

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2311788

基于形态识别的脊柱个性化建模与侧弯评估系统*

陈家瑾^{1,2}, 李玉榕^{1,2}, 叶王为^{1,2}, 苏婵娟³

(1. 福州大学电气工程与自动化学院 福州 350108; 2. 福建省医疗器械和医药技术重点实验室
福州 350108; 3. 福州市第二医院 福州 350007)

摘要: 脊柱侧弯是一种高发于青少年群体中的脊柱疾病,为了解决 X 片评估脊柱侧弯所带来的辐射危害,本文设计并实现了基于形态识别的脊柱个性化建模和侧弯评估系统。首先,提取与脊柱相关的特征点,根据特征点之间的相对位置关系计算生成附加特征点;其次,设计并应用特征点校正算法和滤波算法以提高特征点的位置精度;最后,在 Unity 中将椎骨模型配准到由特征点拟合的脊柱线上,得到个性化三维脊柱模型,并计算 Cobb 角、胸椎后凸角、腰椎前凸角以评估脊柱侧弯。本文对 28 位受试者进行了实验,对比分析了系统评估结果与 X 片评估结果:Cobb 角与实际 Cobb 角之间的皮尔逊相关系数为 0.82,平均绝对误差为 3.4°,均方根误差为 4.2°;胸椎后凸角与实际胸椎后凸角之间的皮尔逊相关系数为 0.80,平均绝对误差为 3.4°,均方根误差为 3.8°;腰椎前凸角与实际腰椎前凸角之间的皮尔逊相关系数为 0.78,平均绝对误差为 3.2°,均方根误差为 3.7°。实验结果表明,脊柱侧弯评估系统的精度较高,使用方便,可适用于大范围的青少年脊柱侧弯筛查。

关键词: 脊柱侧弯评估;形态识别;三维建模;校正算法;卡尔曼滤波

中图分类号: TP391.4 TH77 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Personalized modeling of the spine and scoliosis assessment system based on morphological recognition

Chen Jiajin^{1,2}, Li Yurong^{1,2}, Ye Wangwei^{1,2}, Su Chanjuan³

(1. College of Electrical Engineering and Automation, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China; 2. Fujian Key Laboratory of Medical Instrument and Pharmaceutical Technology, Fuzhou 350108, China; 3. Fuzhou No. 2 Hospital, Fuzhou 350007, China)

Abstract: Scoliosis is a spinal disorder that is highly prevalent in the adolescent population. To address the radiation hazards associated with X-ray assessment of scoliosis, this article designs and implements a personalized modeling and scoliosis assessment system for the spine based on morphological recognition. First, the feature points related to the spine are extracted, and the additional feature points are generated according to the relative positional relationship between the feature points. Secondly, the feature point correction algorithm and the filtering algorithm are designed and applied to improve the positional accuracy of the feature points. Finally, the vertebral bone model is aligned to the spine line fitted by the feature points in Unity to obtain a personalized 3D spine model, and the Cobb angle, the thoracic kyphosis angle, and the lumbar lordosis to assess scoliosis. An experiment is implemented on 28 subjects to compare and analyze the results of the systematic assessment with those of the X-ray assessment. The Pearson correlation coefficient between the Cobb angle and the actual Cobb angle is 0.82, with a mean absolute error of 3.4° and a root-mean-square error of 4.2°. The Pearson correlation coefficient between the thoracic kyphosis angle and the actual thoracic kyphosis angle is 0.80, with a mean absolute error of 3.4° and a root-mean-square error of 3.8°. The Pearson correlation coefficient between the lumbar lordosis and the actual lumbar lordosis is 0.78, the mean absolute error is 3.2°, and the root mean square error is 3.7°. The experimental results show that the scoliosis assessment system is highly accurate, which is easy to use. It can be applied to scoliosis screening in a large adolescent population.

Keywords: scoliosis evaluation; morphological recognition; 3D modeling; correction algorithm; Kalman filter

0 引言

脊柱侧弯是一种脊柱的三维畸形,脊柱的椎体向侧面弯曲,并且可能还伴随椎骨在矢状面上的前后凸出以及椎骨旋转^[1]。据统计,我国脊柱侧弯患者数量约为 300×10^4 , 其中青少年是脊柱侧弯的高发人群, 约占总脊柱侧弯患者数量的 80% 以上, 称之为青少年特发性脊柱侧弯 (adolescent idiopathic scoliosis, AIS)^[2]。AIS 患者脊柱形态的改变导致产生体态异常、心肺功能退化、肌力和耐力下降等一系列问题, 严重影响青少年的身心健康^[3]。

临床上, 专业医师对患者拍摄的 X 片进行测算所得到的 Cobb 角是量化评估脊柱侧弯的黄金标准^[4]。脊柱侧弯的临床判别标准为: Cobb 角大于 10° 为阳性, 小于 10° 为阴性。但是该方法容易受 X 片清晰度和角度测量工具的影响。特别是 X 射线有辐射伤害, AIS 患者在进行康复训练等非手术治疗过程中, 每隔 2~3 个月需要拍摄 X 片进行复查, 超剂量的 X 射线辐射积累可能会导致对辐射敏感的器官出现癌症病变^[5]。研究表明, 患者在治疗期间平均有 24.7 张 X 片, 平均估计累积辐射剂量为 10.8 cGy, 使女性患者死于乳腺癌的风险增加了 1.7 倍^[6]。因此, 迫切需要一种替代 X 片检测的非侵入式脊柱侧弯评估方法, 应用于大范围的 AIS 筛查。

三维扫描成像技术指的是使用摩尔纹、结构光或光栅成像技术来获取物体的三维形状和纹理信息, 并生成数字化的三维模型^[7]。研究者通过高精度的三维扫描设备获取人体背部表面的数字化信息, 分析计算脊柱曲率以评估脊柱侧弯。文献[8]通过自主研发的摩尔纹成像仪测量患者身体躯干轮廓, 结合轮廓特征点分析了脊柱三维曲线形态。文献[9]将结构光扫描仪 Artec Eva 获取的患者背部原始图像与镜像叠加, 计算对应点距离的均方根值, 以此确定背部表面的不对称性。文献[10]使用德国脊柱分析系统 DIERS 进行脊柱侧弯检测, 该系统通过重建患者背部三维光谱, 结合生物力学分析得到患者脊柱三维模型和 Cobb 角等参数。一方面, 上述方法依赖于高精度的三维扫描设备, 而这些设备价格高昂、操作繁琐^[11]; 另一方面, 上述方法容易受背部皮肤表面伪影和个体差异影响, 造成结果准确率降低^[12]; 此外, 上述方法忽略了脊柱的三维特征, 使得评估结果较单一。

为了解决上述问题, 研究者引入深度学习的方法, 结合低成本的采集设备进行脊柱侧弯评估。文献[13]采用未穿着衣服的患者背部彩色图像作为训练数据, 并借助神经网络对脊柱侧弯 Cobb 角大于 10° 、 20° 的病例进行分类分析。文献[14-15]采用深度传感器获取了患者在体前屈试验中的背部表面点云数据, 并将计算得到的不

对称度用作神经网络的训练数据。通过该方法, 对脊柱侧弯的 Cobb 角进行预测, 结果显示平均绝对误差为 4.0° , 均方根误差为 5.4° 。文献[16]使用深度传感器获取的背部三维图像和躯干旋转角作为标签训练神经网络模型, 最后根据背部三维图像进行脊柱侧弯分类。上述方法实现了低成本的脊柱侧弯评估, 但是神经网络模型的训练需要大量的数据, 数据量不足会导致模型过拟合^[17]。而在数据采集过程中需要患者脱去外衣, 无疑增加数据获取的难度。

人体跟踪技术指的是使用惯性测量单元 (inertial measurement unit, IMU)、Kinect 等传感器, 测量和分析人体在三维空间中关节点的方向和位置, 该技术已被广泛的应用于康复医疗领域^[18]。文献[19]使用惯性测量单元附着在患者背部皮肤表面对应椎骨位置处, 获取脊柱形态信息, 建立脊柱多体模型。文献[20]使用 Kinect 人体跟踪功能获取关节点之间的相对位置关系, 计算肩高差、肩角差、腰长差、腰角差等参数, 统计结果表明该方法适用于脊柱侧弯筛查。文献[21]使用 Azure Kinect 传感器作为诊断介质, 计算肩髋矢量 10%、20%、40%、50%、70%、85% 之间连线的中点作为附加数据点, 结合原始脊柱相关点拟合脊柱曲线并建立脊柱三维模型。上述研究采用低成本的设备, 实现无需依赖大量数据的脊柱侧弯评估, 然而由于该领域的研究仍处于初期阶段, 相关研究的精度亟待提升。

针对传统评估设备成本高、使用条件苛刻的问题, 本文提出一种基于 Azure Kinect 传感器人体跟踪功能的脊柱形态识别方法。采用 Azure Kinect 传感器的人体跟踪功能获取人体关节点三维信息, 并提取与脊柱相关的点作为基础特征点以进行脊柱形态识别。此外, 本文根据脊柱形态识别结果, 在 Unity 场景中建立个性化三维脊柱模型并计算 Cobb 角、胸椎后凸角 (thoracic kyphosis, TK) 和腰椎前凸角 (lumbar lordosis, LL), 实现脊柱侧弯评估和实时可视化脊柱三维模型。系统使用便捷、易部署, 为大范围 AIS 筛查提供安全可靠的方案。本文的主要贡献为: 1) 根据肩、髋关节点与基础特征点之间的相对位置计算附加特征点, 以完善脊柱位置信息; 2) 设计特征点校正算法, 根据得到的附加特征点对基础特征点进行校正, 以提高脊柱形态识别精度; 3) 使用卡尔曼滤波器对关节点三维坐标数据进行预处理, 以提高原始数据稳定性。

1 方法概述

如图 1 所示, 本文的方法主要包括脊柱形态识别和脊柱模型评估两个部分, 首先根据 Azure Kinect 传感器的人体跟踪结果提取原始关节特征点, 再根据原始关节特征点计算附加特征点, 设计并应用特征点校正算法, 通过

肩、髋关节点的特征对原始特征点进行校正以提高脊柱识别精度,在 Unity 场景中将通用脊柱三维椎骨模型配准到由特征点插值拟合的脊柱线上,得到个性化的三维脊柱模型,最后计算脊柱相关参数。

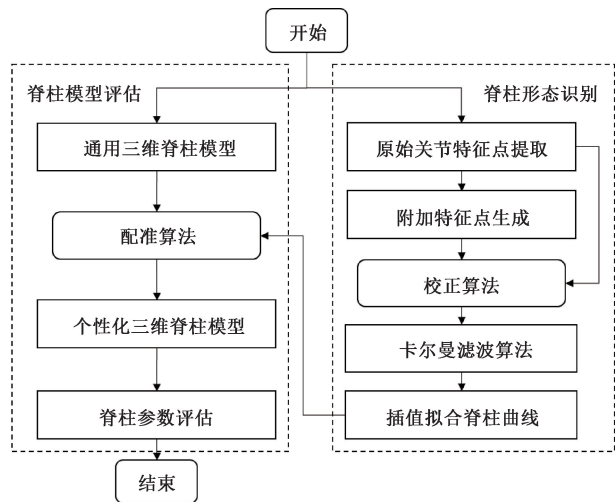


图 1 整体方法流程
Fig. 1 Holistic method flow

2 脊柱形态识别

2.1 拍摄方案的确定

Azure Kinect 深度传感器能够获取人体关节点的三维信息,已经被证明能够在临床评估中提供可靠的数据^[22]。考虑到 Cobb 角为冠状面参数,并且文献[23-24]研究表明,Azure Kinect 跟踪结果正面视角的精度高于反面和侧面,因此本文选择正面拍摄。

由于考虑脊柱侧弯筛查场景的特殊性和系统的可部署性,并且受试者在穿着紧身衣的情况下仍然能保持较高的人体跟踪精度^[25],因此本系统的拍摄过程中受试者穿着贴身上衣进行测量。

2.2 特征点提取

如图 2 所示,颈部、左肩、右肩、附加点 1、胸椎段、腰椎段、附加点 2、骨盆、左髋、右髋分别用 Neck、Shoulder_Left、Shoulder_Right、Add1、Spine_Chest、Spine_Naval、Add2、Pelvis、Hip_Left、Hip_Right 表示。选取 Azure Kinect 人体跟踪关节点坐标中与脊柱相关的 4 个三维坐标点:Neck、Spine_Chest、Spine_Naval、Pelvis 作为基础特征点,但是侧弯患者的脊柱存在非正常弯曲,基础特征点不足以准确的还原脊柱的真实形态^[26],因此需要添加附加特征点以提高脊柱形态识别的精度。目前已有的研究中所采用的根据肩髋关节点中点计算附加特征点的方法,固定了脊柱部分节段的相对位置,忽略了脊柱的整体性。

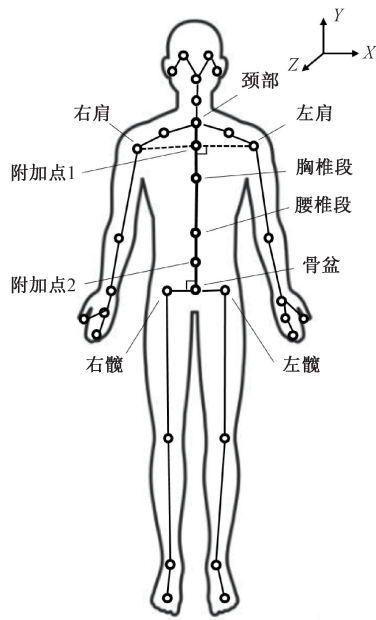


图 2 脊柱特征点
Fig. 2 Spine feature points

本文考虑脊柱的胸椎前半段结构稳定,该部分胸椎节点连线与左右肩关节连线接近垂直^[27]。且肩关节和颈部关节特征明显、识别率高,因此将 Neck 关节点到 Shoulder_Left 和 Shoulder_Right 连线的垂足作为附加特征点 Add1。脊柱的腰椎结构比胸椎结构更不稳定,骨盆的倾斜导致腰椎出现横向偏移,由于腰椎的后半段节点连线与左右髋骨的连线接近垂直,因此作一条经过从 Pelvis 关节点起朝 Y 轴方向作一条与 Hip_Left 和 Hip_Right 连线相垂直的射线,在该射线上取一点,使该点到 Pelvis 关节点的距离为 Hip_Left 关节点到 Hip_Right 关节点距离的 50%,作为附加特征点 Add2。本文采用 Neck、Spine_Chest、Spine_Naval、Pelvis、Add1、Add2 共 6 个特征点作用生成脊柱曲线,这种方法更好地关联了脊柱的形变和肩髋关节点的变化,能够更加准确地还原脊柱的真实形态,从而提高脊柱侧弯评估的精度。

2.3 特征点校正算法

为了更准确的描述脊柱的形态,本文设计校正因子,对 Azure Kinect 内置算法估计的脊柱胸椎段 (Spine_Chest) 和腰椎段 (Spine_Naval) 位置进行校正。

在人体冠状面内,由于脊柱侧弯患者的肩部倾斜和骨盆倾斜,导致脊柱的胸椎和腰椎出现横向偏移,因此,本文根据冠状面内 Add1 相对于 Neck、Spine_Chest 的位置和 Add2 相对于 Pelvis、Spine_Naval 的位置,设计 Spine_Chest 和 Spine_Naval 在 X 轴方向上的校正因子分别为:

$$corr_1 = \frac{(Neck_x - Add1_x)(Neck_y - Spine_Chest_y)}{2(Neck_y - Add1_y)}$$

$$corr_2 = \frac{(Pelvis_x - Add2_x)(Pelvis_y - Spine_Naval_y)}{2(Pelvis_y - Add2_y)} \quad (1)$$

重度脊柱侧弯患者的脊柱胸椎横向偏距较大,按照上述方法进行校正不足以准确的描述这一变化。通过对人体结构进行分析得到,正常人的脊柱胸椎高度和腰椎高度分别约为身高的 0.3 倍和 0.2 倍,而脊柱侧弯患者的脊柱弯曲将导致脊柱的纵向高度降低^[28]。因此,设患者的身高为 h ,将 Spine_Chest 和 Spine_Naval 在 X 轴方向上的校正因子设计为:

$$\begin{aligned} corr_3 &= |1 - (Neck_y - Spine_Chest_y)/(0.3h)|, corr_3 \in [0,1] \\ corr_4 &= |1 - (Spine_Naval_y - Pelvis_y)/(0.2h)|, \\ corr_4 &\in [0,1] \end{aligned} \quad (2)$$

对 Spine_Chest 和 Spine_Naval 在 X 轴方向上的坐标分别应用校正因子 $corr_1, corr_2$, 使两个特征点能够根据受试者的肩部和骨盆倾斜调整胸椎段和腰椎段的位置。并且应用校正因子 $corr_3, corr_4$, 根据脊柱胸椎、腰椎高度和身高的比例,调整 $corr_1, corr_2$ 的偏移大小,从而更好描述冠状面脊柱侧弯的形态:

$$\begin{aligned} Spine_Chest_x &= Spine_Chest_x - corr_1(1 + corr_3) \\ Spine_Naval_x &= Spine_Naval_x - corr_2(1 + corr_4) \end{aligned} \quad (3)$$

在人体矢状面内,由于原始关节数据忽略脊柱的胸椎后凸和腰椎前凸的特点,因此同样通过分别计算矢状面内 Add1 相对于 Neck、Spine_Chest 的位置和 Add2 相对于 Pelvis、Spine_Naval 的位置设计 Spine_Chest 和 Spine_Naval 在 Z 轴方向上的校正因子:

$$\begin{aligned} corr_5 &= \frac{(Neck_z - Add1_z)(Neck_y - Spine_Chest_y)}{2(Neck_y - Add1_y)} \\ corr_6 &= \frac{(Pelvis_z - Add2_z)(Pelvis_y - Spine_Naval_y)}{2(Pelvis_y - Add2_y)} \end{aligned} \quad (4)$$

通过对 Spine_Chest 和 Spine_Naval 在 Z 轴方向上的坐标分别应用 $corr_5, corr_6$, 使得两个特征点能够更好的描述矢状面脊柱胸椎后凸和腰椎前凸的形态:

$$\begin{aligned} Spine_Chest_z &= Spine_Chest_z - corr_5 \\ Spine_Naval_z &= Spine_Naval_z - corr_6 \end{aligned} \quad (5)$$

2.4 特征点滤波算法

针对 Azure Kinect 传感器受环境中灰尘、光线以及遮挡物的影响,使得关节数据可能会出现噪声的问题,本文首先选用卡尔曼滤波算法对关节坐标数据进行滤波处理。取人体跟踪过程中关节真实三维坐标和速度为状态向量,并表示为 $\mathbf{X} = [x, y, z, \dot{x}, \dot{y}, \dot{z}]^T$ 测量向量取传感器实际采集的关节三维坐标,表示为 $\mathbf{Y} = [x, y, z]^T$,建立系统的状态方程和测量方程:

$$\begin{aligned} \mathbf{X}_{k+1} &= \mathbf{F}\mathbf{X}_k + \mathbf{Q}_k \\ \mathbf{Y}_k &= \mathbf{H}\mathbf{X}_k + \mathbf{R}_k \end{aligned} \quad (6)$$

其中, $\mathbf{X}_k$ 和 $\mathbf{Y}_k$ 分别表示 k 时刻的状态向量和测量向量, $\mathbf{Q}_k$ 和 $\mathbf{R}_k$ 分别为过程噪声和测量噪声, $\mathbf{F}$ 是状态转移矩阵, $\mathbf{H}$ 是状态观察矩阵。

状态转移矩阵为:

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & T & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

状态观测矩阵为:

$$\mathbf{H} = (1, 0, 0, 0, 0, 0)^T \quad (8)$$

在现有观测量的基础上对状态向量进行预测:

$$\hat{\mathbf{X}}_k^- = \mathbf{F}\hat{\mathbf{X}}_{k-1} \quad (9)$$

$$\mathbf{P}_k^- = \mathbf{F}\mathbf{P}_{k-1}^- \mathbf{F}^T + \mathbf{Q}_k$$

其中, $\mathbf{P}_k^-$ 是与未知真实状态 $\hat{\mathbf{X}}_k^-$ 的预测相关联的协方差矩阵:

$$\mathbf{P}_k^- = E[(\mathbf{X}_k - \hat{\mathbf{X}}_k^-)(\mathbf{X}_k - \hat{\mathbf{X}}_k^-)^T] \quad (10)$$

基于测量的更新状态为:

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}^T (\mathbf{H} \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}^T + \mathbf{R})^{-1} \quad (11)$$

$$\hat{\mathbf{X}}_k = \hat{\mathbf{X}}_k^- + \mathbf{K}_k(\mathbf{Y}_k - \mathbf{H}\hat{\mathbf{X}}_k^-)$$

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}) \mathbf{P}_k^-$$

其中, $\mathbf{K}_k$ 是卡尔曼增益矩阵。通过使用卡尔曼滤波器估计的 $\hat{\mathbf{X}}_k$ 和真实 $\mathbf{X}_k$ 之间的均方误差最小化,从而得到更加平滑稳定的关节坐标数据。

3 个性化脊柱三维模型建立和参数评估

3.1 通用三维脊柱模型建立

研究表明,脊柱侧弯主要发生在胸椎(T1~T12)和腰椎(L1~L5)。因此,根据文献[29]的中数据统计的椎骨几何尺寸比例参数,在 Unity 软件中预建好包括 12 个胸椎和 5 个腰椎的人体脊柱通用三维模型。对每个椎骨模型建立如图 3 所示局部坐标系,其中坐标系的轴心位于椎骨的中心(椎体和椎弓根交界处),坐标系的 Z 轴和 Y 轴分别与椎骨上平面垂直和平行。

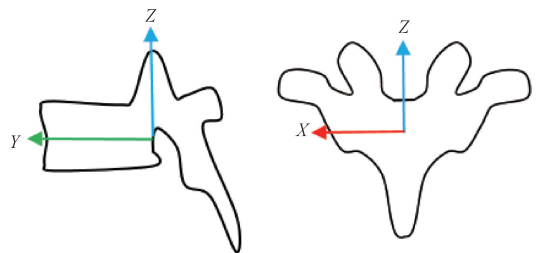


图 3 椎骨模型坐标系

Fig. 3 Vertebral model coordinate system

3.2 三维脊柱模型配准

为了能够更加直观地对脊柱侧弯情况做出判断,首先,对 6 个特征点采用 Catmull-Rom 样条插值算法得到脊柱的三维曲线,其中每个特征点都位于脊柱线上。其次,根据文献[30]中每个椎骨相对于整个脊柱长度的比例关系,考虑椎骨高度以及椎间盘高度,计算得到每个椎骨实际百分比高度。最后,将每个椎骨模型的轴心固定到脊柱线对应百分比位置的点上,并使椎骨模型的 Z 轴方向与脊柱线上点的切线方向相同, Y 轴方向朝向相机平面,从而将每个椎骨配准到拟合脊柱曲线上得到脊柱三维模型。

此外,设正常脊柱线长度为 L_{normal} , 每位患者评估得到的脊柱线长度表示为 L , 得到椎骨模型的缩放因子:

$$ScaleFactor = L_{normal} \div L \quad (12)$$

将缩放因子应用于每个椎骨模型,使得脊柱三维模型能够根据不同患者的脊柱曲线特征自动缩放椎骨模型大小,得到个性化的脊柱三维模型。

3.3 脊柱参数评估

本文对所建立的是三维脊柱模型进一步的评估矢状面 TK 角和 LL 角。如图 4(a) 所示, Cobb 角定义为人体冠状面脊柱上端椎的上缘平面与下端椎的下缘平面的最大夹角。

本文通过计算 Catmull-Rom 样条插值拟合的脊柱三维曲线在冠状面内的最大斜率 k_1, k_2 , 得到 Cobb 角:

$$Cobb = \frac{\arctan((k_1 - k_2) / (1 + k_1 \times K_2)) \times 360}{2\pi} \quad (13)$$

如图 4(b) 所示,第 4 胸椎(T4)上端椎与第 12 胸椎(T12)下端椎切线的夹角定义为 TK 角,第 1 腰椎(L1)上端椎和第 5 腰椎(L5)下端椎切线的夹角定义为 LL 角,计算所建立的脊柱三维模型中 T4、T12、

L1、L5 在矢状面内所对应的斜率 k_3, k_4, k_5, k_6 , 得到 TK 角和 LL 角:

$$TK = \frac{\arctan((k_3 - k_4) / (1 + k_3 \times K_4)) \times 360}{2\pi} \quad (14)$$

$$LL = \frac{\arctan((k_5 - k_6) / (1 + k_5 \times K_6)) \times 360}{2\pi}$$

4 实验结果与分析

4.1 数据采集与评价指标

本研究在福州市第二医院募集 28 名受试者参与实验,平均年龄为 13.8 ± 11.4 岁,女性 12 名。所有受试者 X 片的 Cobb 角范围在 $5^\circ \sim 36^\circ$ 之间。经临床诊断其中有 13 名受试者的脊柱存在侧弯,所有 X 片拍摄时间与本系

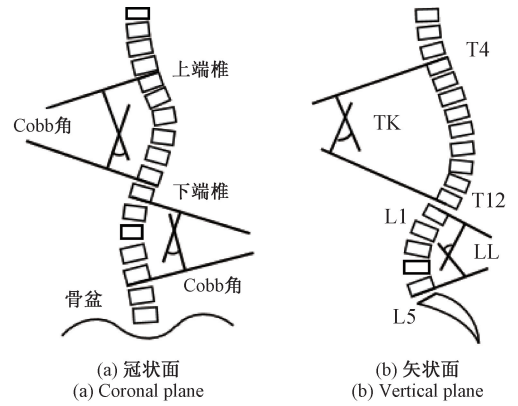


图 4 脊柱形态参数

Fig. 4 Spinal morphological parameters

统数据采集时间在同天进行。案例信息的公布经过受试者和其监护人同意。

实验场景如图 5 所示,脊柱侧弯评估系统包括 1 个 3D 深度传感器(Azure Kinect)、1 台笔记本电脑(CPU i7-7 700 H, GPU 1 060)和 1 个相机三脚架。针对本实验的场景,本文选择 DirectML 和 WFOV_Unbinned(15 fps) 分别作为 Azure Kinect 的处理模式和工作模式,以保证研究结果的可重现性和近距离情况下数据采集的精度^[31]。实验过程中,传感器水平安置于三脚架上,受试者双臂自然下垂,双腿与肩同宽,自然站立于传感器正前方 1 m 处,经过约 10 s 后完成共 150 帧数据的一次实验采集。为保证实验结果的准确性,进行 3 次重复采集,取平均值作为结果。

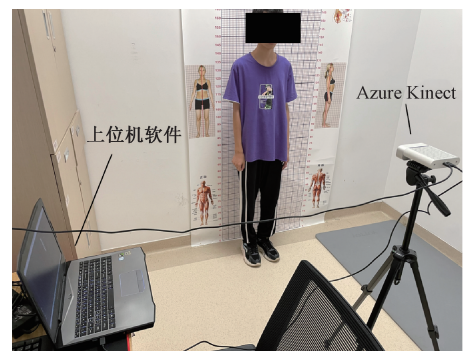


图 5 实验场景

Fig. 5 Experimental scene

本文采用 X 片测量结果作为黄金标准,所有受试者的测量结果均由专业的脊柱医师计算。本文计算标准结果与脊柱侧弯评估系统结果的平均绝对误差(mean absolute error, MAE)、均方根误差(root mean square error, RMSE)、皮尔逊相关系数 r 这 3 个指标进行脊柱侧弯评估系统性能评估。

临床上 Cobb 角大于 10° 诊断为阳性,小于 10° 为阴性。为检验本文所设计系统的筛查精度,以准确率、敏感性、特异性、阳性预测值(positive predictive value, PPV)、阴性预测值(negative predictive value, NPV)为评价指标。

4.2 特征点滤波处理结果

本文选择传感器采集的第 50~150 帧的数据作为实验结果,计算 6 个特征点相邻帧之间位置的欧氏距离,以此评估关节点的抖动程度。图 6 为 1 名受试者在数据采集过程中 6 个特征点帧间位移欧氏距离在滤波前后的箱线图,横坐标 6 个特征点:Neck、Add1、Spine_Chest、Spine_Naval、Add2、Pelvis。可以看出,原始值组的箱体较长,箱子的上边缘和中位数线位置较高,且含有多个离群点,表明位移较大且分散。相比之下,滤波值组的箱体较小,箱子的上边缘和中位数线位置较低,且离群点较少,表明位移较小且集中。

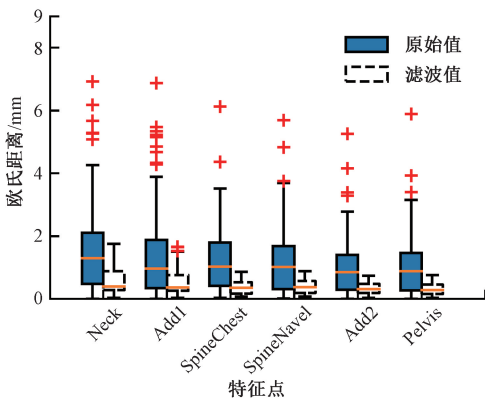


图 6 特征点帧间位移滤波对比

Fig. 6 Interframe displacement filtering comparison of features

因此,本文采用滤波算法处理可以有效降低 6 个特征点数据的抖动程度,得到了稳定的特征点。

4.3 脊柱参数误差分析

首先,本文对脊柱侧弯评估系统评估得到的 28 名受试者的 Cobb 角、TK 角、LL 角进行误差统计分析。图 7 为系统评估结果与 X 片测量结果的 Bland-Altman 图,上下两条虚线为 95% 一致性界限的上下限,中间虚线为系统估计值与 X 片测量值差值的平均值线,从图 7 中结果可以看出 Cobb 角、TK 角、LL 角 3 个指标的结果都位于 95% 一致性界限内,Cobb 角、LL 角的估计值略低于实际值,TK 角的估计值略高于实际值,总体结果表明系统评估结果与 X 片测量结果具有高度的一致性。

其次,Cobb 角、TK 角、LL 角的系统评估值与实际值的误差结果如表 1 所示,括号内的结果是对原始数据进行消融实验得到的,仅用 4 个基础特征点,并采用相同的方法 MAE 和 RMSE 都在合理范围之内,相对于仅使用基础特征点,本文所提出的方法 Cobb 角、TK 角和 LL 角的 MAE 和 RMSE 显著较小。

表 1 Cobb 角、TK 角、LL 角误差		
Table 1 Error of Cobb Angle, TK angle, LL angle		
评估参数	MAE/($^{\circ}$)	RMSE/($^{\circ}$)
Cobb	3.4 (9.2)	4.2 (10.8)
TK	3.4 (18.8)	3.8 (19.6)
LL	3.2 (21.4)	3.7 (22.1)

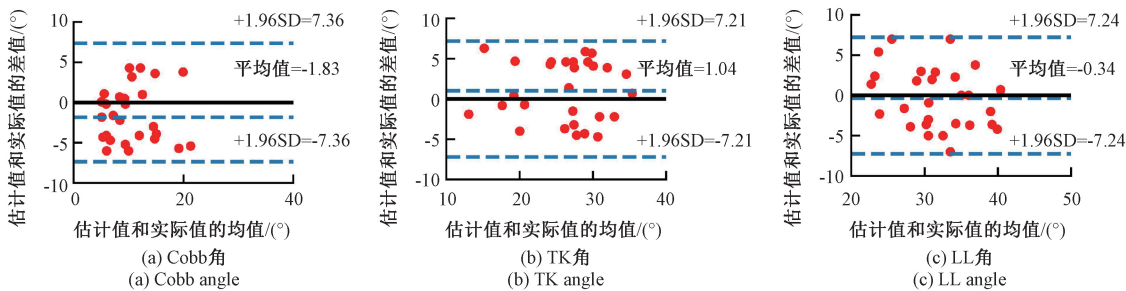


图 7 系统评估结果和 X 片结果的 Bland-Altman 图

Fig. 7 Bland-Altman plot of the results of the systematic evaluation and the X-ray results

最后,进行相关性分析,其中相关系数 r 是用于度量两个变量之间的线性相关程度,值位于 $-1 \sim 1$ 之间。系统评估结果与 X 片测量结果的皮尔逊相关系数如图 8 所示,其中实际 Cobb 角与系统评估 Cobb 角的相关系数为 0.82,实际 TK 角与系统评估 TK 角的相关系数为 0.80,实际 LL 角与系统评估 LL 角的相关系数为 0.78。本文的脊柱侧弯评估系统确定的 Cobb 角、LL 角与 X 片测量

结果呈现出较高的相关性($r > 0.8$)。相对而言,LL 角、TK 角的相关系数较小,可能是由于受试者在重复测量的过程中站姿改变引起脊柱的矢状面形态改变所导致的。

4.4 与流行的无辐射脊柱侧弯评估方法对比

目前,脊柱侧弯无辐射检测方法主要包括以下 3 种:文献[10]中使用德国脊柱分析系统 DIERS 进行 Cobb 角、TK 角、LL 角测量,指标为与 X 片测量结果之间的相

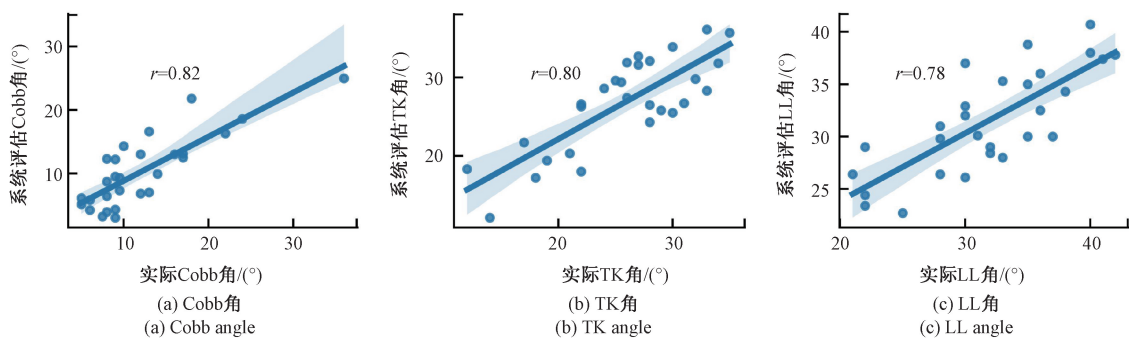


图8 系统评估结果和X片结果的相关性散点图

Fig. 8 Scatter plot of correlation between system evaluation results and the X-ray results

关系数;文献[13]使用深度学习方法对患者背部彩色图像进行分类,指标为Cobb大于10°分类结果的准确率、敏感性、特异性、PPV;文献[14]采用深度传感器获取体前屈试验下的背部表面点云数据进行Cobb角检测,指标为与X片检测结果之间的相关系数,以及Cobb大于10°分类结果的准确率、敏感性、特异性、PPV、NPV。上述3种方法均需要裸露背部进行检测,在大的人群样本筛查场景中并不易完成。文献[15]在文献[14]的基础上采用相同的方法分析验证了着衣对系统性能的影响,结果表明着衣组与不着衣组计算得到的Cobb角相关系数结果无统计学差异。

本文方法Cobb角、TK角、LL角的相关系数与文献[10,14-15]的结果对比如表2所示,其中Cobb角、TK角、LL角的相关性远高于文献[10],Cobb角的相关性略低于文献[14-15]。综合来看,本系统Cobb角参数评估结果与X片测量结果之间的相关性较高,并且能较为准确的评估TK角、LL角,表明本系统在脊柱侧弯评估方面具有更为准确的表现。

低漏诊的情况下,具有更低的误诊率。综合分析表明,本文所建立的脊柱侧弯检测方法表现良好,能够较为准确的判别健康人和脊柱侧弯患者。

表3 脊柱侧弯诊断性能指标					
Table 3 Diagnostic performance index of scoliosis					
评估方法	准确率	敏感性	特异性	PPV	NPV
本文方法	0.86	0.85	0.87	0.85	0.87
文献[13]	0.75	0.81	0.58	0.85	
文献[14]	0.94	0.99	0.42	0.95	0.71

4.5 脊柱个性化三维建模结果

将本文所建立的脊柱个性化三维模型在Unity中建模,其中一名受试者的X片和三维脊柱模型的对比如图9所示。图9(a)展示了受试者冠状面的腰椎弯曲,图9(b)展示了受试者矢状面的胸椎后凸和腰椎前凸。图9(a)和(b)的左侧为X片,右侧为本文所建脊柱模型。可以发现所建立的三维脊柱模型较好的还原了脊柱的原始形状,能够个性化的展示受试者的脊柱形态特征。

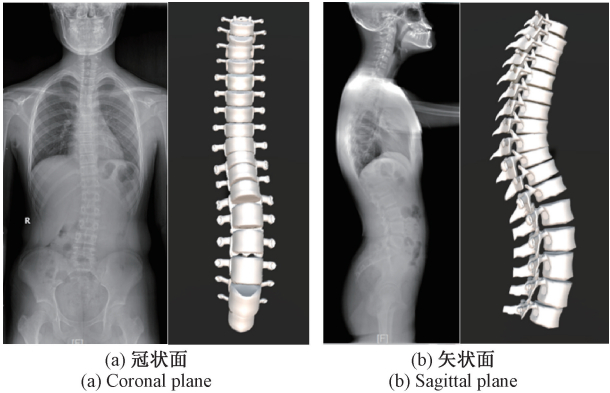


图9 脊柱三维模型比较

Fig. 9 Comparison of three-dimensional spinal models

表2 Cobb角、TK角、LL角的相关系数			
Table 2 Correlation coefficient and determination coefficient of Cobb Angle, TK Angle and LL Angle			
评估方法	Cobb	TK	LL
本文方法	0.82	0.80	0.78
文献[10]	0.55	0.70	0.50
文献[14]	0.91		
文献[15]	0.87		

根据临床诊断标准,以Cobb角实际值10°作为脊柱侧弯诊断阈值,本文结果与文献[13-14]的结果对比如表3所示。本文所建立的系统具有虽然准确率和敏感性略低于文献[14],但特异性远高于文献[14],能在保证较

5 结 论

本文通过 Azure Kinect 传感器采集人体关节点三维坐标数据,利用关节点之间的相对位置关系提取脊柱特征点以识别脊柱形态,并设计特征点校正算法和滤波算法提高脊柱形态识别精度,在 Unity 中将椎骨模型配准到由特征点插值拟合的脊柱线上,得到个性化的三维脊柱模型,并计算 Cobb 角等脊柱相关参数以进行脊柱评估。最后通过实验验证脊柱侧弯评估系统的评估精度,从实验结果可以看出评估系统的评估精度较高,与 X 片测量结果的高度相关。为了解决 X 片评估脊柱侧弯存在辐射危害的问题,研究者提出了一系列研究方法,但是这些方法存在成本高、操作繁琐的问题,本文选择 Azure Kinect 传感器的人体跟踪功能获取脊柱特征点,极大的降低了成本和操作复杂度,并且整个系统仅由传感器、三脚架、上位机软件 3 个部分组成,受试者只需要站立在传感器前数秒即可完成评估,使用便捷、易于部署。针对使用人体跟踪方法可能存在的精度不足的问题,根据脊柱特征点之间的相对位置关系添加附加特征点,并设计特征点校正算法和滤波算法以提高脊柱识别的精度。此外,通过模型的配准实现个性化三维脊柱模型的可视化,有助于医生和患者之间的沟通交流。

综上所述,本文提出的脊柱侧弯建模与评估系统可以准确评估脊柱侧弯的 Cobb 角、TK 角、LL 角,并且能够实时可视化个性化三维脊柱模型,可实际运用于脊柱侧弯评估和康复场景。但是目前参与实验的患者数量较少,后续将在多家医院招募更多的患者进行实验,同时继续改进系统的算法,提高系统的准确度。

参考文献

- [1] GUAN T, ZHANG Y, ANWAR A, et al. Determination of three-dimensional corrective force in adolescent idiopathic scoliosis and biomechanical finite element analysis[J]. *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology*, 2020, 8: 963.
- [2] 杨一卓, 刘倩, 荣湘江, 等. 体医融合下的青少年特发性脊柱侧弯治疗[J]. *中国预防医学杂志*, 2023, 24(1): 77-80.
YANG Y ZH, LIU Q, RONG X J, et al. Treatment of adolescent idiopathic scoliosis under integrative body medicine[J]. *Chinese Preventive Medicine*, 2023, 24(1): 77-80.
- [3] WIJNGAARDE C A, BRINK R C, DE KORT F A S, et al. Natural course of scoliosis and lifetime risk of scoliosis surgery in spinal muscular atrophy[J]. *Neurology*, 2019, 93(2): e149-e158.
- [4] JIN C, WANG S, YANG G, et al. A review of the

methods on cobb angle measurements for spinal curvature[J]. *Sensors*, 2022, 22(9): 3258.

- [5] NEMOTO M, CHIDA K. Reducing the breast cancer risk and radiation dose of radiography for scoliosis in children: A phantom study[J]. *Diagnostics*, 2020, 10(10): 753.
- [6] DOODY M, MICHELE, LONSTEIN, et al. Breast cancer mortality after diagnostic radiography: Findings from the U. S. Scoliosis Cohort Study[J]. *Spine*, 2000, 25(16): 2052.
- [7] GUO W, WU Z, XU R, et al. A fast reconstruction method for three-dimensional shape measurement using dual-frequency grating projection and phase-to-height lookup table[J]. *Optics & Laser Technology*, 2019, 112: 269-277.
- [8] ROY S, GRÜNWALD A T D, ALVES-PINTO A, et al. A noninvasive 3D body scanner and software tool towards analysis of scoliosis[J]. *BioMed Research International*, 2019, DOI:10.1155/2019/4715720.
- [9] YILDIRIM Y, TOMBAK K, KARAŞIN S, et al. Assessment of the reliability of hand-held surface scanner in the evaluation of adolescent idiopathic scoliosis[J]. *European Spine Journal*, 2021, 30: 1872-1880.
- [10] BASSANI T, STUCOVITZ E, GALBUSERA F, et al. Is rasterstereography a valid noninvasive method for the screening of juvenile and adolescent idiopathic scoliosis? [J]. *European Spine Journal*, 2019, 28: 526-535.
- [11] CAG A, MJ B, CJA A, et al. Accuracy of 3D surface scanners for clinical torso and spinal deformity assessment[J]. *Medical Engineering & Physics*, 2019, 63: 63-71.
- [12] DEGENHARDT B F, STARKS Z, BHATIA S. Reliability of the DIERS formetric 4D spine shape parameters in adults without postural deformities[J]. *BioMed Research International*, 2020, DOI:10.1155/2020/1796247.
- [13] YANG J, ZHANG K, FAN H, et al. Development and validation of deep learning algorithms for scoliosis screening using back images[J]. *Communications Biology*, 2019, 2(1): 390.
- [14] KOKABU T, KANAI S, KAWAKAMI N, et al. An algorithm for using deep learning convolutional neural networks with three dimensional depth sensor imaging in scoliosis detection[J]. *The Spine Journal*, 2021, 21(6): 980-987.
- [15] ISHIKAWA Y, KOKABU T, YAMADA K, et al. Prediction of cobb angle using deep learning algorithm with three-dimensional depth sensor considering the influence of garment in idiopathic scoliosis[J]. *Journal*

- of Clinical Medicine, 2023, 12(2): 499.
- [16] XU Z, OUYANG J, GAO Q, et al. 2D photogrammetry image of adolescent idiopathic scoliosis screening using deep learning [C]. International Symposium on Bioinformatics Research and Applications. Cham: Springer Nature Switzerland, 2022: 330-342.
- [17] BEJANI M M, GHATEE M. A systematic review on overfitting control in shallow and deep neural networks[J]. Artificial Intelligence Review, 2021:1-48.
- [18] 唐心宇,宋爱国. 人体姿态估计及在康复训练情景交互中的应用[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(11):195-203.
- TANG X Y, SONG A I G. Body pose estimation and its application in situational interaction in rehabilitation training[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(11):195-203.
- [19] MICHAUD F, LUGRÍS U, CUADRADO J. Determination of the 3D human spine posture from wearable inertial sensors and a multibody model of the spine[J]. Sensors, 2022, 22(13):4796.
- [20] TANEE S, THANAPATAY D. Scoliosis screening using depth camera [C]. 2017 International Electrical Engineering Congress (iEECON), IEEE, 2017: 1-4.
- [21] ČUKOVIĆ S, PETRUSE R E, MEIXNER G, et al. Supporting diagnosis and treatment of scoliosis: using augmented reality to calculate 3D spine models in real-time-ARScoliosis [C]. 2020 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine (BIBM), IEEE, 2020: 1926-1931.
- [22] BERTRAM J, KRÜGER T, RÖHLING H M, et al. Accuracy and repeatability of the Microsoft Azure Kinect for clinical measurement of motor function [J]. Plos One, 2023, 18(1): e0279697.
- [23] WEI T, LEE B, QIAO Y, et al. Experimental study of skeleton tracking abilities from microsoft kinect non-frontal views [C]. 2015 3DTV-Conference: The True Vision-Capture, Transmission and Display of 3D Video (3DTV-CON), IEEE, 2015: 1-4.
- [24] SOSA-LEÓN V A L, SCHWERING A. Evaluating automatic body orientation detection for indoor location from skeleton tracking data to detect socially occupied spaces using the Kinect v2, Azure Kinect and Zed 2i[J]. Sensors, 2022, 22(10): 3798.
- [25] SCHLAGENHAUF F, SAHOO P P, SINGHOSE W. Comparison of single-kinect and dual-kinect motion capture of upper-body joint tracking[C]. 2017 11th Asian Control Conference (ASCC), IEEE, 2017: 256-261.
- [26] ASADI F, ARJMAND N. Marker-less versus marker-based driven musculoskeletal models of the spine during static load-handling activities [J]. Journal of Biomechanics, 2020, 112: 110043.
- [27] HAN S M, YANG C, WEN J X, et al. Morphology and deformity of the shoulder and pelvis in the entire spine radiographs of adolescent idiopathic scoliosis [J]. Quantitative Imaging in Medicine and Surgery, 2023, 13(5): 3266.
- [28] ZYUOD T Y T, RASHID S N A, SUPPIAH S, et al. Estimation of body height from spinal length measurements using post-mortem computed tomographic images[J]. The Malaysian Journal of Pathology, 2020, 42(3):423-431.
- [29] MICHAUD F, LUGRÍS U, CUADRADO J. Determination of the 3D human spine posture from wearable inertial sensors and a multibody model of the spine[J]. Sensors, 2022, 22:4796.
- [30] VALENTINI P P, PENNISTRÌ E. An improved three-dimensional multibody model of the human spine for vibrational investigations [J]. Multibody System Dynamics, 2016, 36: 363-375.
- [31] BÜKER L, QUINTEN V, HACKBARTH M, et al. How the processing mode influences azure kinect body tracking results[J]. Sensors, 2023, 23(2): 878.

作者简介



陈家瑾, 2021 年于福州大学获得学士学位, 现为福州大学硕士研究生, 主要研究方向为基于形态识别的脊柱侧弯评估技术。

E-mail: 1185411981@qq.com

Chen Jiajin received his B. Sc. degree from Fuzhou University in 2021. He is currently a master student at Fuzhou University. His main research interests include spinal deformity assessment technology based on morphological recognition.



李玉榕 (通信作者), 1994 年于福州大学获得学士学位, 1997 年于浙江大学获得硕士学位, 2001 年于浙江大学获得博士学位, 现为福州大学教授, 并且从 2007 年起为福建省医疗器械和医药技术重点实验室成员, 主要研究方向为智能评估与康复技术的研究与应用。

E-mail: liyurong@fzu.edu.cn

Li Yurong (Corresponding author) received her B. Sc. degree from Fuzhou University in 1994, and M. Sc. degree and Ph. D. degree both from Zhejiang University in 1997 and 2001, respectively. She is currently a professor at Fuzhou University. Since 2007, she is the member of Fujian Key Laboratory of Medical Instrument & Pharmaceutical Technology. Her main research interests include intelligent assessment and rehabilitation technology research and application.