

融合曲率特征的椎体几何形态统计模型构建方法

惠宇^{1,2,3,4}, 武君胜⁵, 唐继勇³, 张靖³, 黄伟¹

1. 韩山师范学院, 广东 潮州 521041; 2. 粤北人民医院, 广东 韶关 510525;
3. 重庆电子工程职业学院 人工智能与大数据学院, 重庆 401331; 4. 西华师范学院 计算机学院, 四川 南充 637002;
5. 西北工业大学 软件学院, 陕西 西安 710072

摘要:现有医学样本库缺乏不同年龄段脊椎的几何形态统计模型,因此建立一个精度较高、定位准确的椎体几何形态统计模型库就显得迫在眉睫。提出一种基于融合曲率特征的椎体三维几何统计模型构建方法,根据曲率特征对人体腰椎三维重建模型进行识别和定位,输出各模型的样本矩阵;用优化的ICP算法对样本矩阵进行对齐与配准;用PCA对样本模型进行配准训练,组成统计模型样本库。

关键词:人体椎骨;三维模型;曲率特征;PCA;ICP

中图分类号:TP274.2

文献标志码:A

文章编号:1000-2758(2022)05-1172-08

脊椎的三维几何形态统计模型^[1]是一类通过分析脊椎脊柱几何形状以此来描述其主要形变参数模型的统称。人体脊椎具有一定的复杂性,若想准确定义和定位椎体的几何结构较难以实现;而更为突出的是,目前我国,对于不同年龄段的脊椎几何统计模型的数据样本统计较少,从而导致医生们在脊椎疾病的诊疗以及手术过程中,无法实现准确的定位及其配准。

目前,国内外在三维统计模型研究领域尚处于探索阶段,Cootes等^[1]建立了2D+3D AAM模型,从而依据该模型特征得到人脸的三维特征;Xiao等^[2]构建了基于三维特征点定位的人体颅骨统计模型;Romdhani等^[3]提出利用PCA算法建立不同场景下的人脸主动形状统计模型;Christoudias^[4]利用相关的线性及非线性算法对人脸统计模型进行建模,从而取得了不错的效果。但现有研究仅仅实现了人体一部分部位诸如颅骨的统计建模,对人体脊椎特别是关于腰骶段等力学分析重点部位的三维几何形态统计模型研究,还有待进一步提高。

为了帮助医生能够快速建立起更为精确的脊椎

以及脊柱的三维几何形态统计模型,本文应用统计学的方法和规律,对于人体腰椎进行三维重建,然后基于融合曲率特征的特征点自适应识别和定位;由此可以得到模型的几何形态矩阵;进而运用ICP(Iterative Closest Point)^[5]迭代算法,对样本矩阵进行对齐及配准;在完成这些工作的基础上,应用主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)^[6]算法进行大量反复的训练和学习,最终形成较为准确的椎骨几何形态统计模型样本库。

利用本文方法得到的样本库模型可以用来统计某一区域的人体脊柱形态变化以及科学度量,后续得到的点云网格模型也可以通过有限元分析软件进行相关的生物力学分析实验。

1 几何形态椎体统计模型的建立

1.1 特征点定义

在三维图像学中,特征点是具有一定标识意义的相对关键位置三维坐标点,可表征点云内局部的邻域关系,具有特异性和稳定性等特点。就目前来

收稿日期:2021-09-18 **基金项目:**重庆市教育委员会科学技术研究计划青年项目(KJQN202203117, KJQN202203114, KJQN202003110, KJQN202003109, KJQN202203124)、重庆市沙坪坝区智库调研课题(2022SPBKXKT06)及重庆电子工程职业学院科研项目(22XJZXZD02)资助

作者简介:惠宇(1984—),重庆电子工程职业学院讲师、博士,主从事有限元计算、医学信息处理研究。

通信作者:黄伟(1978—),韩山师范学院副教授,主要从事模式识别、数据三维处理研究。e-mail:hw@hstc.edu.cn

说,国内外还没有权威方法实现对于脊椎特征点的定义和标注。文献[7-8]提出的标记分类定义法可以实现人体脊椎特征点的定位简单抽象化,根据他对特征点的定义,并参考在国际上颅脑特征点标注标准 MPEG-4^[9](moving picture experts group),将特征点分为 2 类:第一类是对基本特征的刻画,比如人体器官特征点的描述;另一类是对细节的刻画,比如人脸以及脊椎特征等,由此得到了腰椎的 69 个三维特征点。图 1 标记了人体脊椎腰骶段从右侧面观察时的特征点,图 2 则标记了俯视人体脊椎腰骶段时所得出的特征点。

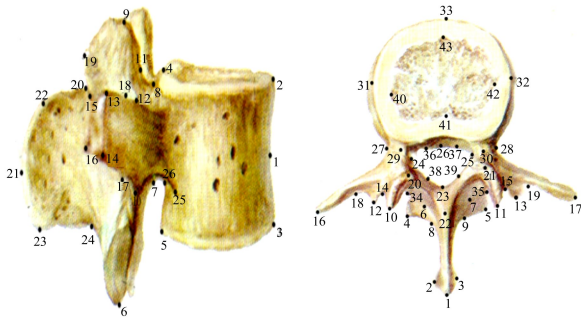


图 1 脊椎腰骶段的右侧面观察特征点标注图^[10] 图 2 脊椎腰骶段的上面观察特征点标注图^[10]

1.2 椎体三维模型构建

本文采用 MC(marching cube)面绘制算法基于真实的人体脊椎 CT 影像数据完成人体腰骶段模型的三维重构^[11]。图像显示及增强技术采用开源的 VTK(visualization toolkit)视觉化工具函数库进行渲染,VTK 库包采用流水线模式进行组件迭代式开发,实现 MC 面绘制的流程如图 3 所示。

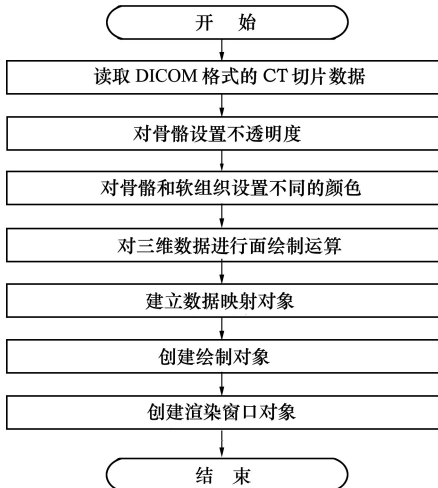


图 3 人体脊椎三维重建面绘制的流程^[6]

相比于使用传统的光线投射法进行绘制的结果,MC 算法的绘制速度快,能够满足对模型进行实时观察的性能要求,使用 MC 算法进行人体腰椎骨 L4 段面绘制的结果如图 4 所示。

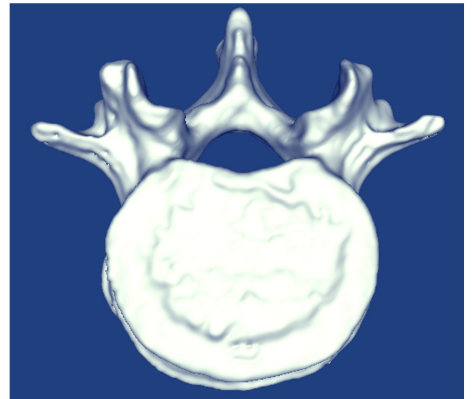


图 4 人体腰椎骨 L4 段三维重建后的模型示意图^[6]

1.3 融合曲率特征的椎体三维模型特征点标注方法

脊柱特征点的标注,不仅需要表现出椎骨的几何特征,而且还要体现出脊椎的局部表征变化情况,故一般选取在模型表面上那些曲率相对较大的点作为特征点。本文融合曲率的几何特征提出了新的特征点标注方法。方法首先以手动拾取特征点作为圆心,计算得到指定极小半径 r 球体邻域范围内点云所有点的平均曲率 H_i 均值 \bar{H} ,当 $H_i \leq \bar{H}$ 时,即表示 i 点相对于点云表面整体趋于平坦,故不将其视为特征点;当 $H_i > \bar{H}$,即表示 i 点相对于点云表面整体曲率更大,即较为突出的点,此时, i 点符合成为特征点的基本条件,纳入候选特征点集合;然后,候选特征点集合中的点与手动拾取圆心点之间一一计算欧几里得距离(欧式距离),由于 2 个点之间欧式距离越小,代表着 2 个点之间特征相似程度也就越高,则更能形成特征点的强匹配,因此使用距离最短的候选特征点替换手动拾取点。通过本文介绍的特征点标注方法获得特征矩阵,可以最大程度地保证矩阵矢量变化的精确性。

对于任意点云 $P = \{p_1, p_2, p_3, \dots, p_n\}$,穿过其中任意一点 p_i 法线的平面称为该点的法平面。交叉曲面上的点存在无穷多个正交曲率,并且每个点存在一个最大的曲率,那么存在一条曲线上的点满足使得该曲线上的点为交叉曲面上每个点的曲率最大,曲率最大值为 k_{max} ,另垂直于最大曲率曲面的曲率最小值为 k_{min} ,记作点 p_i 的主曲率 k_1 和 k_2 ,从而获得

p_i 的平均曲率,它能表示出这一曲面与周围空间的嵌入关系与形态,公式如(1) 式所示。

$$H_k = \frac{1}{2}(k_1 + k_2) \tag{1}$$

点的平均曲率是指该点的极大曲率值和极小曲率值之和的平均值。推导出任意曲面上某一点 p_i 的平均曲率 H_k 如(2) 式所示

$$2H_k n = \lim_{\text{diam}(A) \rightarrow 0} \frac{\nabla A}{A} \tag{2}$$

在(2)式中, n 是法向量, A 是包含点 p_i 在内的无限小区域的邻域面积, $\text{diam}(A)$ 是该区域的具体直径,相应的梯度用 ∇ 表示。

把(2) 式的数据进行离散化,即可得到(3) 式

$$H_k(p_i) = \frac{1}{4A_M} \sum_{j \in N(i)} (\cot \alpha_{ij} + \cot \beta_{ij}) \langle p_j - p_i, n \rangle \tag{3}$$

式中, A_M 如(4) 式所示

$$A_M = \sum_{j \in N(i)} \frac{1}{2} [\| p_j - p_i \|^2 \| p_{j+1} - p_i \|^2 - (p_j - p_i, p_{j+1} - p_i)^2]^{1/2} \tag{4}$$

式中: α_{ij} 和 β_{ij} 是两相对角; $p_j - p_i$ 是它们分别所在的三角形的公共边,如图 5 所示。

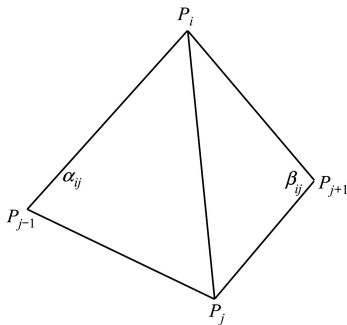


图 5 相对角示意图^[11]

平均曲率 H_k 可以直观呈现某点 p_i 所在的局部表面的弯曲程度。 H_k 越大,则意味着该点局部曲面起伏越大,相对于点云中的其他点,该点的几何特征愈加明显。为了提高特征点提取速度,需要将点云中冗余的特征点剔除。通过比较邻域内所有点的平均曲率均值与候选点的平均曲率之间的大小来决定保留或去除该候选点,保留下的点将进入特征点候选几何,平均曲率均值计算公式如(5) 式所示

$$\bar{H} = \frac{\sum_{i=1}^n H_i}{n} \tag{5}$$

式中, n 是指点云的个数。

基于三维建模分析软件的特征点标记图像如图 6~7 所示,本文采用融合曲率特征的椎体三维模型特征点标注方法,对所有样本进行了特征点标注,并将每一个样本标定得到的形状矩阵保存起来,形成样本的形状矩阵集合^[12],如(6) 式所示

$$X = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \cdots & x_i & \cdots & x_n \\ y_1 & y_2 & \cdots & y_i & \cdots & y_n \\ z_1 & z_2 & \cdots & z_i & \cdots & z_n \end{bmatrix} \tag{6}$$

$\{i = 1, 2, \dots, n\}$

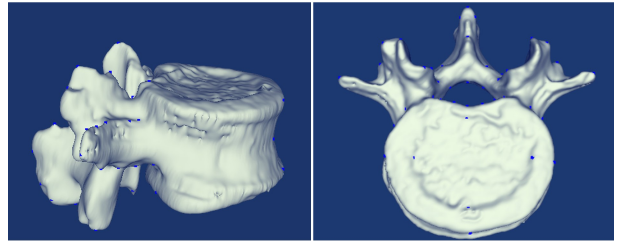


图 6 人体腰椎骨 L4 段右侧 图 7 人体腰椎骨 L4 段上侧面
面观察特征点标记图像 面观察特征点标记图像

2 几何形态椎体统计模型的对齐和配准

2.1 基于 ICP 方法的对齐和配准过程

由于不同模型样本具有自身形状的差异性,基于此,在对样本进行统计建模时会造成结果的偏差。为了提高不同样本之间的相似可比性,需要对训练集中的样本特征形状矩阵进行对齐和配准。就是对模型样本矩阵之间进行相关的旋转或者平移操作,从而使得不同样本间在同一个坐标系中,具有一定的可比性,其过程如图 8 所示。

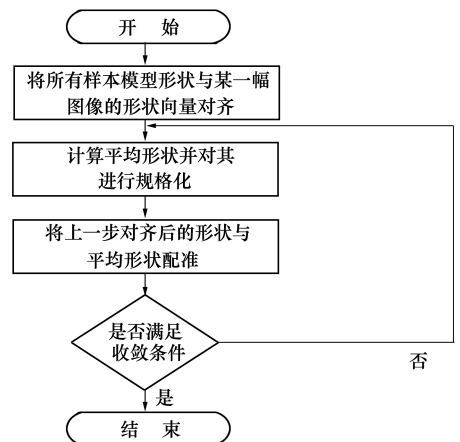


图 8 样本模型的对齐配准流程图

通过采用快速主成分分析法,标定出 m 个脊椎样本,可以通过矩阵来表示脊椎形状如(7)式所示

$$M_j = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \cdots & x_i & \cdots & x_n \\ y_1 & y_2 & \cdots & y_i & \cdots & y_n \\ z_1 & z_2 & \cdots & z_i & \cdots & z_n \end{bmatrix} \quad (j = 1, 2, \dots, m) \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (7)$$

首先第一步在 m 个脊椎样本训练集中挑选一个大小适中、位置适合的样本 $M_q (1 \leq q \leq m)$ 作为模型样本,然后剩余的 $m - 1$ 个样本中的任一样本 $M_p (1 \leq p \leq m; p \neq q)$ 作为待配准样本。

通过优化的平移向量和 U 与旋转矩阵 R ,将 2 个样本配准起来,这样 2 个样本将更具可比性,如(8)式所示

$$M'_p = R \times M_p + U \quad (8)$$

设 3 个旋转角度 $\theta_x, \theta_y, \theta_z$ 分别表示围绕 X, Y, Z 坐标轴的连续旋转角度。则有旋转矩阵 R , 如(9)式所示^[13]

$$R = \begin{bmatrix} \cos\theta_z & \sin\theta_z & 0 \\ -\sin\theta_z & \cos\theta_z & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \cos\theta_y & 0 & -\sin\theta_y \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin\theta_y & 0 & \cos\theta_y \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\theta_x & \sin\theta_x \\ 0 & -\sin\theta_x & \cos\theta_x \end{bmatrix} \quad (9)$$

在医学上,因为 ICP^[6] 配准方法精度较高,且映射关系在配准前并不需要知道,所以在骨科配准过程中,是较为常见的配准方法。

稀疏矩阵的特点是参数优化过程中计算效率较高。相比较原始模型信息,本文得到的标定采样点集矩阵更倾向于稀疏矩阵。因此本文采用 ICP 配准方法进行模型的对齐和配准。

ICP 的基本思想是寻找与模型样本最佳匹配的待配准样本,即通过矩阵的旋转或者平移变换运算,再应用最小二乘法的迭代思想,使其范围逐步变小,逐渐计算出 2 个形状矩阵对应点之间的最短距离。

首先为了方便描述,令 $Q = M_q, p = M_p$, 则有: 模型样本 Q 中三维点集为

$$\{Q_i \mid Q_i = \begin{pmatrix} x_i \\ y_i \\ z_i \end{pmatrix} \quad i = 1, 2, \dots, n\} \quad (10)$$

待配准样本 P 中三维点集为

$$\{P_i \mid P_i = \begin{pmatrix} x_i \\ y_i \\ z_i \end{pmatrix} \quad i = 1, 2, \dots, n\} \quad (11)$$

- 1) 初始化迭代次数 $k = 0$;
- 2) 从待配准样本 P 中获取点 $P_i^k \hat{P}$;
- 3) 根据约束条件 $\min \{ \|Q_i^k - P_i^k\| \}$ 计算出模型样本 Q 中与 P_i^k 对应点 $Q_i^k \hat{Q}$;
- 4) 根据约束条件 $\min \{ \|R^k - P_i^k\|^2 \}$ 从而推导出旋转矩阵 R ;
- 5) 计算 $R \times P^k$ 与 Q^k 之间的重心偏差从而获得平移向量 U ;
- 6) 进行第 k 次迭代并进行配准,点集为 $P^{k+1} = \{P_i^{k+1} \mid P_i^{k+1} = R^k \times P_i^k + U^k, P_i^k \in P\}$
- 7) 计算点集间的距离

$$d^{k+1} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|P_i^{k+1} - Q_i^k\|^2 \quad (13)$$

迭代过程结束的条件: d^{k+1} 小于初始距离精度 τ 或 k 大于循环次数的最大值。不然重新进入下一轮计算,即进行下一次迭代算法,直至迭代终止的条件满足而终止。

对于 ICP 的每次迭代操作,使得点集 P^k 与 Q^k 之间相对应点的距离慢慢变小,使得目标点集 M 与参考点集 P 之间越来越接近。直至最后获得与模型样本距离最为相近的匹配样本,如(14)式所示

$$M'_p = P^{k+1} \quad (14)$$

2.2 统计模型配准实验结果以及误差分析

本配准实验在 Matlab R2013b 中进行,选取了 30 组 20~40 岁的正常成年男子 L4 段椎体模型作为样本,对每组样本中 69 组不同类型的特征采样点进行标注,从而得到不同样本的标注图像及数据集合,对不同样本间图像进行配准实验。

最终配准结果良好,误差较低,从而为后续构建三维统计模型奠定了强大的数据基础^[14]。选取样本集合中某例图像样本作为配准实验演示,拾取 3 个具有代表性的特征点进行配准,配准前的特征点阵列如图 9 所示,配准后的特征点阵列如图 10 所示,由特征点扩张而形成的模型样本点矩阵集则如图 11 所示。

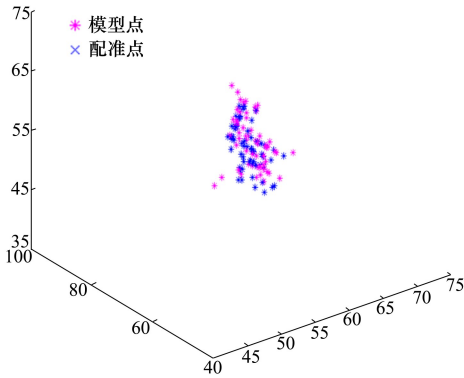


图 9 配准前的特征点点云阵列

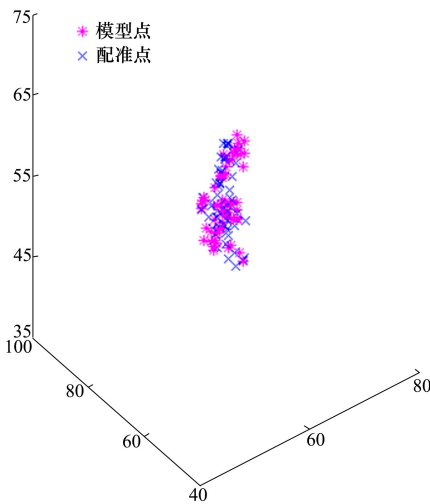


图 10 配准后的特征点点云阵列

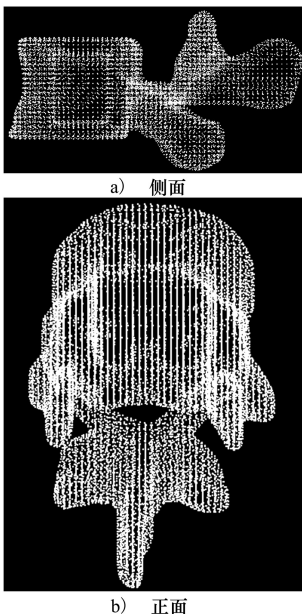


图 11 模型样本点矩阵集合

3 建立几何形态椎体统计模型

3.1 基于 PCA 方法的统计训练

在对集合中所有的样本数据做完配准和对齐后,能够生成 m 个配准后的样本矩阵。由于每个椎体样本的矩阵维数为 $3 \times n$, 为了实现数据的降维, 可以通过使用 PCA 方法对样本集合进行反复多次训练和学习, 进而能够快速准确地获得脊椎样本的平均统计模型。对 m 个配准后样本进行建模的流程如下:

1) 由三维点集 M 计算获得一维形状向量 X

$$X_j = \{x_1, y_1, z_1, \dots, x_i, y_i, z_i, \dots, x_n, y_n, z_n\} \quad (j = 1, 2, \dots, m) \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (15)$$

2) 计算 m 个样本的平均模型

$$\bar{X} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m X_i \quad (16)$$

3) 计算每个样本相对于平均样本 X 的偏移量 d_{X_i}

$$d_{X_i} = X_i - \bar{X} \quad (17)$$

4) 计算样本几何的散布矩阵 S

$$S = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m d_{X_i} d_{X_i}^T \quad (18)$$

5) 计算散布矩阵 S 的特征值 λ 、特征向量 Φ

$$S\Phi_k = \lambda_k \Phi_k \quad (19)$$

式中, λ_k 含义为 S 的第 k 个特征值, $\lambda_k \geq \lambda_{k+1}$ 。

并且, Φ_k 含义为形状矩阵变化的应用模式, 并且存在(20)式的关系:

$$\Phi_k^T \Phi_k = 1 \quad (20)$$

由上述式子可以看出 λ_k 和 Φ_k 呈正相关关系, λ_k 值越大, Φ_k 体现的矩阵变化模式更为明显。

为了降低矩阵的数据维数, 可以使用主成分分析法, 对协方差矩阵 S 的前 t 个特征值进行降序排列, 并结合其对应的特征向量近似地表达出样本的变化情况。

设 λ_T 为 λ_k 的总和, 则有

$$\lambda_T = \sum_{k=1}^{2n} \lambda_k \quad (21)$$

公式 λ_k/λ_T 表示模式 k 对整体模式变化的贡献率, 若要得到前 t 个模式对整体模式的累积贡献率, 则用 $\sum \lambda_k/\lambda_T$ 来表示, 其中 t 需满足(22)式

$$\frac{\sum_{k=1}^t \lambda_k}{\lambda_T} > \alpha, \quad 0 \leq \alpha \leq 1 \quad (22)$$

式中,用 α 来表示解释度, α 表示当把数据降维后,即计算出的模型能够反应出数据集变化的比例。通常, α 的取值都不会小于 85%。这样在降维的过程中,即使椎体模型的维度不断下降,却仍然可以表示大多数模型对应的几何形状信息,不会产生较大的偏差^[15-16]。

6) 从(19)式的散布矩阵 S 中取前面 t 个特征值 b (大小为 $t \times 1$) 和其对应的特征向量,共同形成特征矩阵 Ψ (大小为 $3n \times t$),这样就能得到该椎体集合样本的模型,过程如(23)式所示,其中矩阵 X 可以表示出训练样本集中的不同形状:

$$\begin{aligned} X &\approx \bar{X} + \Psi \times b \\ \Psi &= (\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_t) \\ b &= (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_t)^T \end{aligned} \quad (23)$$

在(23)式中, \bar{X} 为平均形状模型, Ψ 为特征值矩阵。其中,特征值 b 是需要有其特定的选择范围^[17],范围变化如(24)式所示。

$$-3\sqrt{\lambda_t} \leq b \leq 3\sqrt{\lambda_t} \quad (24)$$

3.2 统计训练实验结果的验证

对前述 30 组样本特征集合进行上述统计训练,得到相应的统计训练结果。其统计模型特征值和累计表示度如图 12 所示,在对特征值进行降序排序

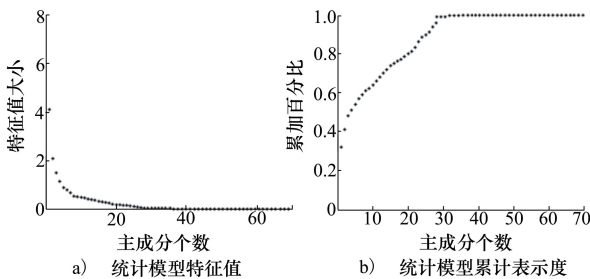


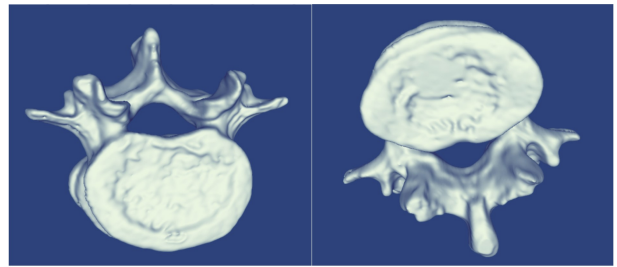
图 12 统计模型特征值和累计表示度

后,可以看出,要使 α 解析度的值大于 85%,只需要选择前 28 个特征值就可以完成。

4 建立几何形态统计有限元模型

在使用 ICP 算法配准得到脊椎形状矩阵后,再利用快速主成分分析法对其进行多次反复的训练及学习,得到(23)式中的 \bar{X} , Ψ 和 b 。

根据上述得到的参数,就能够创建以几何形态为支撑的三维脊椎统计模型,该模型可作为模型样本添加到脊椎的统计样本库中。生成的腰椎 L4 段几何形态统计模型如图 13 所示。



a) L4段几何形态统计模型正面 b) L4段几何形态统计模型反面

图 13 腰椎 L4 节几何形态统计模型图

5 结 论

本文针对缺乏在不同年龄段中脊椎几何统计模型的数据样本等问题,着手研究并建立了基于融合曲率特征的椎体几何形态统计模型构建方法,从而有助于构建本地区的椎体模型样本数据库;此外,后续得到的点云网格模型也可以通过有限元分析软件进行相关的生物力学分析实验,从而对脊椎方面的病变研究工作提供科学的度量数据。

参考文献:

[1] COOTES T F, TAYLOR C J, COOPER D, et al. Active shape model-their training and application[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2017, 16(1): 38-39

[2] XIAO Jing, BAKER Simon, MATTHEW Matthew, et al. Real-time combined 2D+3D active appearance model[C]//Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014: 535-542

[3] ROMDHANI S, GONG S, PSARROU A, et al. A multi-view nonlinear active shape model using kernel PCA[C]//Proceedings of the British Machine Vision Conference, 2016: 431-437

[4] CHRISTOUDIAS C M, DARRELL T. On modelling nonlinear shape-and-texture appearance manifolds[C]//Proceedings of the 8th IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005: 45-52

- [5] HARRIS C G, STEPHENS M. A combined corner and edge detector[C]//Proceedings of the 4th A Ivey Vision Conference. Manchester, 2018: 147-151
- [6] HUI Yu, WU Junsheng, YU Bin, et al. Three-dimensional geometric statistical model based on locating feature points of maximal curvature flow[C]//Proceedings of the 2017 5th International Conference on Bioinformatics and Computational Biology, 2017: 46-50
- [7] KATE H K, RAZMARA J, ISAZADEH A. Correction to: a novel fast and secure approach for voice encryption based on DNA computing[J]. 3D Research, 2018, 9(2): 25-29
- [8] SHU W, WU X. Three-dimensional craniofacial reconstruction of an ancient qihe human skull[J]. Chinese Science Bulletin, 2018, 25(12): 137-154
- [9] TEKALP A M. Face and 2-D mesh animation in MPEG-4[J]. Signal Processing Image Communication, 2000, 15(4/5): 387-421
- [10] 李瑞祥. 实用人体解剖彩色图谱[M]. 北京: 人民卫生出版社, 2001
LI Ruixiang. Practice colour atlas of human anatomy[M]. Beijing: People's Health Publishing House, 2001 (in Chinese)
- [11] 陈维桓. 微分几何[M]. 北京: 北京大学出版社, 2006
CHEN Weiheng. Differential geometry[M]. Beijing: Peking University Press, 2006 (in Chinese)
- [12] BEHRAD Alireza, SHAHROKNI Ali, MADANI K, et al. A robust vision-based moving target detection and tracking system[C]//Proceedings of the 7th International Conference on Image and Vision Computing, 2018: 141-156
- [13] YANG H, XU X, KARGOLL B, et al. An automatic and intelligent optimal surface modeling method for composite tunnel structures[J]. Composite Structures, 2019, 208: 702-710
- [14] HUI Yu. Research on the feature recognition of the three-dimensional model of the lumbosacral segment of the human spine and the analysis of its mechanical characteristics [D]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University, 2018
- [15] XU X, FALLAHI N, YANG H. Efficient CUF-based FEM analysis of thin-wall structures with Lagrange polynomial expansion [J]. Mechanics of Advanced Materials and Structures, 2020, 22(1): 215-296
- [16] KIM J, VADDI S S, MENON P K, et al. Comparison between nonlinear filtering techniques for spiraling ballistic missile state estimation[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2012, 48(1): 313-328
- [17] HAO B, YANG A, et al. Deformation behavior analysis of composite structures under monotonic loads based on terrestrial laser scanning technology[J]. Composite Structures, 2018, 183: 594-599

Construction method of vertebral body geometric shape statistical model fused curvature features

HUI Yu^{1,2,3,4}, WU Junsheng⁵, TANG Jiyong³, ZHANG Jing³, HUANG Wei¹

1.Hanshan Normal University, Chaozhou 521041, China;

2.Yuebei People's Hospital, Shaoguan 510525, China;

3.Artificial Intelligence and Big Data College, Chongqing College of Electronic Engineering, Chongqing 401331, China;

4.School of Computer Science, China West Normal University, Nanchong 637002, China;

5.School of Software, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China

Abstract: At present, the existing medical sample database lacks geometric statistical models of vertebrae of different ages. Therefore, it is essential to establish a geometric statistical model database of vertebrae with high precision and accurate positioning. This paper proposes a construction method of three-dimensional geometric statistical model of vertebrae based on fused curvature features. First, we identify and locate the three-dimensional reconstruction model of the human lumbar spine according to the curvature characteristics, and output the sample matrix of each model; then, we use the optimized ICP algorithm to align and register the sample matrix; finally, we apply PCA to perform registration training on the sample model, and form the sample database of statistical model in the end.

Keywords: human vertebrae; three-dimensional model; curvature characteristics; PCA; ICP

引用格式: 惠宇, 武君胜, 唐继勇, 等. 融合曲率特征的椎体几何形态统计模型构建方法[J]. 西北工业大学学报, 2022, 40(5): 1172-1179

HUI Yu, WU Junsheng, TANG Jiyong, et al. Construction method of vertebral body geometric shape statistical model fused curvature features[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2022, 40(5): 1172-1179 (in Chinese)