

文章编号:1000-582X(2009)01-0116-05

Water Balloons Snake 模型的数字图像轮廓提取算法

罗小刚¹, 黄 茜¹, 彭承琳¹, 刘 婷¹, 尹 鹏¹, 文 利², 高云华²

(1. 重庆大学 医学电子及仪器研究所 重庆 400030; 2. 第三军医大学 附属新桥医院 重庆 400037)

摘 要:为解决数字图像如左心室 MRI 图像存在着弱边缘、与周围组织之间的低对比度区域的特点,传统的 Snake 模型算法分割数字图像,出现变形曲线泄漏现象这一问题,提出一种改进的 Balloons Snake 模型—Water Balloons Snake 图像分割算法。该算法利用数学形态学理论自动获取左心室数字 MRI 图像的重心以及边界形状变化允许空间,采用分水岭变换算法获取图像轮廓内壁分水岭线,并以此作为 Snake 数字模型的初始样条曲线进行进一步轮廓捕获。以小香猪左室加标记 MRI 数字医学图像作为应用研究对象,对比了几种模型的不同处理结果。实验表明 Water Balloons Snake 模型算法比经典 Snake 模型或 Balloons Snake 模型算法能够更有效地处理变形曲线泄漏问题,并且具有较快的收敛速度。

关键词:Balloon Snake 模型算法;分水岭算法;数字图像处理;图像分割

中图分类号:TP391.4

文献标志码:A

A contour extraction algorithm for digital images based on water balloons snake model

LUO Xiao-gang¹, HUANG Qian¹, PEN Cheng-lin¹, LIU Ting¹, YIN Peng¹, WEN Li², GAO Yun-hua²

(1. The Research Institute of Electronics and Medical Instruments, Chongqing University, Chongqing 400030, P. R. China; 2. Xinqiao Hospital of the Third Military Medical University, Chongqing 400037, P. R. China)

Abstract: Due to weak edges and low contrast areas in digital images, such as a left ventricle in Magnetic Resonance Imaging (MRI) images, a deformation curve may leak from the outer boundary when images are segmented using the traditional snake model. An improved algorithm based on the water balloons snake model is introduced to solve this problem. Firstly, the barycenter and the boundary shape area of the left ventricle in a digital MRI image are obtained through mathematical morphology. The left ventricular watershed line is obtained next using a watershed transform algorithm, which is taken as the initial deformation curve in a balloon snake model to capture the contour. Different snake models are tested to digitally-tagged MRI images of left ventricles of small pigs. Contrast results indicate that the water balloons snake model can solve the leakage problem in traditional snake and balloon snake models. In addition, the processing speed is improved significantly.

Key words: balloon snake model algorithm; watershed algorithm; digital image processing; image segmentation

收稿日期:2008-08-21

基金项目:国家自然科学基金资助项目(30600157)

作者简介:罗小刚(1974-),男,重庆大学副教授,博士,主要从事数字图像处理,医学仪器设计方向的研究,
(E-mail)luosteel@cqu.edu.cn。

动态轮廓线模型(active contour model, 又称 Snake)算法是先由 Kass^[1]等人于 1987 年提出, 随后出现了许多改进的模型。Snake 的能量函数采用积分运算, 具有较好的抗噪性, 对目标的局部模糊也不敏感, 因而上世纪 90 年代以来, 该方法已经被成功地应用于边缘提取、图像分割、运动跟踪等许多领域。虽然 Snake 具有很多明显优点, 可以克服随机噪声的影响, 但当数字图像中待分割目标物边缘弱, 与背景界限不清且存在低对比度区域时, 采用 Snake 模型算法对其进行图像分割就容易出现变形泄露现象。

其中一个典型例子就是将 Snake 模型算法应用于数字医学图像处理领域, 例如利用该算法分割心脏数字 MRI 图像, 提取出左心室边界轮廓以进行三维重建。由于左心室数字 MRI 图像通常存在噪声和伪影, 边界轮廓线结构变化复杂, 在进行心室轮廓造影时易引入噪声, 干扰目标物与背景之间的界限。同时心脏病变会造成心室区域内部灰度不均匀, 以及心肌存对分割结果的干扰等原因, 造成用传统 Snake 模型算法分割出的轮廓边界出现泄漏。笔者将分水岭变换算法与 Balloon Snake 算法相结合, 克服了 Snake 方法的不足, 从而获得更好的分割效果。

1 Balloon Snake 数学模型

对于一幅离散数字图像 $f(x, y)$, (x, y) 为像素的坐标变量, 定义 Snake 为待分割目标的轮廓曲线 $v(s) = (x(s), y(s))$, $s \in [0, 1]$, 与模型相关的能量函数记为 E_{snake} , 使曲线往能量函数最小化的方向逼近, 则可捕获目标区域轮廓^[1-2]。 E_{snake} 定义如下

$$E_{\text{Snake}} = \int_0^1 E_{\text{Snake}}(v(s)) ds = E_{\text{int}}(v(s)) + E_{\text{ext}}(v(s)), \quad (1)$$

E_{int} 为 Snake 模型的内部能量函数, 反映曲线的弹性能量和弯曲能量, 定义为

$$E_{\text{int}}(v(s)) = \int_0^1 \frac{1}{2} (\alpha |v'(s)|^2 + \beta |v''(s)|^2) ds, \quad (2)$$

E_{int} 定义了一个可伸长和可弯曲的轮廓 $v(s)$ 的内部变形能量^[3], 它包括 2 个参数, α 控制轮廓的“应力”, β 控制轮廓的刚度。 E_{ext} 为模型的外部能量函数, 是定义在整个图像平面上的标量函数, 反映了图像的某些特性, 如边缘等。最小化 E_{snake} 的 Snake 必须满足 Euler 方程

$$\alpha |v'(s)|^2 + \beta |v''(s)|^2 - \nabla E_{\text{ext}} = 0. \quad (3)$$

传统 Snake 的外部能量直接取自图像梯度, 它

的实用条件是在处理简单背景下的单一对象。但复杂背景下传统 Snake 基本上无法收敛到边缘, 因此后来的应用中对此作了许多改进。Balloon Snake 算法由 Cohen 于 1991 年创建^[4], 该模型增加了 Balloon 力, 使得轮廓线膨胀或是收缩^[5]。具体为首先在对象内部确定统一的初始轮廓, 受 Balloon 力的作用使得初始轮廓不断膨胀直至逼近对象本身的轮廓^[6]。但如果边界的阻力太弱, Snake 曲线就会突破边界受扩展力继续扩张。Balloon Snake 能量可由公式(1)变换为

$$E_{\text{snake}} = E_{\text{int}}(v(s)) + k_1 \overrightarrow{n}(s) - k_2 \frac{\nabla E_{\text{image}}}{\|\nabla E_{\text{image}}\|}, \quad (4)$$

$\overrightarrow{n}(s)$ 是曲线 $v(s)$ 上对应点的标准单位矢量, k_1 是力的幅度大小, 联合系数 k_1 和 k_2 取值目的相同, 都需让它小于一个像素范围。 k_2 略大于 k_1 , 这样边界点能停止膨胀外力。

由于新添加压力, Balloon Snake 轮廓迭代公式最终可变为

$$v(s, t+1) = v(s, t) + \alpha v'(s, t) - \beta v''(s, t) - \nabla E_{\text{ext}} + F_{\text{pressure}}. \quad (5)$$

2 Water Balloons 模型

Balloon Snake 模型的初始曲线扩展受到边界吸引并最终终止于边界, 但某些数字图像由于边界的阻力太小如左心室内壁图像, 无法阻挡其膨胀, 因此用传统的 Balloon Snake 无法得到心尖以及心底部分的内壁轮廓。而分水岭算法对图像中由于像素差别较小而产生微弱边缘、对目标物体之间, 或是目标物体同背景物体之间粘连的情况具有良好的响应, 可以得到封闭连续的边缘^[7]; 它的不足之处在于过分分割——图像被分割成过多的小区域而使感兴趣目标物淹没其中。但由噪声产生的孤立点响应梯度的最大值, 这些孤立点可在 Balloon Snake 膨胀过程中被忽略^[3-8]。因此综合二者的优点, 设计出左心室内壁轮廓提取算法。

分水岭算法中, 流域区域是封闭和不相交的区域, 各个单独的区域构成整个图像。传统的 Snake 模型的初始化 S 曲线靠近目标边缘; 分水岭线靠近每个区域边缘, 在分割中可视为 Snake 初始 S 曲线^[9]。

分水岭变换需要处理的事实上是数字图像^[10], 离散域地形学距离定义: 像素点 p, q 之间沿路径 $T = (p_0, \dots, p_n)$ (其中 $p_0 = p, p_n = q$) 的地形学距离定义为^[11]

$$D_T(p, q) = \sum_{i=0}^{n-1} d(p_i, p_{i+1}) C(p_i, p_{i+1}), \quad (6)$$

其中: $C(p, q)$ 为 p 点到 q 点的代价, 由 p 点到其邻

域中任何下降点的最大下降坡度 $S(p)$ 来决定; $d(p, q)$ 为任意两点 p, q 之间的测地距离。对于所有的 $p \in I, I$ 为图像离散域, p 到以极小点 m_i 代表的极小区(高度最低)的距离比到其他任何以 m_j 代表的极小区的距离更短, 则 p 属于极小点 m_i 所形成的积水盆。

$$B(m_i) = \{p \in I | j \neq i : f(m_i) + D\tau(p, m_i) < f(m_j) + D\tau(p, m_j)\}, \quad (7)$$

其中 $f(p)$ 为 p 点的梯度值。定义的分水岭则为整个图像区域除去各个汇水盆地后遗留的部分

$$W(f) = I / \cup_i B(m_i). \quad (8)$$

则 Snake 的初始曲线 $v(s)$ 可由式(8)得出, 初始曲线确定后, 利用多次 Balloon Snake 模型进行逼近, 由 $E_{\text{ext}}(v(s))$ 将其驱动到正确的区域边缘。为防止分水岭分割方法产生过度分割, 将初始化曲线定义在分水岭区域的等高线。由于分水岭区域不能越过物体边缘, 因此 Balloon Snake 在膨胀过程中不会造成过度膨胀的问题。

传统的 Balloon Snake 模型的轮廓捕获效果与 Water Balloons Snake 模型的轮廓捕获效果对比如图 1 所示。这是一幅靠近心尖的左心室数字图像, 左心室轮廓并不十分明显, 心肌附近存在伪影, 为分割带来一定的困难。可见传统的 Balloon Snake 模型用于提取左心室轮廓时, 由于对比度较低造成的轮廓阻力太小, 根本无法成功获取心室内壁轮廓。而利用 Water Balloons Snake 模型进行轮廓捕获时, 可以成功的判断出心室内壁形状。且在膨胀过程中, 由于左心室内核处存在对比度较高的区域, 从中心往外膨胀时, 需迭代 25~35 次才能获得较理想的结果; 利用 Water Balloons Snake 模型进行左心室内壁轮廓逼近时, 由于分水岭线就处于轮廓边缘, 因此平均每幅图像只需迭代 5~8 次。二者迭代过程时间一致, 因此利用 Water Balloons Snake 模型进行轮廓提取时, 速度可提高 4~5 倍。



(a) 图像原图



(b) 传统BS提取结果图



(c) Water Balloons提取效果图

图 1 分割效果比较

3 Water Balloons Snake 模型在左心室内壁轮廓提取中的应用

基于 Snake 模型的数字图像处理算法运用于左心室自动分割, 需要确定待分割目标区域及其轮廓变化范围, 因此首先要左心室的自动定位。目前自动定位的方法有多种, 如模糊集方法、最大辨别法等^[12], 笔者采用数学形态学方法^[13]实现左心室的自动定位。其基本思想是用具有一定形态的结构元素去量度和提取图像中的对应形状以达到对图像分析和识别的目的。

为了得到图像中所有连通区域的信息, 首先对图像进行形态学梯度运算

$$g(x, y) = f(x, y) \oplus b(x, y) - f(x, y) \ominus b(x, y), \quad (9)$$

其中: \oplus 为膨胀运算; \ominus 为腐蚀运算; $b(x, y)$ 为圆盘状结构元。形态学梯度运算具有非线性, 经形态学梯度变换后的梯度图像的区域边缘部分得到了增强。根据公式(9)可得到连通区域信息, 由于噪声面积较小而肝等大型器官面积又很大, 因此可用面积(400~2 000 个像素)约束去除一些过大或过小的连通区域, 因此剩余连通区域中唯有左心室近似圆形,

用圆形模板执行开运算检测

$$g(x,y)=(g(x,y)\oplus c(x,y))\ominus c(x,y), (10)$$

$c(x,y)$ 为圆形模板,由于其余部位均为狭长区域,开运算执行后则可得到左心室。计算左心室图像重心位置及其面积,以重心为圆心,利用面积以及轮廓信息计算出相应区域半径,则可得到包含左心室区域以及其轮廓变化大致范围。自动定位算法流程如图 2 所示。

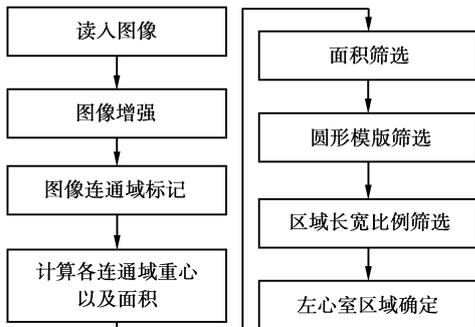


图 2 左心室区域定位流程

其区域定位效果如图 3 显示,利用第 3 层图像为例进行说明。

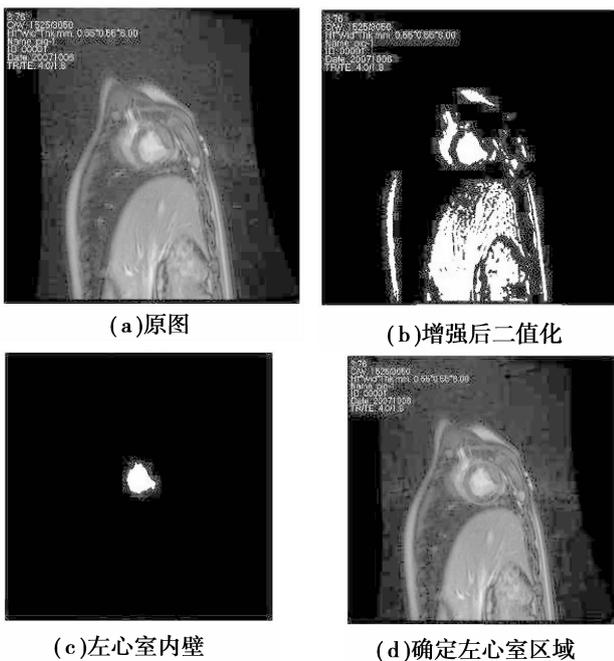


图 3 左心室自动定位效果

获取左心室数字图像的区域信息后,即可进行图像的梯度变换,进而根据图像的梯度信息进行分水岭变换,得出图像的积水盘信息以及分水岭信息,再利用 Water Balloons 模型进行轮廓提取。完整的左心室轮廓获取算法流程如图 4 所示。

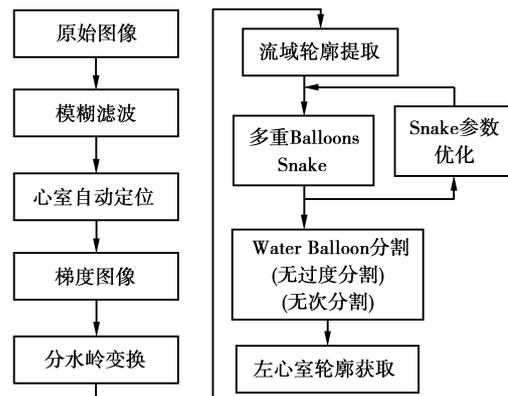
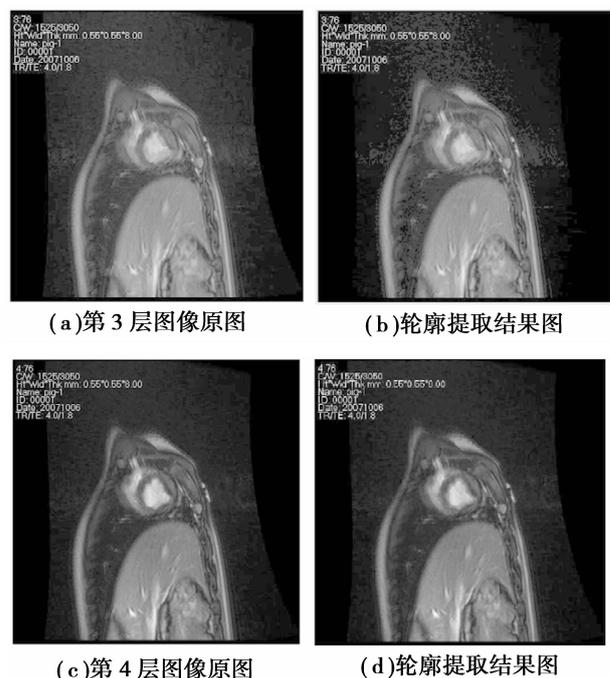


图 4 Water Balloons 模型分割框图

如图 4 显示的 Water Balloons Snake 算法的分割流程,原 MRI 图像首先要经过低通滤波或模糊滤波,以减少小面积的噪声区域,随后将目标区域左心室确定出来。将滤波后的图形变换为梯度图像,在梯度图像基础上进行分水岭变换,得出流域信息再进行流域轮廓提取。应用轮廓跟踪技术进行轮廓的提取,这些轮廓将构成 Balloon Snake 模型的初始曲线,用以逼近目标区域轮廓。当 Snake 获取了一个区域以后,图像需重新标记以便于下一个 Snake 不会包含这个已经获取的轮廓。每一次进行 Snake 变换后,都须重新调整使 Snake 参数最优化,以保持最佳的 Snake 逼近。最后可根据前面得到的左心室区域以及重心信息,提取出左心室内壁轮廓。研究方法轮廓提取结果如图 5 所示。



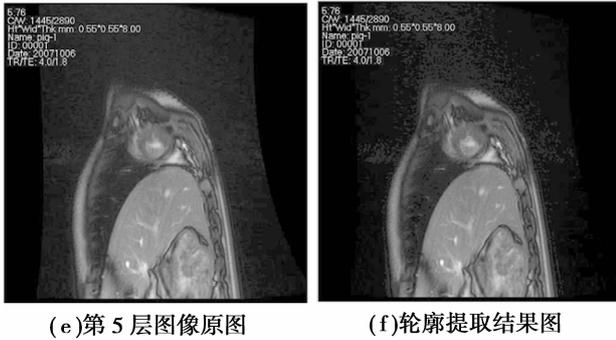


图 5 连续帧 MRI 图像分割效果图

图 5 中显示的是一个连续帧的小香猪 MRI 胸腔采集图像,分别为第 3、4、5 层图像,右边为用 Water Balloons Snake 模型捕获的左心室轮廓。第 3、5 幅图像中左心室内壁影像存在与外壁粘连的区域,利用 Water Balloons Snake 模型捕捉可完整地提取左心室内壁。

4 结果与讨论

笔者介绍的基于 Water Balloons Snake 模型的数字图像分割算法,无须人工控制即可对边界模糊的数字 MRI 图像进行全自动的轮廓提取。首先利用数学形态学处理得出左心室信息,进行左心室区域自动定位,继而利用 Water Balloons Snake 模型捕获的左心室轮廓,能够准确地逼近左心室内壁轮廓。较之传统的 Balloon Snake,采用小香猪左室加标记 MRI 图像验证算法的有效性,结果证明该模型能够捕获区域边缘对比度较低的轮廓,并能防止 Balloon Snake 产生的过度膨胀现象,且算法收敛速度较快,如将该模型算法应用于存在弱边界,界限不明的数字图像分割领域中,将能一次性提取出目标物的完整外形轮廓,提高数字图像分割的准确性与计算效率。

参考文献:

- [1] KASS M, WITKIN A, TERZOPOULOUS D. Snake: active contour models [J]. International Journal of Computer Vision, 1987, 1(4): 321-331.
- [2] LI J, XU J H, WANG C, et al. Contour segmentation algorithm of multi-scale GVF snake [C] // Proceedings of IEEE International Conference. [S. l.]: Mechatronics and Automation, 2006, 7: 537-542.
- [3] NG H P, ONG S H, FOONG K W C, et al. Masseter segmentation using an improved watershed algorithm with unsupervised classification [J]. Computers in Biology and Medicine, 2008, 38(2): 171-184.
- [4] COHEN L D, COHEN I. Finite-element methods for active contour models and balloons for 2-D and 3-D images [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 1993, 11(15): 1131-1147.
- [5] COHEN L D, COHEN I. A finite element method applied to new active contour models and 3D reconstruction from cross sections [C] // Proceedings of Third International Conference Computer Vision. [S. l.]: IEEE, 1990, 4(7): 587-591.
- [6] SEYEDARABI H, LEE W, AGHAGOLZADEH A. Automatic lip tracking and action units classification using two-step active contours and probabilistic neural networks [C] // Electrical and Computer Engineering. Canadian: CCECE '06, 2006, 5: 2021-2024.
- [7] FERNAND M, CORINNE V. On the regularization of the watershed transform [J]. Advances in Imaging and Electron Physics, 2007(148): 193-249.
- [8] CHENG J R, WEI F S, KRISHNAN S M. Watershed-presegmented snake for boundary detection and tracking of left ventricle in echocardiographic images [J]. IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine, 2006, 6(2): 414-416.
- [9] TIAN J, ZHU F P, LUO X P. Medical image segmentation using improved active contour model [J]. The International Society for Optical Engineering. 2003, 5: 176-185.
- [10] DAGHER L, KAMAL E T. WaterBalloons: a hybrid watershed balloon snake segmentation [C] // Neural Networks. [S. l.]: IJCNN, 2007, 12(17): 1-6.
- [11] ZHAO C G, ZHUANG T G. A hybrid boundary detection algorithm based on watershed and snake [J]. Pattern Recognition Letters, 2005, 26(9): 1256-1265.
- [12] PIERRE J M, DUTA N, GARETH F. Segmentation of the left ventricle in cardiac MR images [C] // International Conference on Computer Vision. [S. l.]: ICCV, 2001, 1: 501-508.
- [13] CAUWENBERGHS G, POGGIO T. Incremental and decremental support vector machine learning [J]. Proceedings of the Neural Information Processing Systems 13 (NIPS) Denver, 2000: 409-415.

(编辑 侯 湘)