

两种超声颈动脉血管斑块图像分割方法比较与改进

金娇英 王龙会 丁明跃

(华中科技大学生命科学与技术学院 图像信息处理与智能控制教育部重点实验室 武汉 430074)

摘要 针对颈动脉超声图像,实现了两种颈动脉血管斑块的分割方法——活动形状模型(Active Shape Models, ASM)和活动表现模型(Active Appearance Models, AAM),对 38 组颈动脉超声图像进行了内外轮廓分割,并比较了两类算法对颈动脉内外轮廓分割的有效性。在综合分析实验结果的基础上,结合颈动脉超声图像的特点,通过引入比例不变性改进了 ASM 算法。统计结果表明,在运行时间上,ASM 和改进 ASM 的运行时间相近,AAM 大约为 ASM 和改进 ASM 的 16 倍。同时,采用 FOM 和 RAY 两种方法对分割效果进行评价,结果表明,改进 ASM 算法的分割效果较 ASM 有了很大的提高,是最适合颈动脉血管斑块超声图像分割的算法。

关键词 图像分割,颈动脉超声图像,活动形状模型,活动表现模型

中图分类号 TP391 文献标识码 A

Comparing and Improvement of Two Carotid Ultrasound Image Vascular Plaque Segmentation Methods

JIN Jiao-ying WANG Long-hui DING Ming-yue

(Education Department Key Lab of Image Information Process and Intelligent Control, School of Life Science and Technology, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract This article presented two image segmentation methods on carotid ultrasound images of vascular plaques, i. e., active shape models and active appearance models, and compares their effectiveness in segmenting the internal and external contours of carotid ultrasound images after segmentation of 38 groups of carotid ultrasound images. Based on comprehensive analysis of experimental results and considering the characteristics of carotid ultrasound images, the ASM method was improved by adding the scale invariant. Experimental results showed that in running time, ASM was close to the improved ASM, while AAM was about 16 times longer than ASM and improved ASM. By evaluating their operating efficiency with FOM and RAY methods, it was demonstrated that the improved ASM was much better than ASM and the improved ASM was the most effective algorithm for carotid ultrasound images segmentation.

Keywords Image segmentation, Carotid ultrasound images, Active shape models, Active appearance models

1 引言

世界卫生组织最新统计数据显示,心血管疾病(Cardiovascular Diseases, CVDs)是世界上导致人类死亡的三大疾病之一,而它的早期病症就表现为动脉粥样硬化。中风是全球最常见、最严重的神经问题,大约 85% 的中风是由于局部缺血,主要是由于脑动脉形成血栓造成了脑血管的阻塞。粥样硬化是造成脑动脉血栓的一个主要原因,而颈动脉成像技术是目前识别具有中风危险病人的最重要的工具。动脉粥样硬化斑块是动脉粥样硬化最主要的病理形态学改变,是引起缺血性脑血管疾病的重要原因^[1]。

不同性质的颈动脉粥样硬化斑块对缺血性脑卒中的影响不同,它的形态和结构特征是识别不稳定斑块和监测疾病发展的关键^[2]。观察颈动脉粥样硬化斑块的数目及部位,并测量血管壁的厚度和斑块的大小及厚度,以及斑块的成分分析,对临床诊断具有非常重要的意义^[3]。目前,针对超声图像颈

动脉血管斑块的分割,国内外还没有一种权威性的半自动或者自动的分割方法,均是以医生手动分割颈动脉血管斑块边界的结果作为诊断和评价的金标准。医学超声图像分割算法已有很长的研究历史,但由于医学超声图像固有的纹理特征和斑点噪声,分割十分困难^[4]。

传统的分割方法主要有^[5]:(1)边缘检测法,如 Sobel、Canny、LOG 等算子进行边缘检测,对图像质量要求较高,常需要先进行噪声抑制。(2)基于区域的分割方法,常见的有阈值分割、区域生长、分裂合并等方法,这些分割方法实现都比较简单,但同样对图像质量要求较高。现代的分割方法主要有^[5]:(1)基于动态规划的分割方法该方法能得到稳定、唯一的全局最优解,但是计算量大,同时起始点和终止点的选取对结果也有很大影响。(2)基于形变模型的分割方法是目前研究和应用最为广泛的分割方法,本文就是基于这类分割方法的研究。其主要包括形变轮廓(deformable contour)模型(又称 snake 或 active contour)、三维形变表面(deformable sur-

本文受国家自然科学基金中加国际合作项目(30911120497)资助。

金娇英(1988—),女,硕士生,主要研究方向为医学图像处理;王龙会(1976—),女,博士,讲师,主要研究方向为图像处理, E-mail: wanglonghui-wu@163.com;丁明跃(1961—),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为超声医学图像处理。

face)模型^[6]。与传统方法相比,它可以很好地克服斑点噪声对图像分割的影响,因此能更好地分割医学超声图像,得到了广泛的关注。

针对颈动脉超声图像,本文采用了 Active Shape Models 和 Active Appearance Models 两种分割方法,分别对血管的内外轮廓边界进行提取,从而实现颈动脉血管斑块的分割。通过比较各分割算法的运行时间和分割效果,对各算法分割颈动脉血管斑块做出客观评价,最终确定一种针对颈动脉血管斑块超声图像分割最优的分割方法。

2 方法

统计模型是通过分析一个标定样本集的外观来建立的。在样本集中图像的结构在形状、外观、纹理或质地上有变化,从中可以学习到哪些是近似的变化,哪些不是^[7]。通过寻找模型对于图像数据的最佳匹配方案来完成统计模型对一副新图像的分割^[8]。Active Shape Models 和 Active Appearance Models 都是基于统计模型的研究。

2.1 Active Shape Models 原理及数学模型

由 Cootes 等人提出的活动形状模型(Active Shape Models, ASM)是目前目标定位中较为流行的一种统计学模型^[9]。ASM 包括一个点分布模型和一组灰度梯度分布模型。Cootes 等人提出了一种迭代搜索算法,其能够根据被观察的图像自动地更新模型的参数。在迭代过程中用到了广义普鲁克分析(Generalized Procrustes Analysis, GPA)和切空间投影(Tangent Space Projection, TSP)。在获取模型形状变化时使用了主元分析(Principal Component Analysis, PCA)。ASM 的基本算法包括 4 步:标记训练样本集;样本集对齐;捕捉对齐样本集的统计信息;在图像上搜索形状实例。详细算法流程参见文献^[9]。

2.2 Active Appearance Models 原理及数学模型

1998 年, Cootes 等人提出了活动外观模型(Active Appearance Models, AAM)。AAM 可以看作是 ASM 的一个延伸,它利用了图像中的所有信息,而不仅仅是由特征点组成的形状信息^[10]。AAM 搜索目标的过程,实际上就是不断地调整模型的参数,使得目标图像与合成的模型图像之间的差值最小,达到拟合的目的。

AAM 模型的建立需要分两个步骤,首先对训练集样本进行手工特征点标记,然后通过机器学习的方法得到训练集中隐含的模型表达式,即 AAM 的形状模型和纹理模型表达式。

AAM 和 ASM 的主要区别在于对图像纹理信息的利用。AAM 对于形状变化鲁棒性比较好,但对于光照较为敏感,且容易受限于数据集因而推广性较差^[11]。详细算法流程参见文献^[10]。

2.3 基于 ASM 的改进方法

在原始的 ASM 实验过程中我们发现,ASM 分割出来的结果相比医生手动分割的结果要宽。同时,分割的结果很不稳定,可重复性差。研究发现,这是因为在训练的过程中,对齐这一步只有平移和旋转,而没有图像尺寸的归一化,也就是说没有进行缩放,因而导致在分割过程中,结果不稳定,同时影响分割效果。

本文采用的改进方法的基本思想就是要考虑图像缩放的

影响。具体方法是在对齐过程中,每次都以第一幅图像为基准进行归一化处理,确定不同的缩放比例,然后对于各样本上标定的各坐标 (x, y) 都对应地乘以这个缩放比例。这样,就能够有效地消除比例因子变化所带来的影响。详细步骤如下:

1) 平移:图像上各形状样本以自身的重心坐标为平移向量做平移,即将所有形状样本移动至图像左上角。

2) 缩放:这一步是改进 ASM 的关键。选定第一幅图像上的形状大小作为基准,其他各图像上的形状样本均以该基准做缩放处理。数学表达式如下:

$$d_i = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \sqrt{x_{ik}^2 + y_{ik}^2} \quad (1)$$

$$d_1 = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \sqrt{x_{1k}^2 + y_{1k}^2} \quad (2)$$

式中, d_i 为第 i 幅图像形状样本的大小, d_1 为基准图像(第一幅图像)的形状样本的大小, n 是形状上的坐标点数。则缩放比例 s 为:

$$s = \frac{d_1}{d_i} \quad (3)$$

则各图像形状样本用缩放比例 s 缩放后,形状样本上各点坐标对应为:

$$x_i = x_i \times s \quad (4a)$$

$$y_i = y_i \times s \quad (4b)$$

3) 旋转:仍以第一幅图像上的形状样本作为基准,计算其他图像的形状样本上所有点相对基准图像形状样本上对应点的旋转角度。主要包括 3 个步骤:(1)计算旋转中心;(2)减去平均旋转角度;(3)统一各形状样本的所有点的旋转角度。

3 实验结果与分析比较

3.1 实验数据集描述

本文分别建立了两个有 10 个样本的数据集,用于 ASM 颈动脉超声图像的内外轮廓边界的分割和学习。这 10 个样本分别取自 10 个不同的病例数据图像,如图 1 和图 2 所示。数据集 A 对应颈动脉外轮廓,数据集 B 对应颈动脉内轮廓。

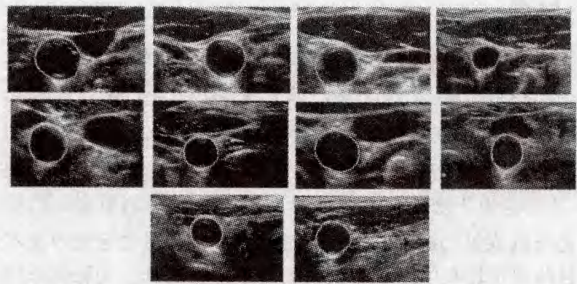


图1 数据集 A 对应的动脉外轮廓

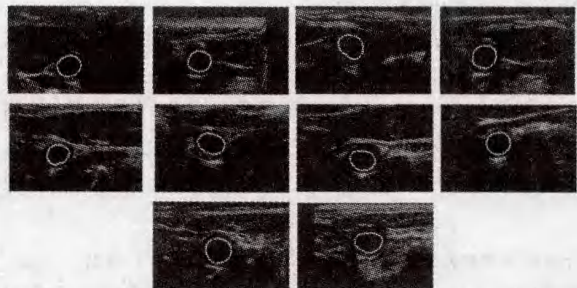


图2 数据集 B 对应的动脉内轮廓

由于 AAM 对于光照较为敏感,容易受限于数据集而推广性较差^[11,12],因此本文分别建立了两个有 6 个样本的数据集,用于 AAM 对颈动脉超声图像的内外轮廓边界进行学习 and 分割。这两个数据集都是取自同一个病例不同深度的数据图像(见图 3 和图 4),其中,数据集 C 对应颈动脉外轮廓,数据集 D 对应颈动脉内轮廓。

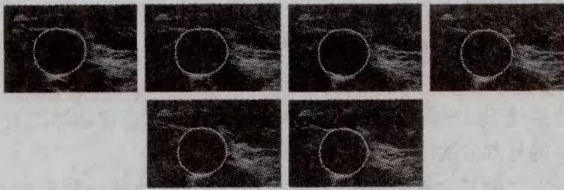


图 3 同一病例的颈动脉超声图像的外轮廓数据



图 4 同一病例的颈动脉超声图像的内轮廓数据

3.2 结果评价方法

本文除了从视觉上直观评价算法的分割效果外,还将采用两种不同的评价算法(全正交法 FOM 和射线法 RAY)来衡量算法的优劣。

3.2.1 全正交法 FOM

FOM,即全正交法,它的基本思想是:假设轮廓的金标准(即指医生手动轮廓)为轮廓 a ,由我们的算法分割图像得到的轮廓为 b ,则 FOM 算法的核心是对轮廓 a 上的每一点 (ax_i, ay_i) ,都可以在轮廓 b 上找到距该点最近的一点 (bx_i, by_i) 。如此,矩阵 (ax, ay) 和矩阵 (bx, by) 就形成了一一对应的关系。这两个矩阵对应的点之间的几何距离也可以形成一个距离矩阵 D 。之后,就可以通过这两个矩阵计算相关评价价值。

平均最小距离(MAD)为矩阵 D 中所有元素的平均值;
 最大最小距离(MaxD)为矩阵 D 所有元素中的最大值;
 FOM 值是一个归一化的值,其表达式为:

$$fom = \frac{1}{size(D)} \times \sum_i \frac{1}{1 + \alpha \times D(i)^2}$$

式中, α 为一个自定义的介于 0 到 1 之间的参数。

3.2.2 射线法 RAY

RAY,即射线法,它的基本思想是:假设轮廓的金标准(即指医生手动轮廓)为轮廓 a ,由我们的算法分割图像得到的轮廓为 b ,则 RAY 算法的核心是从轮廓 a 的质心发散的均匀分布的射线分别与轮廓 a 、轮廓 b 相交,从而形成了两个一一对应的交点矩阵 A, B 。若矩阵 A 的点到矩阵 B 的点的方向与射线方向同向,则定义这两点的距离为它们的几何距离;若反向,则定义这两点的距离为它们的几何距离的负值。如此,一个距离矩阵 D 就形成了。

有符号距离的平均值 = $\sum_i D(i)$;

无符号距离的平均值 = $\sum_i |D(i)|$;

同样也可以计算各种距离对应的方差。

3.3 实验结果与比较

3.3.1 ASM 和 AAM 分割结果比较

图 5 中(a)和(b)分别是 ASM 对数据集 A 和数据集 B 训练后,其学习到的形状变化模式。

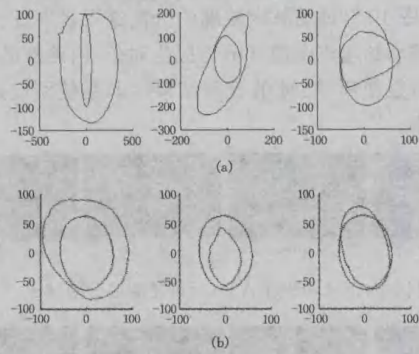


图 5 数据集 A 和数据集 B 中的主要形状变化模式

图 6 中(a)和(b)分别是 AAM 对数据集 C 训练后,其学习到的形状主要变化模式和纹理变化模式;(c)和(d)分别是 AAM 对数据集 D 训练后,其学习到的形状主要变化模式和纹理变化模式。

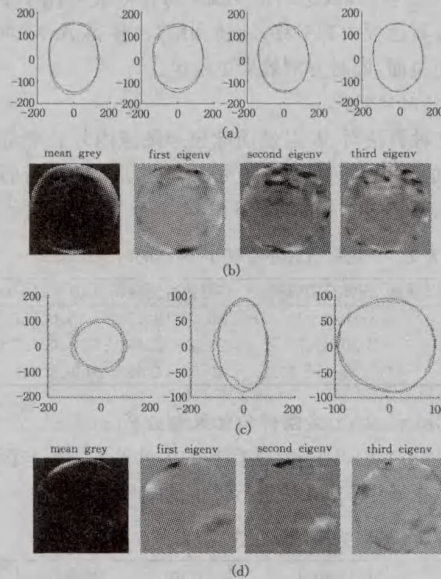


图 6 数据集 C 和数据集 D 主要形状变化模式和纹理变化模式

图 7 是用 AAM 和 ASM 对颈动脉外轮廓的分割结果的对比,图 8 是用 AAM 和 ASM 对颈动脉内轮廓的分割结果对比。(a)是一幅原始颈动脉超声图像,(b)为医生对外/内轮廓的手动分割结果,(c)是使用 ASM 的分割结果,(d)是使用 AAM 的分割结果。



图 7 ASM 和 AAM 对外轮廓的分割对比



图 8 ASM 和 AAM 对内轮廓的分割对比

从上述分割结果中可以看出,ASM 和 AAM 均取得了理想的分割效果。

3.3.2 ASM 方法和改进的 ASM 方法分割结果比较

图 9 是用 ASM 和改进 ASM 对颈动脉外轮廓的分割结果的对比,图 10 对颈动脉内轮廓的分割结果的对比。(a)是一幅原始颈动脉超声图像,(b)为医生对外/内轮廓的手动分割结果;(c)是使用 ASM 的分割结果;(d)是使用改进 ASM 的分割结果。



图 9 ASM 和改进 ASM 对外轮廓的分割对比



图 10 ASM 和改进 ASM 对内轮廓的分割对比

将 ASM 和改进 ASM 的分割结果与医生手动分割结果对照可以明显看出,改进后的 ASM 的分割效果优于 ASM。这是因为在其过程中有平移、旋转和缩放,使得 ASM 对样本集的学习更全面,同时分割效果更稳定。

3.3.3 运行时间对比

用这 3 种算法对 38 组颈动脉超声图像内外轮廓进行了分割,分割的平均时间见表 1。可以看出,AAM 运行时间大约是 ASM 和改进的 ASM 的 16 倍。

表 1 分割颈动脉外轮廓/内轮廓的时间比较

算法	训练/计算 GVF 场(s)	分割的时间(s)	总的的时间(s)
ASM	8.50/8.47	20.53/19.45	29.04/27.92
改进 ASM	8.50/8.47	20.53/19.45	29.03/27.92
AAM	417.21/417.13	49.59/44.30	466.80/461.43

3.3.4 FOM 和 RAY 方法评价结果与分析

表 2 是针对我们用各算法得到的内外轮廓数据与医生手动分割的数据采用 FOM 法进行评价的结果。

表 2 FOM 方法评价分割颈动脉外轮廓/内轮廓

	MAD(pixel)	MaxD(pixel)	FOM(pixel)
ASM	16.11/3.64	37.90/6.58	0.20/0.59
改进 ASM	11.13/2.54	29.47/8.66	0.26/0.63
AAM	2.39/2.14	5.43/4.78	0.74/0.89

注: 其中 MAD 和 MaxD 都是值越小,表明分割的结果越接近医生手动的分割结果;FOM 分布于 0 和 1 之间,越接近 1 效果越好。

表 3 是针对我们用各算法得到的内外轮廓数据与医生手动分割的数据采用 RAY 法进行评价的结果。

表 3 RAY 方法评价分割颈动脉外轮廓/内轮廓

	无符号距离 平均值(pixel)	有符号距离 平均值(pixel)	有符号距离 方差(pixel)
ASM	17.64/3.09	10.58/-0.92	353.73/10.98
改进 ASM	11.84/2.99	7.23/0.53	171.59/12.73
AAM	1.43/1.16	0.75/0.04	2.76/2.46

注: 这 3 个距离都是代数值越小越接近金标准。

结束语 本文实现了 Active Shape Models 和 Active Appearance Models 两种方法,对颈动脉超声图像血管内外轮廓进行了分割;并且在综合分析分割效果的基础上,结合超声图

像的特点,提出了改进的 ASM 方法,增加了缩放功能。首先对这 3 种方法从视觉上直观评估分割效果,然后比较它们对 38 组颈动脉超声图像分割的平均运行时间,最后采用 FOM 和 RAY 这两种算法对分割效果进行客观评估。最终发现,AAM 的分割效果最佳,但运行时间过长,且只能对样本间相似的训练集才可以正常学习,同时对于训练集差异较大的图像无法得到正常的分割结果;ASM 的分割效果次之,但几乎能得到与 AAM 相近的分割结果,同时运行时间较短,对训练集中的样本无特殊要求;改进的 ASM 方法运行时间较短,分割效果优于 ASM。因此,改进的 ASM 是最适合颈动脉血管斑块的分割方法。

本文做了大量的超声图像颈动脉血管斑块的分割实验,其中大部分都能得到较好的分割结果,但针对一些血管内外边界不是很清晰,或者对比度较低的图像的分割结果,却不尽如人意。所以,今后可以在本论文中已改进的 ASM 的基础上,再进一步结合颈动脉超声图像的特性,对 ASM 的实现做进一步改善,必可以得到更好的分割效果。

同时,在广泛比较了诸多分割算法后发现,基于模糊分割的算法比较有前景。主要是考虑到医学超声图像的结构不良问题,即模糊性和不均匀特性,图像中的区域并非总被明确地划分,而模糊集理论具有描述不良问题的能力,所以有研究者将模糊集理论引入到医学图像处理与分析领域来解决分割问题,但该算法目前还处于研究阶段,并未得到广泛的应用。

参考文献

- [1] 张涛,周华东. 颈动脉粥样硬化斑块的临床研究进展[J]. 重庆医学,2007,36(24):2568-2570
- [2] 王小飞. 血管内超声评价冠状动脉粥样硬化[D]. 天津:天津医科大学,2009
- [3] 梁萍,胡长林,程朝英,等. 颈部动脉粥样硬化患者局部脑血灌注量变化[J]. 重庆医学,2004,33(7):1072-1073
- [4] 毕宏伟,邱天爽,李小兵,等. 医学超声图像分析的研究进展[J]. 国外医学生物医学工程分册,2005,28(1):14-19
- [5] 陈强. 图像分割若干理论方法及应用研究[D]. 南京:南京理工大学,2007
- [6] 林瑶,田捷. 医学图像分割方法综述[J]. 模式识别与人工智能,2002,15(2):192-204
- [7] Cootes T F, Twining C J, Babalola K O, et al. Diffeomorphic Statistical Shape Models[J]. Image and Vision Computing, 2008, 26:326-332
- [8] Caunce A, Cristinacce D, Cootes T F, et al. Locating Facial Features and Pose Estimation Using a 3D Shape Model[C]//5th International Symposium on Visual Computing. 2009:750-761
- [9] Cootes T F, Taylor C J, Cooper D, et al. Active Shape Models-Their Training and Application[J]. Computer Vision and Image Understanding, 1995, 61(1):38-59
- [10] Cootes T F, Edwards G J, Taylor C J. Active Appearance Models[C]//Proc of European Conference on Computer Vision. 1998:484-498
- [11] 周祥明. 基于 AAM 的人脸特征点定位算法研究与改进[D]. 金华:浙江师范大学,2006
- [12] Tresadern P, Sauer P, Cootes T F. Additive Update Predictors in Active Appearance Models[C]//Proc British Machine Vision Conference. 2010