

中图法分类号: TP391 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)05-0879-07

论文索引信息: 蒋建国, 宣浩, 郝世杰, 詹曙, 李鸿. 最小描述长度优化下的医学图像统计形状建模 [J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(5): 879-885

最小描述长度优化下的医学图像统计形状建模

蒋建国¹⁾, 宣浩¹⁾, 郝世杰¹⁾, 詹曙¹⁾, 李鸿²⁾

¹⁾ (合肥工业大学计算机与信息学院, 合肥 230009)

²⁾ (安徽医科大学第一附属医院骨科, 合肥 230022)

摘要: 统计形状模型 (SSM) 是有效的图像处理与分析方法。为了建立模型, 需要从形状样本集中提取出具有对应关系的轮廓采样点集合, 这是决定模型性能的关键。传统的手动标定这些点集来确保对应关系枯燥耗时且带有主观性, 更难以向高维拓展。对形状建立逐层的多尺度参数表示, 基于最小描述长度 (MDL), 在粗尺度上建立反映点对应程度的目标函数并最小化, 提出首先确保粗尺度上具有最优意义的点对应, 同时在精尺度上使用最便捷的弧长参数函数来确定特征点, 完成感兴趣目标的快速统计形状建模, 进而统计分析以验证模型性能, 为后续图像分割或定量分析打下基础。实验对肌肉骨骼核磁共振成像 (MRI) 中椎骨、椎间盘以及半月板等具有临床意义的结构建立了统计形状模型, 验证了本文方法与手动取点相比具有客观可重复性且更加简洁, 与单一尺度下的 MDL 方法相比时间效率更高。基于此模型的图像分割与基于手动建模的分割相比, 误差相当或有所降低。

关键词: 统计形状模型; 最小描述长度; 点对应问题; 自动标定特征点

Statistical shape modeling based on minimum description length optimization in medical images

Jiang Jianguo¹⁾, Xuan Hao¹⁾, Hao Shijie¹⁾, Zhan Shu¹⁾, Li Hong²⁾

¹⁾ (School of Computer & Information, Hefei University of Technology, Hefei 230009 China)

²⁾ (Department of Orthopaedics, The First Affiliated Hospital of Anhui Medical University, Hefei 230022 China)

Abstract: Statistical shape model (SSM) is an efficient method of image processing and analysis. One key factor in building models is to obtain correspondent landmarks among the whole shape dataset. Traditional manual land-marking is temporally expensive, subjective, boring and prohibitively extensive in dimension. In this paper, a multi-scale parameterization on shapes allows a minimum description length (MDL) based optimization on landmark correspondence in a coarse scale and a most convenient arc parameterization based landmark correspondence in a fine scale. This achieves a fast and accurate SSM building, which is the foundation on following image segmentation and quantitative analysis. In experiments, SSMs are built with vertebral body, intervertebral disc and meniscus shapes extracted from various MRIs respectively. It is testified that the models built with the proposed scheme is not only more repeatable and concise than model based on manual landmarking, but also more temporally efficient than model purely based on optimization. The segmentation errors from the proposed method are comparable with or better than those from the manual modeling based segmentation.

Keywords: statistical shape models; minimum description length; point correspondence problem; automatic landmarking

收稿日期: 2009-09-11; 修回日期: 2010-03-28

基金项目: 教育部博士点基金项目 (20060359004); 教育部留学归国人员科研启动基金项目 (413117)。

第一作者简介: 蒋建国 (1955—), 男, 教授, 博士生导师。主要研究方向为数字图像分析与处理、数字信号处理、分布式智能系统。E-mail: jjg@ah165.net。

0 引言

经过十多年的深入研究和不断拓展,统计形状模型已被证明是可广泛用于医学图像^[1-2]、人脸图像处理与分析^[3-4]及视频分析^[5]的一大类方法。它通过统计分析,从训练集中得到某一类物体形状的主要形变模式,并约束形变参数范围保证形状的有效性,将这些主要模式线性组合来表示物体复杂的非刚性形变,在形状约束下通过模型的搜索匹配来完成图像分割、分析与理解等工作。建立模型是此类方法的第一步也是关键一步,其中一个重要的环节即是在训练集的形状样本之间建立正确的对应点集合。如果获取解剖学和数学等意义上对等的点对应关系,模型就能准确地刻画物体由整体至局部细节的形状(纹理)变化;反之,经统计分析得到的形变模式对物体的形变描述将是不准确的,从而很难在后续过程中得到理想的效果。因此,确保模型建立过程中的点对应关系是这类方法的首要因素。

在医学图像领域,通常认为手动标定建立点的对应是精确的。但也具有以下局限性:1)这是一件极其耗时的工作,长时间重复性操作容易出现错误;2)手动标定需要掌握专门知识作保障,并且不同标定者之间存在主观性,使得模型不具备客观可重复性;3)当拓展至3维空间中建立模型时,手动标定特征点将难以进行。为了克服以上缺点,需要寻求一种自动或半自动的方法完成特征点选取,以减轻人的负担和保证模型的客观可重复性。目前主要有以下3类解决方法:1)在基于轮廓弧长的度量空间中,使用表示弧长的参数函数来确定每个形状样本的特征点。这种点对应关系仅存在于一致的弧长参数之中,是易于实现的一种方法。但因忽略了样本间的统计信息和样本自身轮廓的几何信息,所建立的模型性能不是很好。2)基于样本形状轮廓的几何特征建立点对应,如通过求解曲率^[6]或进行骨架变换^[7]来确定形状轮廓上的特征点,这类方法较符合人类直观视觉。但是当形状轮廓上有噪声或轮廓局部有较大形变时,上述方法提取特征点稳定性将难以满足,因而难以建立有效的模型。3)在第一类方法的基础上,将弧长尺度空间中的形状参数函数的调整视为最优化问题,通过建立目标函数表示样本间的点对应程度,最小化目标函数,以获得某种意

义上的最佳点对应关系。这是一类拥有坚实理论基础的通用方法,是当前解决点对应问题的较好思路。如能将此方法用于脑部、心脏、骨骼软组织等结构的MRI图像分析之中,有效刻画它们的形态变化,将具有相当重要的医学意义^[8]。

1 基于最小描述长度的统计形状建模

1.1 目标函数构造

统计形状模型应具有以下的理想特性:1)通用性,即模型能够描述任何目标实例,不仅仅是那些训练集中出现的。2)专一性,即模型能描绘有效的目标实例。3)简洁性,即形状变化可以用很少的参数来表示。基于最优化观点的统计形状模型建模的基本思想是:对训练集合里面的形状给出初始的度量空间弧长参数函数,通过建立目标函数来量化体现模型的通用性、专一性和简洁性。当目标函数收敛时,从各样本的弧长参数函数所得到的轮廓点即为最优意义上的对应点集。

假设形状集合 S 包含 n_s 个训练形状样本,每个形状 $S_i (i=1, \dots, n_s)$ 通过沿着边界的 N 个点来表现,而这 N 个点由弧长参数 ϕ_i 来定义。每个形状 S_i 通过一个 $N_p (N_p = 2N)$ 维向量 X_i 来表示,进而构成蕴含整个样本信息的协方差矩阵 M 。为了降低形状样本的维数,通过统计分析(本工作中使用主成分分析(PCA))把训练样本从原始的直角坐标空间转换到特征空间,得到 $n_s - 1$ 个相互正交的特征向量,由这些特征向量组成一个 $n_s - 1$ 维的形状空间, S_i 对应的形状向量 X_i 在这个线性空间可以被线性表示为

$$X_i = \bar{X} + \sum_{m=1}^{n_s-1} P_m b_{m,i} \quad (1)$$

式中, $\bar{X}$ 表示平均形状, P_m 表示 m 方向上的特征向量, $b_{m,i}$ 表示训练样本中第 i 个形状 S_i 在第 m 个方向上投影得到的坐标。

Kotcheff 等人^[9]最先提出基于最优化思想的方法,从以下两个量化标准来衡量模型性能:

- 1) 式(1)中模型所有特征值之和越小越好;
- 2) 越少量的特征向量对应的特征值之和占有所有特征值总和比重越大越好。

该工作基于协方差矩阵 M 的行列式构造了目标函数。因为 $|M| = \prod \lambda_i$, 任何一个零特征值都会造成目标函数无意义,所以在目标函数构造中加

入了高斯噪声,即

$$F = \ln |M + \delta I| - n \ln \delta \quad (2)$$

式中 F 为目标函数, I 是单位矩阵, n 是训练样本个数, δ 是附加高斯扰动的强度。进而使用遗传算法调整特征点位置最小化目标函数。

上述方法中目标函数仍缺乏坚实理论基础并且算法收敛速度很慢。针对此 Davies 等人^[10] 提出基于最小描述长度 (MDL) 思想构造目标函数的方法, 并定义了基于信息论框架的新目标函数。MDL 遵循 Occam's Razor 原则即“简单的描述即是最好”, 本质上是对描述对象选取最合适的表示“粒度”, 以取得描述模型的性能和复杂度上的最佳平衡。它给出一种量化描述模型简洁度的测度: 数据的总描述长度由数据模型的描述长度以及观测数据用该模型进行编码的描述长度两部分组成。编码的代价表达式为

$$Cost(Model, Data) = Cost(Model) + Cost(Data | Model) \quad (3)$$

式中, $Cost(Model, Data)$ 为编码的总代价, $Cost(Model)$ 为编码模型的代价, $Cost(Data | Model)$ 为模型编码数据的代价。把训练形状的样本集合看成是要传递的数据, 使用统计形状建模相当于编码, 传递的信息包含平均形状 $\bar{X}$ 和形变参数 $b_{m,i}$ 两部分。由于平均形状 $\bar{X}$ 和特征向量对于给定的训练样本集描述长度是相同的。所以只需考虑传递形变参数 $b_{m,i}$ 的描述长度即可。根据香农源编码理论, 给定一个定义样本 a , 它的最小描述长度为其概率分布的熵

$$L(a) = -\log_2 P(a) \quad (4)$$

这样, 就建立了概率分布与编码长度的对应关系。通过一系列推导 (详见文献[10]), 目标函数 F_{MDL} 最终表达为

$$F_{MDL} = \sum_{i=1}^{n_g} (1 + \ln \sigma_i^2) + \sum_{j=1}^{n_b} \left(\ln \sigma_{\max}^2 + \left(\frac{\sigma_j}{\sigma_{\max}} \right)^2 \right) \quad (5)$$

式中, n_g 为特征值较大的特征方向个数, n_b 为特征值相对较小的特征值方向个数, σ 是量化 $b_{m,i}$ 得到的 $\hat{b}_{m,i}$ 在 P_m 方向的方差。当上述目标函数达到最小时, 即认为统计形状模型在基于最小描述长度思想的意义上达到了最优。

上述方法虽然从理论上进行了详尽的推导并给出明确的目标函数, 但在计算上仍然复杂。

Thodberg^[11] 提出一种简化方法, 将目标函数可以简化为

$$F = \sum_m \phi_m \quad (6)$$

$$\phi_m = \begin{cases} 1 + \log_2 (\lambda_m / \lambda_{\text{cut}}) & \lambda \geq \lambda_{\text{cut}} \\ \lambda_m / \lambda_{\text{cut}} & \lambda < \lambda_{\text{cut}} \end{cases}$$

上式非常易于计算, 本工作将使用式 (6) 中目标函数来完成形状对齐。但当特征点数目较多时, 对所有点进行优化还是较缓慢的, 应结合医学图像中形状分析的特点进一步提高建模速度。

1.2 弧长参数函数

由于医学图像中感兴趣目标的形状变化通常主要是局部非刚性形变, 所以要求在建模中对形状采取较为密集的特征点描述。而在上述基于点的形状对齐算法中, 若将每一点都直接纳入最优化框架之中, 建模速度势必较慢。因而本文提出, 从粗尺度选取较少点进行基于最优化的点对应, 在此基础上仍使用固定值弧长函数来确定细尺度上更多的特征点, 目的是在保持建模准确性的前提下提高建模速度, 并在后文中以实验证实该思路的合理性。

使用弧长参数函数在轮廓上标定多层次特征点的步骤如下:

- 1) 一个初始化节点定义了原点和终点;
- 2) 给出节点集: 在邻近的父节点对中创建一个子节点。参数描述每个子节点在父节点间沿着轮廓线的小数距离;
- 3) 父节点和子节点一起构成下一级递归调用的父节点。

在每个轮廓线上找出一组 $2^L - 1$ 个特征点来表示形状。对于闭合的形状, 起始点和终点是同一点 (第 0 和第 2^L 点)。用这种分层多尺度的方法来指定特征点的位置, 特征点与参数函数之间建立一一对应关系, 通过操作参数函数值, 即可以改变特征点的位置。以图 1 选择椎间盘横截面轮廓为示例, 其参数值为 (原点, $0.75(0.8(0.5, 0.5), 0.6(0.5, 0.5))$), 分 3 层在轮廓线上获得 8 个点, 由于是闭合曲线, 原点和终点是一个点。

1.3 基于最优化的统计形状建模

下面对整个 MDL 统计形状建模算法过程加以概述。算法如图 2 所示。

首先, 提取出训练集中每个样本的轮廓, 在每个轮廓样本上均匀采样相同数目的特征点作为操作对象; 然后在此基础上递归地为每个形状产生相同层

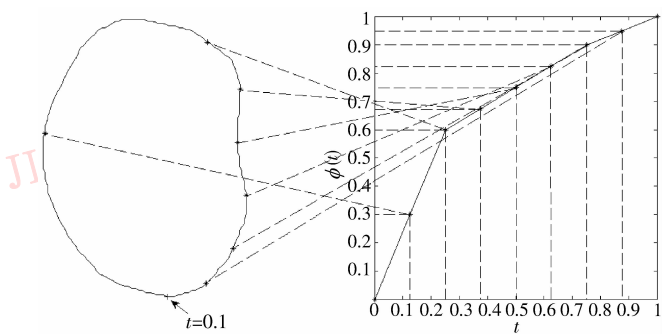


图 1 参数函数在轮廓线上取点示例

Fig. 1 An illustration of the proposed method for representing the parameterization

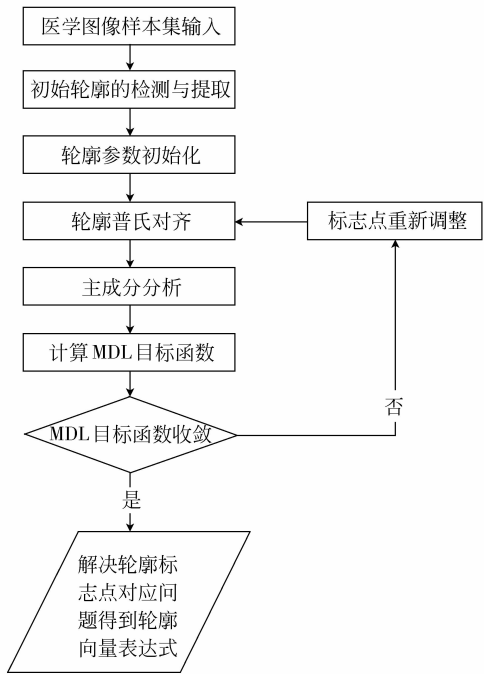


图 2 算法框架示意

Fig. 2 An illustration on the framework of proposed algorithm

数的多尺度弧长参数函数,计算出训练集中每个样本的特征点位置坐标,得到一个点分布模型。由于初始训练集样本之间除本文关注的非刚体形变之外还存在平移、尺度、旋转的差异,对所有当前点分布模型应用普氏分析(procrustes analysis),以消除这 3 个差异。进而对完成对齐的训练样本集进行主成分分析,根据式(6)计算出目标函数。通过修改粗尺度上弧长参数函数值来修改特征点的位置坐标(其余尺度下的特征点弧长参数仍保持为 0.5)。在目标函数收敛判定方面,可以通过考察两次循环中目

标函数改变是否小于某阈值 δ 或设定循环次数 N 来判断是否收敛。而在实验中发现,在 $N > 40$ 后目标函数的变化均已很小,因此统一取 $N = 40$ 作为目标函数收敛条件。

2 实验与分析

实验中分别对腰部和膝关节核磁共振图像中的椎间盘,椎骨以及半月板等结构的形状加以验证。样本数量分别为 18, 25, 19, 每个样本轮廓均取 64 个特征点,以式(6)为目标函数,取 λ_{cut} 值设为 0.003,循环的次数为 40 次。算法均在 Matlab 开发环境下编写、验证。通过实验数据,从定性和定量的角度分析基于 MDL 思想建立的模型在表现形状变化的丰富性和量化的模型简洁性。

2.1 定性分析

图 3—5 是椎间盘横截面、椎体矢状面和半月板矢状面的统计形状建模的结果。每幅图中由左到右分别是前 3 个特征向量对应的形状变化,其中每一列体现了对应形状参数于 ± 2 倍标准方差范围内的变化所见,特征点上的短线代表改变形状参数后特征点的位置改变走向。以椎间盘为例,第 1 个形状参数主要反映了椎孔两翼端的椎间盘形状变化,它与椎间盘不同横截面解剖形态有关;第 2 个形状参数主要反映的是椎间盘大小的形状变化;第 3 个形状参数主要反映的是椎间盘与椎孔相接处的形状变化,它能够反映椎间盘突出的信息。基于 MDL 思想的建模使得前 3 个模式基本囊括了椎间盘形状的主要变化模式,具有较为明显的生理和医学含义,符合统计形状模型准则中通用性和专一性的要求。

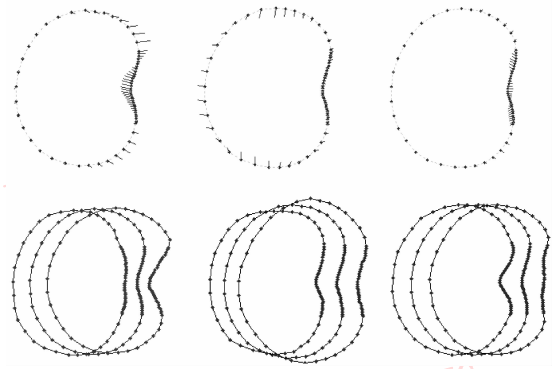


图 3 椎间盘 MDL 模型前 3 个 mode 所反映的形状变量

Fig. 3 The first three modes of shape variation ($\pm 2\sigma$) of the MDL modes of intervertebral disc

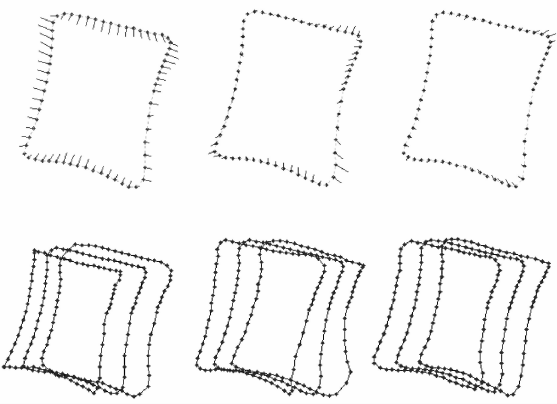


图 4 椎骨 MDL 模型前 3 个 mode 所反映的形状变量
Fig. 4 The first three modes of shape variation($\pm 2\sigma$) of the MDL modes of vertebra

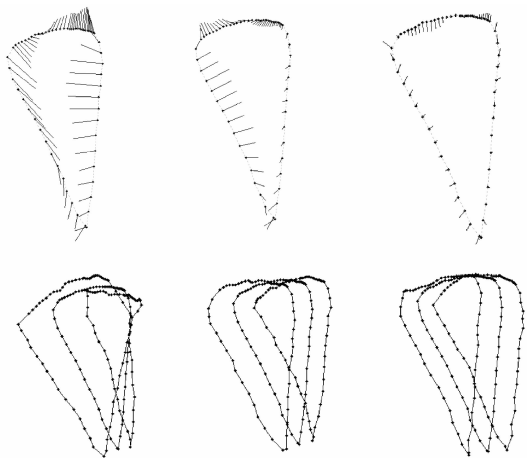


图 5 半月板 MDL 模型前 3 个 mode 所反映的形状变量
Fig. 5 The first three modes of shape variation($\pm 2\sigma$) of the MDL modes of meniscus

2.2 定量分析

定量分析中对模型进行量化的横向和纵向比较,主要考察模型的简洁性。所谓横向比较即是将基于 MDL 的模型和基于手动选取特征点的模型进行比较;纵向比较是在基于 MDL 建模前提下,比较不同数量的实际最优化特征点数的模型性能,以验证本文提出快速建模思路的合理性。

在横向比较中,给出一种全面的量化方案,并将手动方法和基于 MDL 方法建立统计形状模型的性能进行对比。用式(7)来衡量模型的复杂度。含义是取前 l 个特征值,能占据所有特征值之和的百分比。它的物理意义是,如果相同的 l 值, $\chi_{n,l}$ 越小,自然模型越简洁。

$$\chi_{n,l} = \frac{\sum_{i=1}^l \lambda_i}{\sum_{i=1}^L \lambda_i}$$

(7)

式中, l 表示考虑的特征值数目, L 表示所有特征值的数目,本文中为 $n_s - 1$ 。

在训练集的各个样本上手动和自动选取 16 个特征点,作为对形状轮廓的采样。通过图 6—8 可以看出,通过 MDL 方法建立的模型简洁性相对于手动方法建立的模型简洁性较好。表 1 给出了具体的量化比较,包括前 3 个形变模式的特征值、特征值之和以及目标函数的比较。由此可见,基于 MDL 最优化思想的建模方案与手动选取特征点的建模方案相比,在模型简洁性上有优越性。并且手动选点随着样本和样本轮廓采样点的增加,会越来越容易产生主观错误,而本方法中不会出现这类问题。

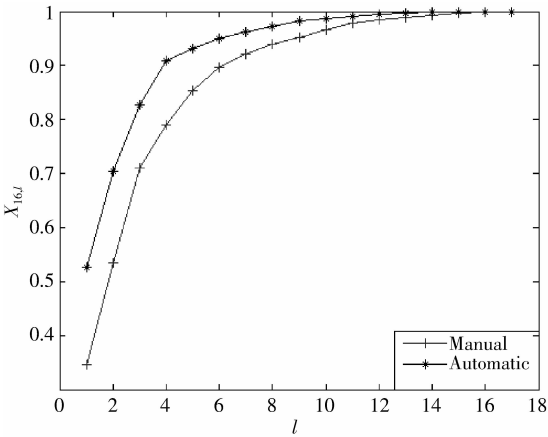


图 6 椎间盘简洁性对比
Fig. 6 The compactness of intervertebral disc

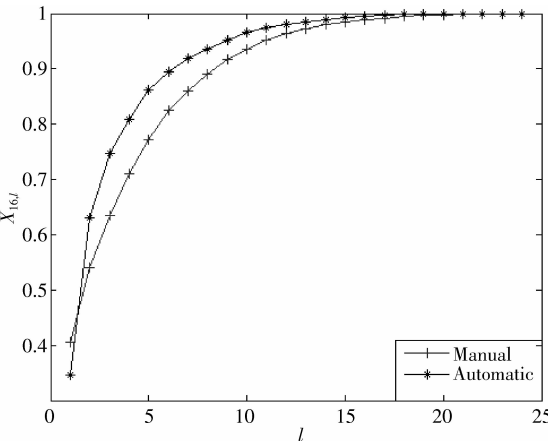


图 7 椎骨简洁性对比
Fig. 7 The compactness of intervebra

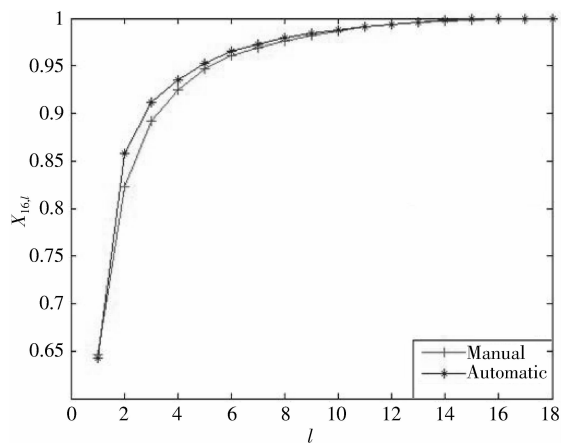


图 8 半月板简洁性对比
Fig.8 The compactness of meniscus

表 1 手动和 MDL 方法建模的对比 (16 点)

模式	椎间盘		椎骨		半月板	
	手动	自动	手动	自动	手动	自动
1	0.001 44	0.001 17	0.002 69	0.001 52	0.015 37	0.007 71
2	0.000 78	0.000 69	0.000 89	0.000 87	0.004 19	0.002 97
3	0.000 73	0.000 29	0.000 62	0.000 35	0.001 65	0.000 65
V_T	0.004 14	0.002 29	0.006 62	0.003 12	0.023 78	0.011 94
$\chi_{16,3}$	0.713	0.939	0.634	0.878	0.892	0.949
F	53.328 4	25.631 5	71.888 5	32.112 1	69.708 1	34.960 7

在纵向比较中,通过实验得到基于不同数目特征点的最优化模型量化性能。以椎间盘和椎体形状为例,共取 64 个特征点,分别在取 4,8,16,32 个实际最优化特征点,得到的模型性能如表 2、3 所示,节点数目成倍地提高,只是换来模型简洁性的较缓慢增长,而时间开销却几乎成倍增长,对于此例选择 16 个最优化特征点较为合适。由上述例子和分析可以得到这样的结论:针对不同形状的应用场合,应

事先根据形状的复杂度来大致预计建模所需的最优化特征点数,这样可以大大节约程序的运行时间,提高算法的运行效率。

表 2 椎间盘取不同控制节点的建模比较

模式	4 节点	8 节点	16 节点	32 节点
1	0.001 04	0.001 15	0.001 18	0.001 20
2	0.000 60	0.000 57	0.000 60	0.000 53
3	0.000 35	0.000 32	0.000 32	0.000 34
V_T	0.002 34	0.002 39	0.002 41	0.002 36
$\chi_{64,3}$	0.850 4	0.853 5	0.871 4	0.877 1
F	37.105 1	36.306 9	34.565 0	32.875 6
T/s	61.56	118.18	238.21	490.02

表 3 椎体取不同控制节点的建模比较

Tab.3 Performance on different MDL nodes in vertebra model				
模式	4 节点	8 节点	16 节点	32 节点
1	0.001 63	0.001 61	0.001 76	0.001 56
2	0.000 48	0.000 59	0.000 61	0.000 74
3	0.000 44	0.000 27	0.000 23	0.000 26
V_T	0.003 43	0.003 23	0.003 25	0.003 15
$\chi_{64,3}$	0.745	0.767	0.795	0.813
F	56.507 6	52.180 6	49.179 4	45.384
T/s	104.83	210.87	420.82	855.63

2.3 图像分割实验及结果分析

本文将分别使用基于 MDL 优化和手动标定方法建立的主动形状模型用于椎骨、椎间盘和半月板 MRI 图像分割。每种待分割图像包含 5 幅图片。图 9 是以椎间盘为例的分割结果对比。由直观效果看到,(a)图基于本文建模的 ASM 分割在多个细节处分割精度较(b)图有所提高。

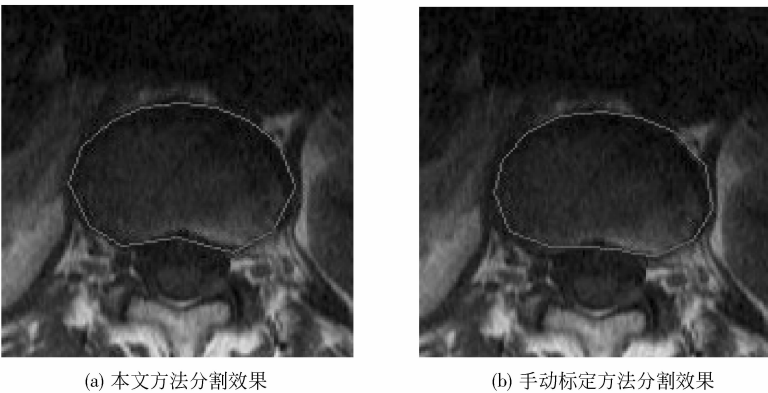


图 9 基于本文和手动标定方法建立的主动形状模型在椎间盘 MRI 的分割结果
Fig.9 Intervertebral disc MRI segementation based on the proposed MDL model and manual modeling

如表 4 所示,分别将基于手动标定建模(手动栏)和本文 MDL 方法建模(自动栏)的 ASM 分割结果与医师手动分割结果进行均方误差比较。可以看到,基于 MDL 建模得到的分割误差大部分相当或略好于基于手动标定建模方法得到的结果。

表 4 手动建模和本文建模方法的图像分割误差比较
Tab.4 The comparison of segmentation errors between the manual and proposed MDL modeling

序号	椎间盘		椎骨		半月板	
	手动	自动	手动	自动	手动	自动
1	4.328 6	5.347 5	1.468 1	1.128 2	1.670 5	2.536 5
2	5.316 2	4.087 1	0.990 9	0.700 1	1.446 2	1.063 8
3	7.112 8	6.623 8	1.547 7	1.079 7	1.515 6	1.987 6
4	7.099 2	6.339 4	0.988 3	0.925 6	1.288 3	1.205 6
5	4.829 0	4.751 5	2.478 1	1.262 9	1.176 3	0.851 1

3 结 论

MRI 图像对椎体、椎间盘、半月板等人体保持正常姿态和运动能力结构建立统计形状模型有重要意义。基于手动或纯粹弧长参数函数拾取点建立的统计形状模型,均有不可避免的局限性。本文将粗尺度下基于 MDL 准则的点对应最优化和细尺度上等距弧长选取相结合,快速建立模型。从实验可以看出,该方法较好的解决点对应的问题,克服了前述的一些局限性。但这里需要注意的是,表 1 中表现的是所有 16 点均使用基于 MDL 最优化来改变位置时模型简洁性,表 2、3 中对模型取 64 个特征点,其中 16 点最优化那一栏却较表 1 的简洁度有所下降。究其原因,本文工作尚没有从几何特征角度考虑,而仅限于最优化理论,这样就可能忽略了形状样本的很多几何信息。虽然足够致密的特征点采样能弥补这一缺陷,但是又会大大增加时间开销。可以做如下深入探索,以进一步提高模型性能:通过对各个样本轮廓上的变化差异等特征的量化表示,自适应地确定样本特征点数、特征点疏密程度,再结合本文方法,实现真正意义上的几何特征信息与最优化方法结合,进一步提高统计形状模型的性能。

参考文献 (References)

[1] Zhao Zheen, Teoh E K. A new scheme for automated 3D PDM construction using deformable models [J]. Image and Vision Computing, 2008, 26(2): 275-288.

[2] Liu Jiamin, Udupa Jayaram. Oriented active shape models [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2009, 28(4): 571-584.

[3] Lee S J, Sung J W, Kim D J. Tensor-based AAM with continuous variation estimation, application to variation-robust face recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(6): 1102-1116.

[4] Wang Liting, Ding Xiaoqing, Fang Chi. A novel method for robust and automatic facial features localization [J]. Acta Automatica Sinica, 2009, 35(1): 9-16. [王丽婷, 丁晓青, 方驰. 一种鲁棒的全自动人脸特征点定位方法 [J]. 自动化学报, 2009, 35(1): 9-16.]

[5] Wang Shaoyu, Qi Feihu, Xia Xiaoling. 2D + time representation of pedestrian contour based MDL Shape Model and EFD [J]. Journal of Image and Graphics, 2008, 13(10): 1898-1901. [王绍宇, 戚飞虎, 夏小玲. 基于 MDL Shape Model 及 EFD 的行人轮廓 2D + time 表示 [J]. 中国图象图形学报, 2008, 13(10): 1898-1901.]

[6] Rueda Sylvia, Udupa Jayaram, Li Bai. Local curvature scale: a new concept of shape description [C] // Proceedings of the SPIE Medical Imaging 2008: Image Processing. Washintong: SPIE, 2008: 69144Q-1-69144Q-11.

[7] Xie Jun, Heng Phengan, Mubarak Shah. Shape matching and modeling using skeletal context [J]. Pattern Recognition, 2008, 41(5): 1756-1767.

[8] Chen Wufan, Qin An, Jiang Shaofeng, et al. Medical image analysis: state of the art and future direction [J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2008, 27(2): 175-181. [陈武凡, 秦安, 江少峰, 等. 医学图像分析的现状与展望 [J]. 中国生物医学工程学报, 2008, 27(2): 175-181.]

[9] Kotcheff M, Taylor C J. Automatic construction of eigenshape models by direct optimization [J]. Medical Image Analysis, 1998, 2(4): 303-314.

[10] Davies R H, Twining C J, Cootes T F, et al. A minimum description length approach to statistical shape modeling [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2002, 21(5): 525-537.

[11] Thodberg H H. Minimum description length shape and appearance models [C] // Information Processing in Medical Imaging. Berlin: Springer, 2003: 51-62.