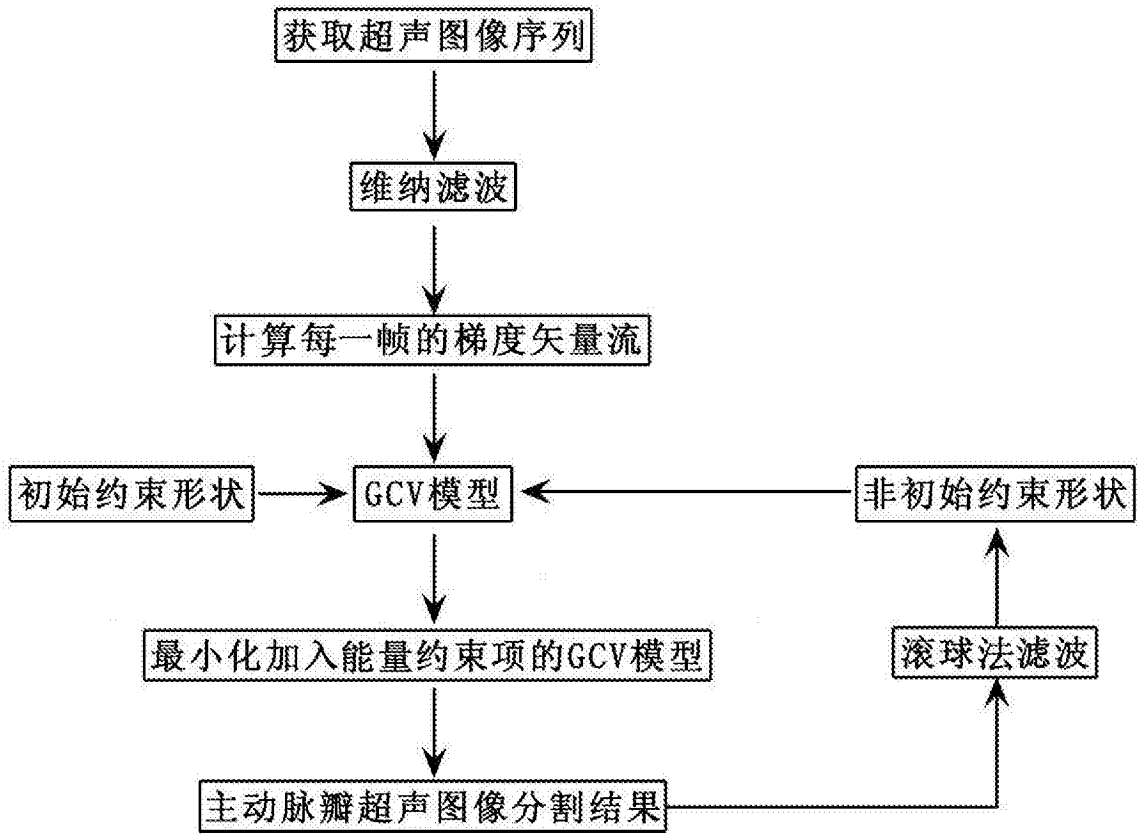


图1

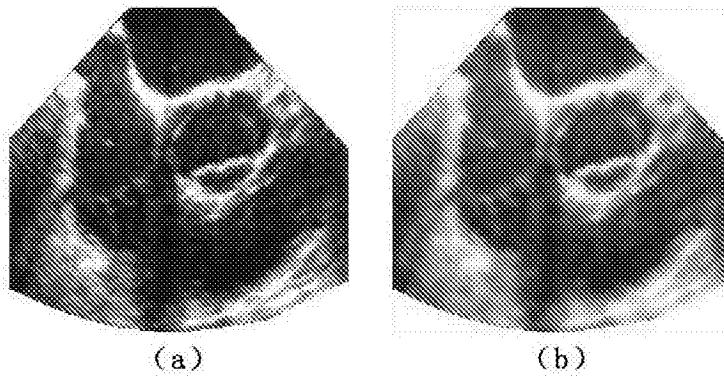


图2

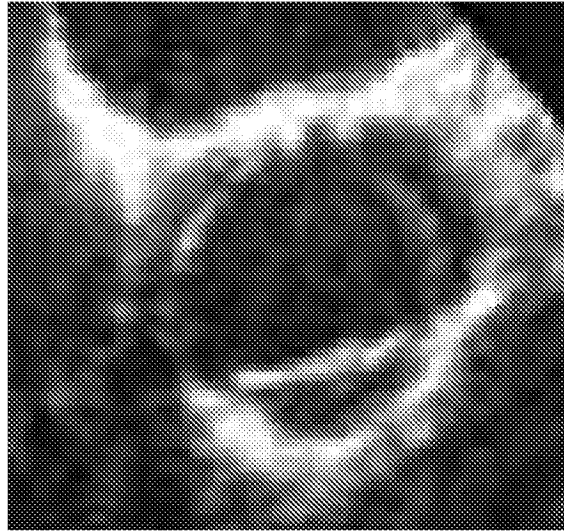


图3

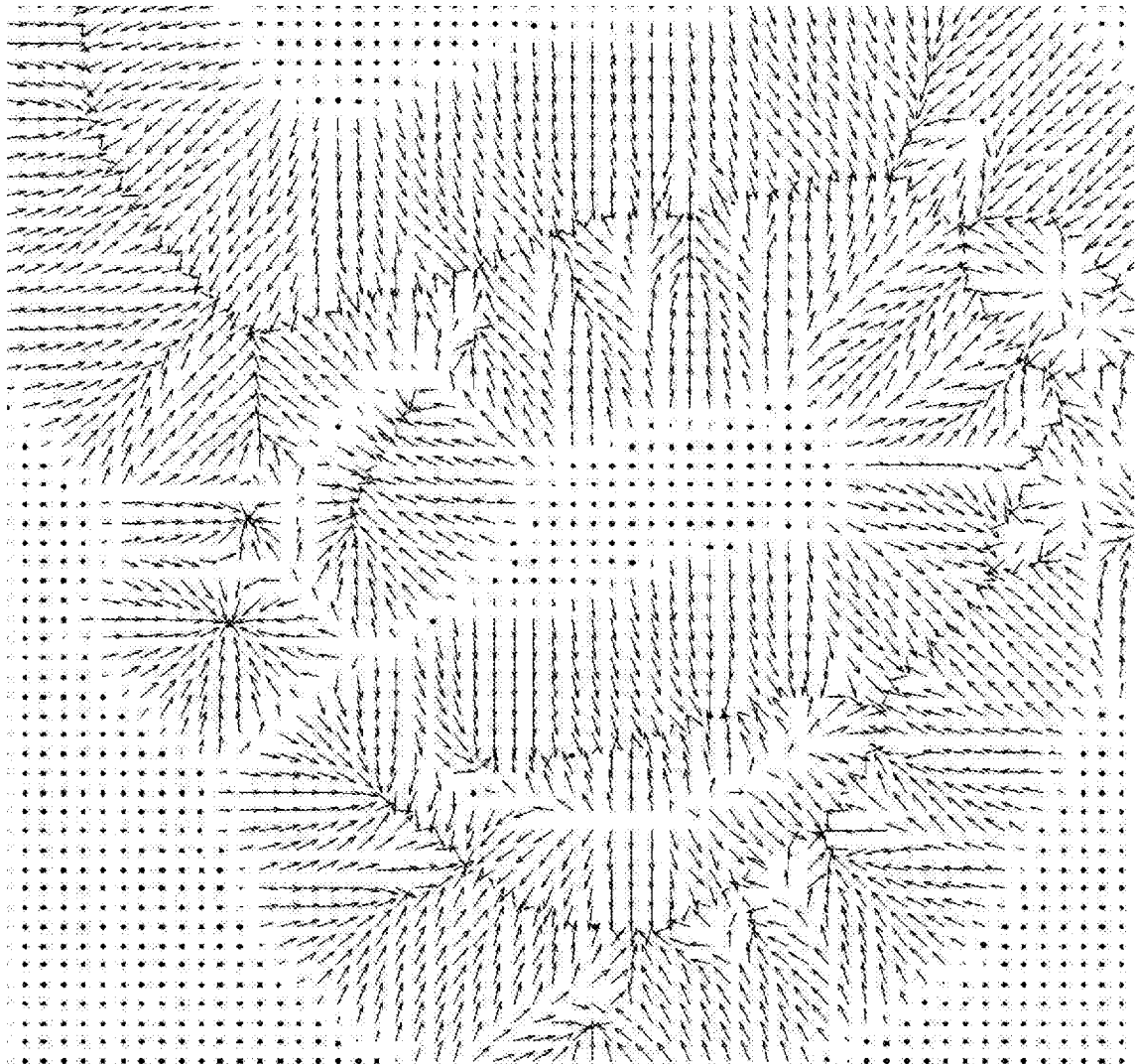


图4

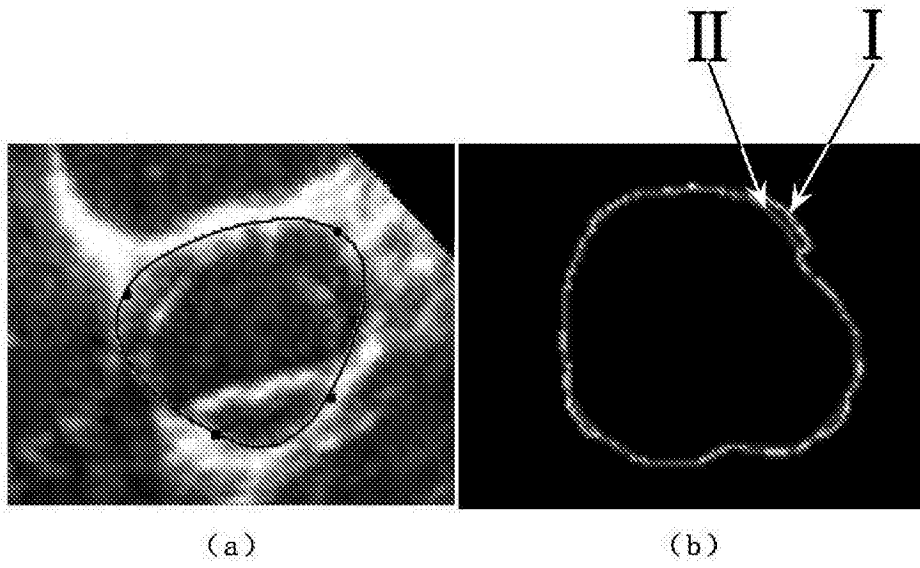


图5

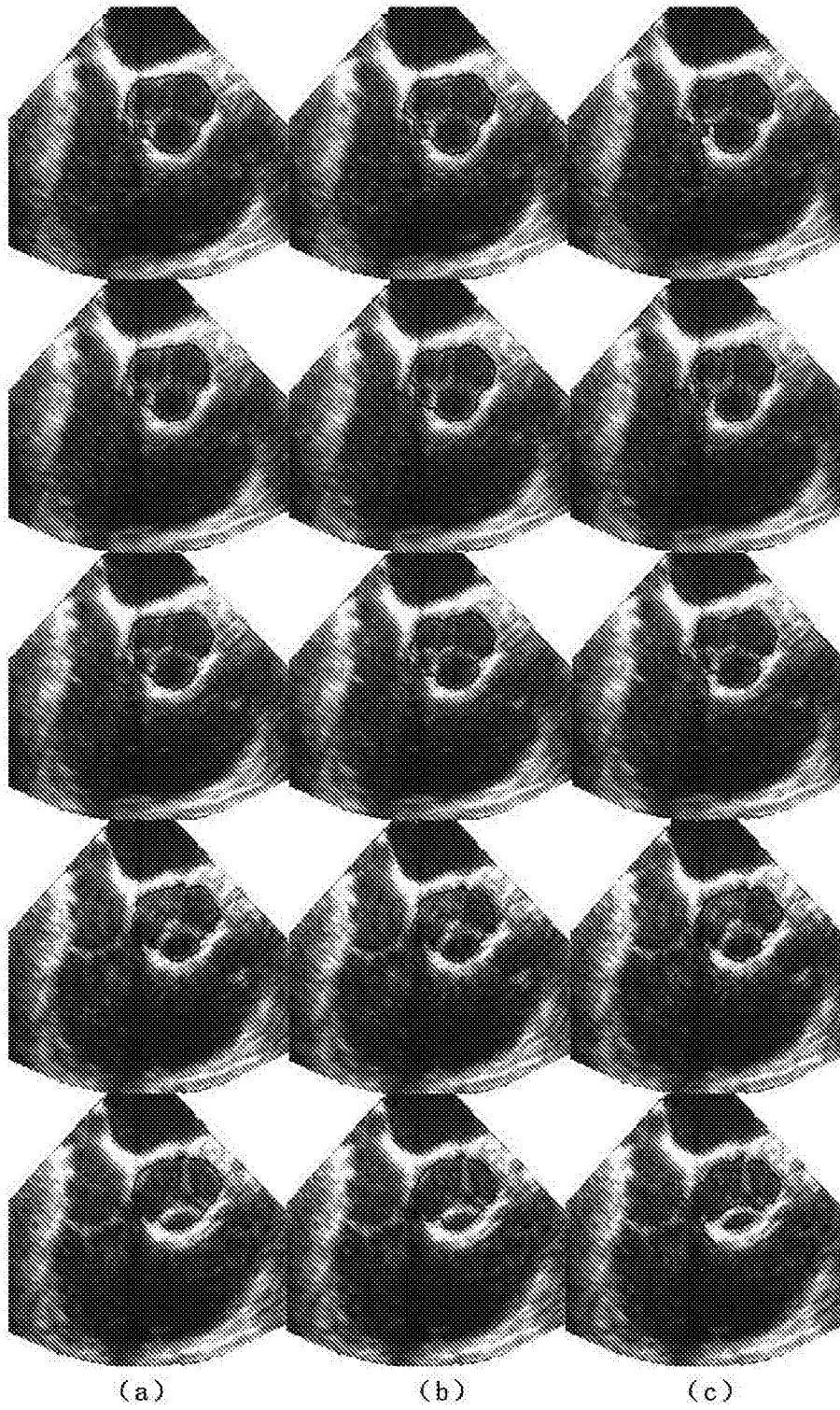


图6

专利名称(译)	基于帧间形状约束的GCV模型分割主动脉瓣超声图像序列方法		
公开(公告)号	CN103606145B	公开(公告)日	2016-08-17
申请号	CN201310522101.0	申请日	2013-10-29
[标]申请(专利权)人(译)	河北大学		
申请(专利权)人(译)	河北大学		
当前申请(专利权)人(译)	河北大学		
[标]发明人	顾力栩 董斌 郭怡婷 王兵		
发明人	顾力栩 董斌 郭怡婷 王兵		
IPC分类号	G06T7/00 G06T5/00 A61B8/00		
其他公开文献	CN103606145A		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明公开了一种基于帧间形状约束的GCV模型分割主动脉瓣超声图像序列方法，其包括如下步骤：获取一组超声图像并进行维纳滤波；逐帧计算各图像的梯度矢量流场并将其作为能量约束加入到CV模型，得到GCV模型；通过定义初始约束形状，将其作为能量约束项加入到GCV模型中，然后最小化能量泛函，得到第一帧图像的分割结果；对相邻上一帧图像的主动脉瓣分割结果进行滚球法滤波，所得结果作为能量约束项加入到GCV模型中，计算得到当前帧的分割结果。本发明是针对超声心动图的短轴图像进行操作的，不仅大大减少了医生的工作量，而且解决了现有技术中主动脉瓣超声图像分割中严重溢出的问题，其分割结果与手动分割结果极为接近，能够简单而高效的分割出主动脉瓣。

