

· 综述 ·

人工智能在儿童脊柱侧弯诊断中的研究进展

谢坤杰, 严亚波, 林锦聪, 雷伟*

(空军军医大学西京医院骨科, 陕西西安 710032)

摘要: 儿童脊柱侧弯是常见的三维脊柱畸形, 早期准确诊断和干预可有效阻止侧弯进展。近年来, 人工智能在图像识别任务上取得了显著进展, 其通过数据收集、特征提取和模型构建等步骤处理医学图像, 已被初步应用于脊柱侧弯的智能化诊断, 并有望改善手工测量依赖医生经验、耗时费力、可重复性差的缺点。本文综述了人工智能在儿童脊柱侧弯诊断上的研究进展, 为今后开发全自动、智能化脊柱侧弯诊疗工具提供研究思路和参考。

关键词: 脊柱侧弯, 人工智能, 影像学, 诊断, Cobb 角

中图分类号: R687 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-8478 (2025) 05-0459-05

Research advances in artificial intelligence assisted diagnosis of scoliosis in children // XIE Kun-jie, YAN Ya-bo, LIN Jin-cong, LEI Wei. Department of Orthopedics, Xijing Hospital, Air Force Medical University, Xi'an, Shaanxi 710032, China

Abstract: Scoliosis is a common three-dimensional spinal deformity in children. Early and accurate diagnosis and intervention can effectively prevent the progression of scoliosis. In recent years, artificial intelligence has made remarkable progress in image recognition tasks, processing medical images through steps such as data collection, feature extraction and model construction, and has been initially applied to the intelligent diagnosis of scoliosis, and is expected to overcome the shortcomings of manual measurement relying on doctor experience, time-consuming and laborious, and poor repeatability. This paper reviews the research progress of artificial intelligence in the diagnosis of scoliosis in children, and provides research ideas and references for the development of automatic and intelligent scoliosis diagnosis and treatment tools in the future.

Key words: scoliosis, artificial intelligence, imaging, diagnosis, Cobb angle

儿童脊柱侧弯是一种常见的三维脊柱畸形, 根据病因可分为先天性、综合性和特发性, 其中青少年特发性脊柱侧弯 (adolescent idiopathic scoliosis, AIS) 最为常见, 多在 10~16 岁发病, 发病率为 1%~3%^[1]。Cobb 角 $>10^{\circ}$ 为诊断的金标准^[2]。脊柱侧弯发病隐匿, 早期不易被发现, 若未及时治疗可能会导致患者姿态改变、后背痛甚至心肺功能受损^[3-5], 不仅严重影响患者身心健康, 降低生活质量, 对家庭和社会也造成一定的经济负担, 早筛查、早诊断和早干预可有效阻止侧弯进展。

近年来, 人工智能 (artificial intelligence, AI) 在图像识别任务上取得了显著进展, 其通过数据收集、特征提取和模型构建等步骤处理医学图像, 可帮助医生进行脊柱疾病的筛查、诊断^[6]、分类^[7]和病情进展预测^[8]等。本文重点从诊断方法、优缺点等方面总结了 AI 在脊柱侧弯诊断中的研究进展。

1 基于 X 线片的智能诊断

X 线片是诊断脊柱侧弯的首选影像学检查方式^[1, 2], 可对脊柱畸形进行测量和评估。传统诊断方法主要由医生手工测量完成, 依赖个人经验, 端椎定位不同、端线绘制误差等因素也会导致 Cobb 角的测量存在一定差异^[9, 10]。AI 可自动学习 X 线片的图像特征, 进一步识别椎体形态的特点, 降低诊断主观性。现有 AI 诊断脊柱侧弯的方法根据其任务类型可分为三大类, 即监督学习型、无监督学习型、半监督学习型^[11]。

1.1 监督学习型

通过人工标注训练集的图像, 并利用标签对模型进行训练和优化, 优化后的模型找到输入数据和输出结果之间的特定关系后, 可直接对输入的图像进行诊断。目前此任务类型下的研究多利用卷积神经网络

(convolutional neural network, CNN) 构建深度学习 (deep learning, DL) 模型来诊断 AIS。Sun 等^[12] 基于 CNN 分割椎体和定位椎体角, 模型输出的 Cobb 角与人工测量结果对比, 一致性 (intraclass correlation confident, ICC) 为 0.994, 平均绝对误差 (mean absolute difference, MAD) 为 2.2°, 该模型可同时识别同一脊柱侧弯病例中的多个弯曲, 但对 L₅ 及旋转严重的椎体识别困难。Liu 等^[13] 基于 Deeplab V3+ 自动分割脊柱和椎体, 通过最小距离点法确定椎体角并测量 Cobb 角, 与 U-Net、残差 U-Net 和膨胀 U-Net 等主流神经网络相比, 骰子相似系数 (dice similarity coefficient, DSC)、准确度、灵敏度和 Jaccard 指数方面表现最佳, 但该模型对变异或边缘模糊的椎体分割性能不佳。Wu 等^[14] 开发了一个多阶段集成网络系统 (MSE-Net), 利用关键点检测技术识别椎体角并自动测量 Cobb 角, 平均诊断时间为 1.7 s, MAD 为 1.07°, 准确性明显高于其他研究。Meng 等^[15] 开发了一个名为 SpineHRNet+ 的混合模型, 通过热图定位端椎和椎体角, 进而自动测量 Cobb 角, 在 337 例患者前瞻性研究中, 冠状面和矢状面的 Cobb 角的 MAD 分别为 3.18° 和 6.32°, 该研究使用了不同严重程度、曲线类型和 X 线片质量 (屏幕截图、手机拍照等) 的病例, 提升了算法的实用性, 但该模型仅在两个中心测试, 应用于其他中心时需微调模型。Wong 等^[16] 使用两个 CNN 算法分别用于分割脊柱和椎体, 分割的结果用于自动测量 Cobb 角, 在 200 个测试集图像中进行初步评估算法性能, 与人工测量相比, 一致性较好, ICC=0.92, MAD 为 2.8°, 但当图像中存在椎体变异如楔形变时, 测量误差较大。

1.2 无监督学习型

不依赖人工标注, 模型自动分析和学习输入图像潜在的模式和隐藏的数据结构, 直接输出诊断结果。Al-Bashir 等^[18] 基于边缘检测等算法提取关键点, 利用这些点拟合一个五阶多项式, 再通过曲线的拐点来确定上、下端椎, 在 28 例患者的 X 线测试中, Cobb 角的 MAD 为 6.6°, 简化了用户操作和干预, 缩短了诊断时间, 但需对脊柱感兴趣区域进行手动分割, 主观影响因素大, 误差也超出了 5° 的可接受范围^[16]。

1.3 半监督学习型

只对小部分数据进行人工标注, 模型从标注中学习输入-输出关系, 从未标记的数据中学习语义和颗粒度特征来增强和优化模型。Lee 等^[19] 开发了一个以生成性对抗网络 (generative adversarial network, GAN) 为基础的半监督 DL 模型, 上游任务学习脊柱

侧弯的表现, 下游任务进行正常和脊柱侧弯图像的区分, 模型诊断的阴性预测值、敏感性和特异性分别为 0.950、0.985 和 0.285, 该模型可在胸片筛查中早期诊断脊柱侧弯, 但特异性比较低, 需要进一步扩充训练集并优化算法来提高特异性。

以上研究利用不同算法开发了用于诊断脊柱侧弯的 AI 模型, 具有一定的可靠性和有效性, 但 X 线片只能提供二维信息, 如遇到椎体旋转、肋骨和固定物遮挡等情况, AI 识别和诊断的准确性都会受到明显影响。

2 基于表面形貌的智能诊断

脊柱侧弯常以脊柱的横向偏移和正常矢状面曲度的丧失为主要特征, 并伴脊柱和胸腔的旋转, 导致外部躯干变形如双肩不等高、背部不对称等。传统上常采用外观检查、Adams 试验和侧弯计测量等方法筛查脊柱侧弯, 虽简单易行, 但受筛查人员主观影响, 耗时费力, 阳性预测值较低^[20]。表面形貌 (surface topography, ST) 是一种无创性评估背部畸形的方法^[21], 可通过多种技术进行, 如摩尔纹、光栅立体成像、三维扫描仪等^[22], 在脊柱侧弯的筛查和早期诊断上被逐渐接受。然而, 这些技术的局限性在于患者的相关参数定位复杂、解剖标志不明显, 增加了测量难度。因此, 为了更快速和准确地评估背部畸形程度, 有学者利用 AI 结合 ST 对脊柱侧弯进行定性或定量的诊断^[23-25]。

Yang 等^[23] 首次开发了基于裸背图像筛查 AIS 的 DL 模型, 首先用 Faster-CNN 自动定位感兴趣区域 (从头部到臀部), 然后将处理后的图像输入到深度残差网络 (residual network, Res-Net), 通过二分类和多分类模块自动提取目标区域图像特征, 该算法在脊柱侧弯检测、曲线 $\geq 20^\circ$ 病例检测以及严重程度分级方面均优于专家, 但该模型只采用 AIS 人群图像, 缺乏健康对照。Meng 等^[24] 开发了一套基于光感的 X 线片-可对比图像 (radiographic-comparable image, RCI) 合成系统, 然后利用 DL 将包含红绿蓝-深度 (red green blue-depth, RGBD) 信息的裸背图像合成为 RCI, 自动预测 Cobb 角大小, 并进一步实现 AIS 严重程度和曲线类型的分类。该模型在 302 例患者图像中进行前瞻性验证, AIS 严重程度和曲线类型分类的灵敏度分别为 0.909、0.974, 估计的 Cobb 角与真实值 (ground truth, GT) 显著相关 ($R^2=0.984$, $P<0.001$), 该研究首次开发了由 DL 模型驱动的非辐射医疗设备, 可实现准确的 Cobb 角预测, 但非常依赖

解剖标志的准确识别和 RCI 合成质量。Minotti 等^[25]创建了一套基于 CNN 的 DL 模型,可从光栅立体扫描获取的 ST 图像中自动预测 Cobb 角大小,并给出脊柱侧弯的严重程度分类结果,然而同 GT 相比, Cobb 角的 MAD 为 6.1°,严重程度分类的准确率也仅为 59%,该模型系首次将光栅立体成像与 AI 结合用于脊柱侧弯的筛查,但准确性仍低于临床专家。

以上研究本质上是基于 ST 对脊柱曲线形状和椎体形态进行预测,进而估算脊柱曲率,而不是根据终板表面特征测量 Cobb 角,意味着其无法替代 X 线进行常规检查。另外, AI 对轻度病例识别的灵敏度较低,很难捕捉到背部细微的变化,也容易造成误判。

3 基于三维超声成像的智能诊断

三维脊柱超声成像将传统二维超声和位置传感器相结合,能展示脊柱部分三维解剖结构,如椎板、横突和棘突等^[26],可作为便捷、实时、无创的脊柱侧弯筛查和诊断工具。AI 可与三维超声成像相结合,自动识别脊柱骨性结构^[27-30]。Wong 等^[27]基于 CNN 在 3D 超声成像上识别椎体,自动对预测椎体进行配对,然后人工调整,自动测量的 Cobb 角 MAD 为 3.6°,但作为一种半自动的算法,其在腰椎节段识别性能较差。Ungi 等^[28]基于 CNN 通过超声分割椎体并进行脊柱的三维重建,使用横突作为终板测量 Cobb 角, MAD 为 2.2°,该方法高效准确,但样本量过小。Jiang 等^[29]等提出了一个超声-X 线生成注意网络 (ultrasound to X-ray synthesis generative attentional network, UXGAN),能将脊柱超声的图像合成为类似 X 线片的图像,该算法采用循环一致性网络和端到端训练方式,并添加了注意力模块,与真实 X 线片图像的 Cobb 角测量值相比具有显著相关性 ($r=0.95$)。Zhou 等^[30]基于两重阈值策略从超声体积投影成像中提取骨特征,分割脊柱以检测棘突,拟合可代表脊柱轮廓的曲线,进而自动测量 Cobb 角,可靠性优于人工。以上研究表明, AI 应用于超声诊断脊柱侧弯具有一定可行性,但通过椎板中心、棘突和横突测量 Cobb 角比 X 线偏小^[27, 28, 30],在评估患者病情时需要注意避免临界病例被误判,从而延误治疗时机。另外,软组织噪声、扫描参数和探头角度会影响成像质量,导致人工标注超声图像比较困难,从而影像 AI 诊断性能。

4 基于 MRI 成像的智能诊断

MRI 成像作为一种无创性检查,可直观全貌地测量椎体形态学指标,在脊柱侧弯的临床诊疗方面具有较高应用价值^[31]。AI 可准确分割和定位椎体^[32, 33],为自动诊断脊柱侧弯开创了条件。Masad 等^[34]利用机器学习 (machine learning, ML) 分割脊柱,将提取的特征送入 C4.5 决策树分类器,并对原始分割结果进行多种形态图像处理,然后计算腰椎前凸曲率角,在正常和病理 T2-MR 脊柱图像上进行了测试,腰椎前凸角与 Cobb 角显著相关 ($r=0.93$),但这种算法计算量过大,处理时间也较长。MRI 具有检查价格昂贵、耗时费力、婴幼儿需要镇静处理的缺点,使其并不能成为诊断脊柱侧弯的常规选择,这也是目前相关 AI 诊断研究很少的主要原因。

5 基于 CT 成像的智能诊断

三维 CT 重建技术能清晰显示脊柱整体结构和病变情况,在诊断先天性脊柱侧弯上有着独特优势^[35]。Huo 等^[36]基于脊柱曲率特征和几何约束构建椎体终板平面,以此测量三维 Cobb 角,并对整个系统进行定量评估,在不同分辨率模型中的标准差 (standard Error, SE) $<3^\circ$,优于传统的手工和数字测量方法,但是该方法需要半自动定位测量平面和手动选择终板,比较依赖操作者经验。Alukaev 等^[37]利用 U-Nets 定位和分割椎体,自动测量 Cobb 角,使用 15 张外部数据集图像对模型进行验证,与手动测量相比一致性较好 ($R^2=0.984$), MAD 为 3.42°,但数据集较少,模型存在过拟合的风险。AI 应用于 CT 诊断脊柱侧弯可提高诊断效率,但其易受椎体骨折、金属置入物等影响,而出现分割混乱和错误的情况^[38]。

综上所述, AI 在儿童脊柱侧弯的诊断上准确性与临床医生相当,在侧弯分类方面甚至高于后者,展现出 AI 的巨大优势,其与医学影像相结合有望改善传统诊断方法的弊端,提高脊柱侧弯筛查和诊断效率、降低误诊率。然而,目前 AI 诊断脊柱侧弯仍存在一定局限性。一方面,目前大多数研究都是单中心、回顾性研究,数据集数量少,病例均匀单一,容易出现模型过拟合的情况,从结果来看, AI 的诊断性能似乎非常优秀,但未进行前瞻性的验证,其可靠性和有效性势必会受到质疑。另一方面, AI 内部结构是一种“黑盒”,一旦算法出现错误,则很难找到解决方案,而 AI 输出的结果基于图像本身的特征,缺乏可解释性^[39],一定程度上会影响医生和患者对 AI 的接受和信任程度。未来应采用多中心、多种

族、高质量和标准化的大量数据去训练模型,并进行前瞻性的验证,不断提升模型的通用性,使之更适合临床实践,同时不断优化算法结构,增加透明度,并进一步量化其决策过程。

目前 AI 在儿童脊柱侧弯上的应用多集中于 AIS 的诊断,对脊柱侧弯的多层面评估、分型、治疗和预后等却鲜有研究,因此 AI 距离真正应用于临床实践仍存在一段距离。另外,脊柱侧弯的诊疗相对复杂,除了必要的影像学检查以外,医生还需要结合患者病史、查体等资料才能进一步诊断并制定个性化治疗方案。未来 AI 的发展方向应以影像学诊断为基础,结合家族史、症状、查体和侧弯进展因素等方面,建立综合性 AI 诊疗模型,以期实现脊柱侧弯的综合评估和治疗方案的科学规划。

AI 应用于儿童脊柱侧弯的诊断,可简化诊断流程,减少医生工作量,缓解医疗压力,但并不意味着 AI 可以完全替代医生进行临床工作,反而更可能作为一种工具辅助医生进行决策,并发现医生容易忽略的问题。相信不久的将来, AI 可通过数据规范、克服技术局限,最终走向临床实践,为患者提供更精准、个性化的医疗服务。

利益冲突声明 所有作者声明无利益冲突

作者贡献声明 谢坤杰: 文章撰写、实施研究、采集数据; 严亚波: 实验设计、文章审阅、指导; 林锦聪: 采集数据; 雷伟: 实验设计、文章审阅、指导

参考文献

- [1] Altaf F, Gibson A, Dannawi Z, et al. Adolescent idiopathic scoliosis [J]. *BMJ*, 2013, 346: f2508. DOI: 10.1136/bmj.f2508.
- [2] Kim H, Kim HS, Moon ES, et al. Scoliosis imaging: what radiologists should know [J]. *Radiographics*, 2010, 30 (7): 1823–1842. DOI: 10.1148/rg.307105061.
- [3] Weinstein SL, Dolan LA, Spratt KF, et al. Health and function of patients with untreated idiopathic scoliosis: a 50-year natural history study [J]. *JAMA*, 2003, 289 (5): 559–567. DOI: 10.1001/jama.289.5.559.
- [4] 石茂彪, 马亚萍, 季文军, 等. 青少年特发性脊柱侧弯非手术治疗的现状 [J]. *中国矫形外科杂志*, 2023, 31 (13): 1189–1193. DOI: 10.3977/j.issn.1005-8478.2023.13.07.
Shi MB, Ma YP, Ji WJ, et al. Current non-surgical treatment for adolescent idiopathic scoliosis [J]. *Orthopedic Journal of China*, 2023, 31 (13): 1189–1193. DOI: 10.3977/j.issn.1005-8478.2023.13.07.
- [5] 谭焜月, 刘春霞, 赵正凯, 等. 先天性脊柱侧弯胸弯对心肺功能的影响 [J]. *中国矫形外科杂志*, 2022, 30 (15): 1361–1365. DOI: 10.3977/j.issn.1005-8478.2022.15.04.
Tan KY, Liu CX, Zhao ZK, et al. Effect of thoracic curve on cardio-pulmonary function in congenital scoliosis [J]. *Orthopedic Journal of China*, 2022, 30 (15): 1361–1365. DOI: 10.3977/j.issn.1005-8478.2022.15.04.
- [6] 崔东明, 陶春生. 腰椎间盘突出症机器学习的研究进展 [J]. *中国矫形外科杂志*, 2023, 31 (12): 1121–1125. DOI: 10.3977/j.issn.1005-8478.2023.12.13.
Cui DM, Tao CS. Research progress on machine learning in the field of lumbar disc herniation [J]. *Orthopedic Journal of China*, 2023, 31 (12): 1121–1125. DOI: 10.3977/j.issn.1005-8478.2023.12.13.
- [7] Katsuura Y, Colón LF, Perez AA, et al. A primer on the use of artificial intelligence in spine surgery [J]. *Clin Spine Surg*, 2021, 34 (9): 316–321. DOI: 10.1097/bsd.0000000000001211.
- [8] Wang H, Zhang T, Zhang C, et al. An intelligent composite model incorporating global / regional X-rays and clinical parameters to predict progressive adolescent idiopathic scoliosis curvatures and facilitate population screening [J]. *EBioMedicine*, 2023, 95: 104768. DOI: 10.1016/j.ebiom.2023.104768.
- [9] Langensiepen S, Semler O, Sobottke R, et al. Measuring procedures to determine the Cobb angle in idiopathic scoliosis: a systematic review [J]. *Eur Spine J*, 2013, 22 (11): 2360–2371. DOI: 10.1007/s00586-013-2693-9.
- [10] Prestigiacomo FG, Hulsbosch M, Bruls VEJ, et al. Intra- and inter-observer reliability of Cobb angle measurements in patients with adolescent idiopathic scoliosis [J]. *Spine Deform*, 2022, 10 (1): 79–86. DOI: 10.1007/s43390-021-00398-0.
- [11] Chen X, Wang X, Zhang K, et al. Recent advances and clinical applications of deep learning in medical image analysis [J]. *Med Image Anal*, 2022, 79: 102444. DOI: 10.1016/j.media.2022.102444.
- [12] Sun Y, Xing Y, Zhao Z, et al. Comparison of manual versus automated measurement of Cobb angle in idiopathic scoliosis based on a deep learning keypoint detection technology [J]. *Eur Spine J*, 2022, 31 (8): 1969–1978. DOI: 10.1007/s00586-021-07025-6.
- [13] Liu J, Yuan C, Sun X, et al. The measurement of Cobb angle based on spine X-ray images using multi-scale convolutional neural network [J]. *Phys Eng Sci Med*, 2021, 44 (3): 809–821. DOI: 10.1007/s13246-021-01032-z.
- [14] Wu C, Meng G, Lian J, et al. A multi-stage ensemble network system to diagnose adolescent idiopathic scoliosis [J]. *Eur Radiol*, 2022, 32 (9): 5880–5889. DOI: 10.1007/s00330-022-08692-9.
- [15] Meng N, Cheung JPY, Wong KK, et al. An artificial intelligence powered platform for auto-analyses of spine alignment irrespective of image quality with prospective validation [J]. *EclinMed*, 2022, 43: 101252. DOI: 10.1016/j.eclinm.2021.101252.
- [16] Wong JC, Reformat MZ, Parent EC, et al. Validation of an artificial intelligence-based method to automate Cobb angle measurement on spinal radiographs of children with adolescent idiopathic scoliosis [J]. *Eur J Phys Rehabil Med*, 2023, 59 (4): 535–542. DOI: 10.23736/S1973-9087.23.08091-7.
- [17] Sardjono TA, Wilkinson MHF, Veldhuizen AG, et al. Automatic Cobb angle determination from radiographic images [J]. *Spine (Ph*

- ila Pa 1976) , 2013, 38 (20) : E1256–1262. DOI: 10.1097/BRS.0b013e3182a0c7c3.
- [18] Al-Bashir AK, Al-Abed MA, Amari HK, et al. Computer-based Cobb angle measurement using deflection points in adolescence idiopathic scoliosis from radiographic images [J] . *Neur Comp Appl*, 2019, 31 (5) : 1547–1561. DOI: 10.1007/s00521-018-3614-y.
- [19] Lee W, Shin K, Lee J, et al. Diagnosis of scoliosis using chest radiographs with a semi-supervised generative adversarial network [J] . *J Kor Soc Radiol*, 2022, 83 (6) : 1298–1311. DOI: 10.3348/jk-sr.2021.0146.
- [20] Sudo H, Kokabu T, Abe Y, et al. Automated noninvasive detection of idiopathic scoliosis in children and adolescents: a principle validation study [J] . *Sci Rep*, 2018, 8 (1) : 17714. DOI: 10.1038/s41598-018-36360-w.
- [21] Hong A, Jaswal N, Westover L, et al. Surface topography classification trees for assessing severity and monitoring progression in adolescent idiopathic scoliosis [J] . *Spine (Phila Pa 1976)* , 2017, 42 (13) : E781–E7. DOI: 10.1097/BRS.0000000000001971.
- [22] Patias P, Grivas TB, Kaspiris A, et al. A review of the trunk surface metrics used as Scoliosis and other deformities evaluation indices [J] . *Scoliosis*, 2010, 5: 12. DOI: 10.1186/1748-7161-5-12.
- [23] Yang J, Zhang K, Fan H, et al. Development and validation of deep learning algorithms for scoliosis screening using back images [J] . *Commun Biol*, 2019, 2: 390. DOI: 10.1038/s42003-019-0635-8.
- [24] Meng N, Wong KK, Zhao M, et al. Radiograph-comparable image synthesis for spine alignment analysis using deep learning with prospective clinical validation [J] . *EClinMed*, 2023, 61: 102050. DOI: 10.1016/j.eclinm.2023.102050.
- [25] Minotti M, Negrini S, Cina A, et al. Deep learning prediction of curve severity from rasterstereographic back images in adolescent idiopathic scoliosis [J/OL] . *Eur Spine J*, 2023. Online ahead of print. DOI: 10.1007/s00586-023-08052-1.
- [26] 闫丽, 周晓东, 李乐. 超声成像在青少年特发性脊柱侧凸病变中的研究进展 [J] . *中华超声影像学杂志* 2022, 31 (10) : 917–920. DOI: 10.3760/cma.j.cn131148-20220304-00144.
- Yan L, Zhou XD, Li L. Research progress of ultrasound imaging in adolescent idiopathic scoliosis [J] . *Chinese Journal of Ultrasonography*, 2022, 31 (10) : 917–920. DOI: 10.3760/cma.j.cn131148-20220304-00144.
- [27] Wong J, Reformat M, Parent E, et al. Convolutional neural network to segment laminae on 3D ultrasound spinal images to assist cobb angle measurement [J] . *Ann Biomed Eng*, 2022, 50 (4) : 401–412. DOI: 10.1007/s10439-022-02925-0.
- [28] Ungi T, Greer H, Sunderland KR, et al. Automatic spine ultrasound segmentation for scoliosis visualization and measurement [J] . *IEEE Trans Biomed Eng*, 2020, 67 (11) : 3234–3241. DOI: 10.1109/TBME.2020.2980540.
- [29] Jiang W, Yu C, Chen X, et al. Ultrasound to X-ray synthesis generative attentional network (UXGAN) for adolescent idiopathic scoliosis [J] . *Ultrasonics*, 2022, 126: 106819. DOI: 10.1016/j.ultras.2022.106819.
- [30] Zhou GQ, Jiang WW, Lai KL, et al. Automatic measurement of spine curvature on 3-D ultrasound volume projection image with phase features [J] . *IEEE Trans Med Imaging*, 2017, 36 (6) : 1250–1262. DOI: 10.1109/TMI.2017.2674681.
- [31] 赵裕丰, 夏冰, 刘福云, 等. 儿童半椎体畸形主弯及节段弯在不同体位的影像分析 [J] . *中国矫形外科杂志*, 2020, 28 (9) : 800–803. DOI: 10.3977/j.issn.1005-8478.2020.09.07.
- Zhao YF, Xia B, Liu FY, et al. Imaging analysis on main curvature and segmental curvature in different positions for children with hemivertebra deformity [J] . *Orthopedic Journal of China*, 2020, 28 (9) : 800–803. DOI: 10.3977/j.issn.1005-8478.2020.09.07.
- [32] Zheng HD, Sun YL, Kong DW, et al. Deep learning-based high-accuracy quantitation for lumbar intervertebral disc degeneration from MRI [J] . *Nat Commun*, 2022, 13 (1) : 841. DOI: 10.1038/s41467-022-28387-5.
- [33] Sáenz-Gamboa JJ, Domenech J, Alonso-Manjarrés A, et al. Automatic semantic segmentation of the lumbar spine: Clinical applicability in a multi-parametric and multi-center study on magnetic resonance images [J] . *Artif Intell Med*, 2023, 140: 102559. DOI: 10.1016/j.artmed.2023.102559.
- [34] Masad I, Al-Fahoum A, Abuqasmieh I. Automated measurements of lumbar lordosis in T2-MR images using decision tree classifier and morphological image processing [J] . *Eng Sc Tech Int J*, 2019, 22: 2. DOI: 10.1016/j.jestch.2019.03.002.
- [35] 池盟盟, 曾庆, 高越, 等. 多层螺旋 CT 和 X 线诊断脊柱侧弯的价值比较 [J] . *中国实用医刊*, 2023, 50 (4) : 75–78. DOI: 10.3760/cma.j.cn115689-20221023-05129.
- Chi MM, Zeng Q, Gao Y, et al. Comparison of application value of multi-slice spiral CT and X-ray in the diagnosis of scoliosis [J] . *Chinese Journal of Practical Medicine*, 2023, 50 (4) : 75–78. DOI: 10.3760/cma.j.cn115689-20221023-05129.
- [36] Huo X, Tan JQ, Qian J, et al. An integrative framework for 3D cobb angle measurement on CT images [J] . *Comput Biol Med*, 2017, 82: 111–118. DOI: 10.1016/j.combiomed.2017.01.007.
- [37] Alukaev D, Kiselev S, Mustafaev T, et al. A deep learning framework for vertebral morphometry and Cobb angle measurement with external validation [J] . *Eur Spine J*, 2022, 31 (8) : 2115–2124. DOI: 10.1007/s00586-022-07245-4.
- [38] Xu H, Cui XX, Li CF, et al. RUNT: A network combining residual U-Net and transformer for vertebral edge feature fusion constrained spine CT image segmentation [J] . *Ieee Access*, 2023, 11: 55692–55705. DOI: 10.1109/Access.2023.3281468.
- [39] Rajpurkar P, Chen E, Banerjee O, et al. AI in health and medicine [J] . *Nat Med*, 2022, 28 (1) : 31–38. DOI: 10.1038/s41591-021-01614-0.

(收稿:2023-11-17 修回:2024-08-20)

(同行评议专家: 俞松, 唐欣, 姚子明)

(本文编辑: 宁桦)