• 图形图像处理 • 文章编号：1000—3428(2013)05—0257—04 文献标识码：A 中图分类号：TP391.9

基于稳健特征统计的医学影像分割算法

刘玲玲[1]，康晓东[1]，王 昊[1,2]，耿佳佳[1]
(1. 天津医科大学医学影像学院，天津 300070；2. 河北大学附属医院，河北 保定 071000)

摘 要：提出一种基于稳健特征统计的医学影像分割算法。由用户提供标记的种子点，通过稳健统计量描述种子点及其周围点对象的特征，使得分割的边缘更光滑，且对噪声不敏感，对边缘进行轮廓演变，基于稀疏场方法完成曲线演化，找到理想边界。实验结果表明，在 MR 腹部肝脏分割中，该算法 5 种评价指标的最终得分为 73 分，高于区域增长算法和快速水平集算法，肝脏分割时间为 123 s，能较好地分割 MR 和 CT 图像中的器官和肿瘤。

关键词：图像分割；稳健特征统计；特征向量；稀疏场方法；水平集；曲线演化

Medical Image Segmentation Algorithm Based on Robust Feature Statistics

LIU Ling-ling[1], KANG Xiao-dong[1], WANG Hao[1,2], GENG Jia-jia[1]
(1. School of Medical Imaging, Tianjin Medical University, Tianjin 300070, China;
2. Affiliated Hospital of Hebei University, Baoding 071000, China)

【Abstract】 A medical image segmentation algorithm based on robust feature statistics is proposed in this paper. Users provide seeds, and this paper uses robust feature statistics to describe the features of objects, makes contour smoothly and decreases the effect of noise. It makes contour evolution fast and according to the Sparse Field Method(SFM) to get the outline of objects. Experimental results show that this algorithm gets 73 points in 5 kinds of evaluation indicators for MR abdominal liver segmentation, is better than the region growing algorithm and rapid level set algorithm, liver segmentation time is 123 s, and can make good segmentation of organs and tumors in MR and CT images.

【Key words】 image segmentation; robust feature statistics; feature vector; Sparse Field Method(SFM); level set; curve evolution
DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2013.05.056

1 概述

医学影像分割是指从医学图像中分割出已知解剖结构或感兴趣区域以及组织的过程，每一个区域都具有灰度或纹理一致性[1]。这些结构主要包括心、肺、肝、骨骼、血管和大脑组织等人体正常的组织和器官，也包括那些具有病变性的组织或器官。实现快速、精确的分割，对指导临床医师的后续工作有重要意义。

目前，图像分割算法主要分为 3 大类，即基于区域的、基于边缘的和两者相结合的方法。常用的基于区域的方法有经典阈值分割法、区域生长法[2]等。基于边界的图像分割方法主要分为 2 种，即参数主动轮廓模型(如气泡模型[3]、拓扑蛇[4]和距离蛇[5]模型等)和几何水平集[6]模型。前者通过对曲线离散化和参数化，显式地指定曲线上的某些参数点集，由这些点集参与演化过程。这类模型的优点是易于直接控制演化的过程。在水平集模型中，轮廓对应为一个更高维曲面的演化函数的零水平集，然后可用某种形式的偏微分方程来表示演化函数，利用图像信息来控制曲线演化过程的停止，能够更好地处理图像复杂的拓扑结构问题。研究人员为实现医学图像自动分割做了很多努力，实现较少人工干预的方法在于结合利用图像边界信息和区域信息，从全局的区域信息中取得初始边界，再利用基于边界的方法演化曲线，使其演化至目标边界。

最简单的区域增长方法反映出使用者初始化的 2 个关键因素：(1)位置：初始种子点的位置预示了目标的大致位置；(2)特征：种子点给出的图像信息应该能让用户知道所需对象的必要特征。然而，最初的区域增长只需借助于图像灰度信息即可，因此，在很多情况下，它并不适用于有噪音或是纹理图像，而且由于相邻对象的组织灰度差异较小，很容易产生泄漏现象。此外，分割的边界不够平滑。

基金项目：国家自然科学基金资助项目(60603027)；天津市应用基础与前沿技术研究计划基金资助项目(05YFJMJC11700)
作者简介：刘玲玲(1989－)，女，硕士研究生，主研方向：图像处理；康晓东，教授、博士；王 昊，工程师、硕士研究生；耿佳佳，硕士研究生
收稿日期：2012-06-04 **修回日期**：2012-08-03 **E-mail**：lanhu1214@163.com

为了解决这个问题，文献[7]统计了很多稳健的数据，以使在种子位置处能获得更好的图像特征建模。

稳健指统计量对于原始模型各种条件不敏感的一种稳定性能，即对微小变化不敏感。稳健统计是统计过程中稳定性的理论部分[8]，其目的是要使统计量不受一些离群值也称极限值的影响，特别是对于噪声图像。

20 世纪 60 年代以来，稳健统计的思想得到了一些应用。文献[9]将稳健统计的思想应用于运动目标物体的分割；文献[10]将稳健统计理论应用到了遥感影像特征估计模型的研究中；文献[11]将稳健水平集应用到图像分割和统计建模中；在计算机视觉领域中，稳健统计的思想被应用于均值滤波、图像分割以及运动可视化分析中[12]；文献[13]将稳健统计的思想和多变量分析方法相结合，来提高多变量分析的合理性和科学性；文献[14]将稳健统计的理论应用到多个子区域的稳健统计分割中；文献[15]在小视觉场中，创建核磁共振成像(Magnetic Resonance Imaging, MRI)骨分割的稳健统计形状模型。除此之外，已知有很多演化出轮廓的方法都是利用了图像信息及轮廓几何信息[16-17]。

本文提出一种基于稳健特征统计的医学影像分割算法。将稳健统计的思想应用到图像的特征向量中，综合利用图像的区域信息和边缘信息进行轮廓演化。

2 稳健特征统计

对图像进行初始化的关键之一是特征，对于噪声图像，单纯的图像灰度信息过于单一且不稳健，因此，选择稳健特征统计量使得在种子位置处得到图像特征更好的初始化。

将待分割的图像表示为：$I:\Omega\to\Re$，其中，$\Omega\subset\Re^d$ 是一个开集，且 $d\in\{2,3\}$。将用户提供的标记图记为：$L:\Omega\to N\cup\{0\}$，其中，0 表示背景；其他非 0 正整数表示图像中目标对象的标签，$N\in[1,255)$。

用户通过人机交互的方式，在图像上标定种子点，这些种子点被放在一个种子组中。这样，这个种子组不仅仅表示了目标对象的大致位置，而且包含了目标对象的许多样本像素。在一般情况下，单独的图像灰度信息不足以表述图像的特征。因此，从每个像素中提取特征向量构成一个特征图像，在特征图像中对目标对象进行分割。本文选择的稳健特征统计量具有稳健的特性，对图像噪声不敏感，且可以保持分割边界的平滑效果。

对图像中的每一个像素 x，定义一个特征向量 $\boldsymbol{f}(x)\in\Re^{d_f}$，$\boldsymbol{f}(x)$ 包含的是从像素 x 及其邻域得到的稳健特征统计量。此处选择 3 个统计量[18-19]作为稳健特征，首先是邻域 $B(x)$内的灰度中值 $MED(x)$，另外，虽然图像灰度范围和灰度方差是描述图像特征较好的方法，但是两者对极限值比较敏感，因此，选择更为稳健的统计量四分位间距 $IQR(x)$ 和中值绝对偏差 $MAD(x)$。定义特征向量 $\boldsymbol{f}(x)$：

$$\boldsymbol{f}(x)=(MED(x),IQR(x),MAD(x))^{\mathrm{T}} \tag{1}$$

特征向量的概率密度函数估算为：

$$p_i(\boldsymbol{f})=\frac{1}{|G_i|}\sum_{x\in G_i}K_\eta(\boldsymbol{f}-\boldsymbol{f}(x)) \tag{2}$$

其中，G_i 为种子组；K 为内核函数，使用高斯内核。

3 轮廓演化和轮廓演化的稀疏场方法

3.1 轮廓演化

为了简化符号，将轮廓在平面内展开。将封闭轮廓表示为 $C_I:[0,1]\times\Re^+\to\Re^2$。假设轮廓间没有相互作用，轮廓独立演化，当轮廓到达两同质区域的边界时，能量达到最小值，分割能量函数为：

$$E_i(C_i)=\iint\limits_{xyinC_i}(-p_i(f(x,y)))\mathrm{d}x\mathrm{d}y+\lambda\iint\limits_{C_i}\mathrm{d}x\mathrm{d}y \tag{3}$$

其中，$\lambda>o$ 是平滑因子。

轮廓随时间变化的微分方程为：

$$\frac{\partial C_i(q,t)}{\partial t}=[-p_i(f(C_i(q,t)))+\lambda k_i(q,t)]\boldsymbol{N}_i(q,t) \tag{4}$$

其中，$\boldsymbol{N}_i$ 是 C_i 的单位向量；k_i 是轮廓的曲率。

为了建立分割模型，引入 Heaviside 函数 $H(z)$及狄拉克函数，得到与平面曲线 C 相对应的水平集函数，表示为：

$$F(\phi)=\iint\limits_{xyinC_i}(-p_i(f(x,y)))H(\phi)\mathrm{d}x\mathrm{d}y+\lambda\iint\limits_{C_i}[1-H(\phi)]\mathrm{d}x\mathrm{d}y \tag{5}$$

3.2 轮廓演化的稀疏场方法

传统的水平集方法，采用有限差分方法来求解曲线演化方程。本文对曲线演化方程的求解使用稀疏场[20]的方法来实现，以达到拓扑结构的快速灵活计算。此外，在进行稳健特征统计值计算时，选择的邻域大小为 3×3×3 像素，若为 2D 图像则为 3×3 像素。

稀疏场方法(Sparse Field Method, SFM)使用层来表示零水平集和其附近的点，通过控制点移动到对应的层，高效地表示零水平集。在演变的过程中，要可以动态添加和删除像素，这种类型的数据结构通过使用 C++中的一个类，Vector 很容易实现。

各层的初始化对应关系如表 1 所示。

表 1 各层的初始化对应关系

层	状态值	标签值
*Ln*3	(−∞, −2.5)	−3
*Ln*2	[−2.5, −1.5)	−2
*Ln*1	[−1.5, −0.5)	−1
Lz	[−0.5, 0.5]	0
*Lp*1	(0.5, 1.5]	1
*Lp*2	(1.5, 2.5]	2
*Lp*3	(2.5, +∞)	3

在本文方法中定义 7 个层：*Lz* 表示的是零水平集，是图像的轮廓位置；*Ln*1 和 *Lp*1 分别是-1 和+1 水平；-表示在目标轮廓内部；+表示在目标轮廓外部。每个层都存储图

像像素的位置信息，标记图的 Lable 值是用来记录每个点的状态，表示它是属于某一个层的点。

首先对用户提供的标记图进行初始化，将种子点本身及周围的 27 个点(2D 图像为 9 个点)标记为 *Mask*，对 *Mask* 里的点进行扫描，并根据状态值，找到零水平集 *Lz* 的点；然后对 *Ln*1 和 *Lp*1 层的点进行更新得到 *Ln*2 和 *Lp*2 层。然后更新零水平集，将零层每个点的 F 值与初始状态值(*phi*)相加进行点的更新，判断更新后的状态值属于某一个层，是向内或者向外演变，这样就生成了新的 *Sz*、*Sn*1、*Sp*1、*Sn*2、*Sp*2 层。最终将状态值小于等于 0 的点输出，即轮廓和轮廓内的点进行输出得到分割出来的对象。

在计算点的运动过程时，往往通过判断 F 值的正负来判断演变方向：当由负变为正，则被添加到对应层中进行更新；若从正变为负，将点从对应层中删除，这样能得到更有效的迭代处理。

4　本文算法实现过程

本文算法流程如图 1 所示。

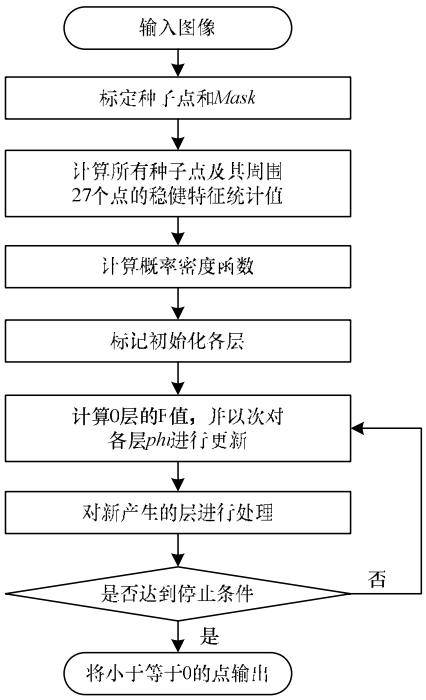


图 1　本文算法流程

5　实验结果与分析

实验的编译器为 VisualStudio2010，在 Inter 双核，主频 3.0 GHz，8 GB 内存，Windows 7 系统下实现，实验数据为 MR 腹部图像和脑部 CT 图像。

分割结果评价采用 MICCAI 会议工作组提供的 5 个指标，即体素重叠率(Volume Overlap, VOE)、对称位置的平均表面距离(Average symmetric Surface Distance, ASSD)、体素相对差异率(Relative Volume Difference, RVD)、对称位置的最大表面距离(Maximum Symmetric Surface Distance, MSSD)和对称位置表面距离的均方根(Root Mean Square Symmetric Surface Distance, RMS)。分割结果对比如表 2 所示。

表 2　MR 腹部肝脏分割结果对比

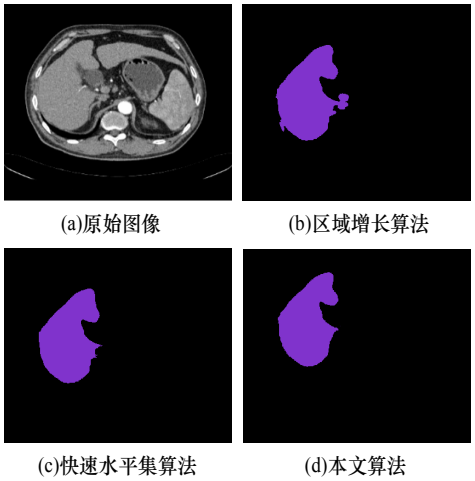
分类	手工分割	区域增长算法	快速水平集算法	本文算法
RVD/(%)	4.7	11.520 0	7.020 0	6.730 0
ASSD/mm	1.0	1.375 2	2.385 3	1.458 3
RMS/mm	1.8	1.185 2	1.637 5	1.259 6
MSSD/mm	19.0	4.302 5	4.049 3	3.829 5
VOE/(%)	6.4	14.627 3	3.324 7	10.293 7
最终得分	75	66	70	73

由表 2 可知，手工分割的结果定义为 75 分，其他测试图像的 5 种指标通过以下公式进行计算：

$$\phi_i = \max(100 - 25\frac{\varepsilon_i}{\overline{\varepsilon_i}}, 0) \tag{6}$$

其中，$\overline{\varepsilon_i}$ 为手工分割的评价指标值；ε_i 为测试图像的评价指标值。这样可以计算测试图像的 5 种评价指标的得分，取其平均值，即为该测试图像的最终得分。

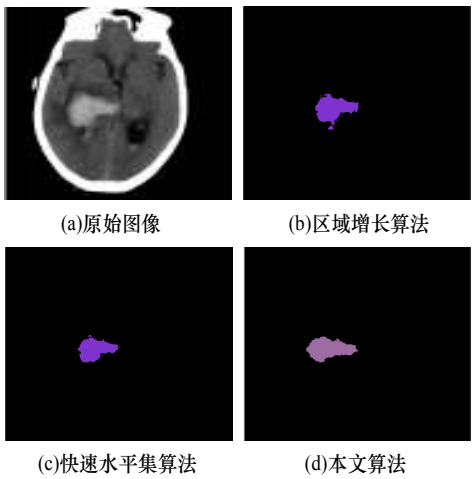
从表 2 数据可以看出，本文算法的得分较高。图 2、图 3 为本文算法与经典的区域增长法以及快速水平集算法肝脏 MR 图像实验结果和脑部肿瘤 CT 图像的实验结果比较。



(a)原始图像　(b)区域增长算法

(c)快速水平集算法　(d)本文算法

图 2　肝脏 MR 图像实验结果比较



(a)原始图像　(b)区域增长算法

(c)快速水平集算法　(d)本文算法

图 3　脑部肿瘤 CT 图像实验结果比较

以区域增长算法、快速水平集算法与本文算法对肝脏分割的时间分别为 32 s、125 s、123 s。

综合实验数据表明，由于使用了稳健特征统计，它对图像噪声并不敏感，而且与以往的许多方法不同，不仅用到了种子的位置信息，也充分利用了种子周围的图像信息，不会出现泄漏和过分割现象，分割的结果边缘比较平滑，精度较高。既考虑图像的局部信息，又考虑图像的边缘信息，受图像的对比度和拓扑结构的影响较小，对 MR 和 CT 图像中器官和肿瘤的分割都有较好的结果。同时，虽然在算法初始化过程有大量的数据运算，但由于采用了稀疏场方法，算法效率与快速水平集方法比较并无下降，且多次实验结果表明其时间更短，相比之下更加有效。

6 结束语

本文提出一种基于稳健特征统计的医学影像分割算法，防止传统区域增长方法会出现泄漏或过分割的现象。在初始化过程中，综合考虑种子周围区域的信息，轮廓演变的过程采用稀疏场的方法，以达到快速灵活计算的目的。实验结果表明，由于用到了稳健统计的思想，分割边界更光滑，且该算法不易受成像方式和噪声制约，适用于 MR 和 CT 图像的分割。考虑多个轮廓间的相互作用，今后将着力于解决多个相邻对象分割时轮廓相互重叠的现象。

参考文献

[1] 康晓东. 医学影像图像处理[M]. 北京: 人民卫生出版社, 2009.

[2] Sonka M, Hlavac V, Boyle R. Image Processing, Analysis, and Machine Vision[M]. 2nd ed. [S. l.]: International Thomson Publishing, 1999.

[3] Cohen L. On Active Contour Models and Balloons[J]. CVGIP: Image Understanding, 1991, 53(2): 211-218.

[4] McInerney T, Terzopoulos D. T-snakes: Topologically Adaptive Snakes[J]. Medical Image Analysis, 2000, 4(2): 73-91.

[5] Cohen L, 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, 15(11): 1131-1147.

[6] Sethian J A. Level Set Methods and Fast Marching Methods[M]. 2nd ed. [S. l.]: Cambridge University Press, 1999.

[7] Pichon E, Tannenbaum A, Kikinis R. A Statistically Based Flow for Image Segmentation[J]. Medical Image Analysis, 2004, 8(3): 267-274.

[8] Hampel F. Robust Statistics: A Brief Introduction and Overview[M]. Zurich, Switzerland: Seminar für Statistik, 2001.

[9] Hadiashar B A, Suter D. Motion Segmentation Using Robust Stastics and Spatial Continuity[C]//Proc. of International Workshop on Image Analysis and Information Fusion. Adelaide, Australia: [s. n.], 1997.

[10] 骆剑承. 基于稳健统计理论的遥感影像特征估计模型初步研究[J]. 遥感技术与应用, 2000, 15(1): 45-50.

[11] Mohand S A, Djemel Z, Layachi B. A Robust Level Set Approach for Image Segmentation and Statistical Modeling[C]//Proc. of ACIVS'04. Brussel, Belgium: [s. n.], 2004.

[12] Wang Hanzi. Robust Statistics for Computer Vision: Model Fitting, Image Segmentation and Visual Motion Analysis[D]. Melbourne, Australia: Monash University, 2004.

[13] 陈一非. 稳健多变量统计分析方法研究及算法实现[D]. 广州: 暨南大学, 2005.

[14] Allen Y, Shankar Y, Ma Yi. Robust Statistical Estimation and Segmentation of Multiple Subspaces[C]//Proc. of Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshop. Washington D. C., USA: IEEE Computer Society, 2006.

[15] Schmid J, Kim J, Magnenat T N. Robust Statistical Shape Models for MRI Bone Segmentation in Presence of Small Field of View[J]. International Journal of Medical Image Analysis, 2011, 15(1): 155-168.

[16] Michailovich O, Rathi Y, Tannenbaum A. Image Segmentation Using Active Contours Driven by the Bhattacharyya Gradient Flow[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(11): 2787-2798.

[17] Lankton S, Tannenbaum A. Localizing Region-based Active Contours[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(11): 2029-2039.

[18] Huber P, Ronchetti E. Robust Statistics[M]. [S. l.]: John Wiley & Sons, 2009.

[19] Yang Y, Tannenbaum A, Giddens D, et al. Knowledge-based 3D Segmentation and Reconstruction of Coronary Arteries Using CT Images[C]//Proc. of the 26th Annual International Conference on Engineering in Medicine and Biology Society. Atlanta, USA: [s. n.], 2004.

[20] Radjenov B, KooLee J. Sparse Field Level Set Method for Non-convex Hamiltonians in 3D Plasma Etching Profile Simulations[J]. Computer Physics Communications, 2006, 174: 127-132.

编辑 刘 冰