・临床研究・

双视图融合网络在青少年特发性 脊柱侧弯中的应用

陆青青,张哲昊,胡婷婷,周丹丹,叶贤旺

【摘要】目的 比较双视图融合网络(DVFNet)与单视图聚焦椎体的地标检测网络(VFLDNet)评估青少年特发性脊 柱侧弯(AIS)的性能。方法 收集 2022 年 1 月至 2024 年 6 月宁波大学附属第一医院收治的 AIS 患者 100 例,以 人工测量为"金标准",评估 DVFNet 与 VFLDNet 预测 Cobb 角、顶椎 (AV) 位置、胸椎后凸角 (TK) 和腰椎前凸角 (LL)的准确性。结果 在 Cobb 角预测方面, VFLDNet 和 DVFNet 的平均绝对误差分别为 2.53 °及 2.74 °; 严重程 度分级时,两者均与人工测量具有高度一致性(Kappa=0.75、0.72,均P < 0.05)。在预测 AV 位置方面, DVFNet 的 准确性(90.00%)明显高于 VFLDNet(84.00%)(P < 0.05)。预测 TK 时, VFLDNet 预测值显著高于人工测量结果 (P < 0.05),且两个网络间的差值平均值差异有统计学意义(P < 0.05)。对于LL的预测,DVFNet、VFLDNet与人 工测量的 Kappa 值分别为 0.61、0.58。结论 VFLDNet 易高估 TK, DVFNet 在 AV 位置识别和脊柱前后凸预测上 有优势。

【关键词】 青少年特发性脊柱侧弯;人工智能

doi:10.3969/j.issn.1671-0800.2024.11.011

【中图分类号】 R682.3 【文献标志码】 A

青少年特发性脊柱侧弯(adolescent idiopathic scoliosis, AIS) 典型表现为脊柱在冠状面上呈现不明 原因的异常侧向弯曲,往往伴随椎体旋转,严重影响 患者的身心健康和生活质量^[1]。AIS的精准诊断高 度依赖于高质量的影像学检查,特别是站立位全脊 柱X线片,然而传统的人工测量方法不仅耗时费力, 且易受观察者主观因素及经验水平的影响,导致测 量结果的变异性和不确定性增加[2-3]。

随着人工智能(artificial intelligence, AI)技术的 飞速发展及其在医学领域的广泛应用,深度学习算 法在 AIS 影像学评估中展现出巨大潜力[4-5]。当前多 数研究聚焦于利用前后位(anteroposterior, AP)X线 图像进行 Cobb 角的自动化测量,关键点模型-聚焦 椎体的地标检测网络(vertebra-focused landmark detection network, VFLDNet) 是其中代表性的方法之 一。VFLDNet 创新性地利用关键点识别方法定位 椎体的中心及其关键点地标,并基于此计算 Cobb 角,但该方法对脊柱侧位(lateral,LAT)X线图像的 评估尚未探索。由于 LAT X 线图像中脊柱受胸腔

作者单位: 315100 宁波, 宁波大学附属第一医院(陆青青、张 哲昊、叶贤旺);宁波大学信息科学与工程学院(胡婷婷、周丹丹) 通信作者: 叶贤旺, Email: 25636061@qq.com

【文章编号】 1671-0800(2024)11-1442-04

软组织、器官及上肢遮挡,仅依赖 LAT 单视图进行 关键点自动定位的精度显著受限。有研究证实,矢 状面弧度变化与脊柱旋转稳定性及冠状面侧弯程度 之间存在潜在联系¹⁶,提示了多视图融合分析在提升 诊断精度方面的可行性。本研究提出一种基于脊柱双 视图融合网络(dual-view fusion network, DVFNet),该方 法与 VFLDNet 类似, 亦为识别关键点的方法, 但融合 了脊柱 AP 与 LAT X 线图像, 可实现信息互补, 提高脊 柱侧弯评估的精度与鲁棒性。本研究拟对比 DVFNet 与 VFLDNet 评估 AIS 的表现,现报道如下。

1 资料与方法

1.1 一般资料 收集 2022 年 1 月至 2024 年 6 月宁 波大学附属第一医院收治的行站立位全脊柱X线检 查 AIS 患者。纳入标准:(1)年龄 10~18岁;(2)全 脊柱 X 线检查包含清晰的 AP 及 LAT 图像,确保胸 腰椎椎体明确识别;(3)无其他严重疾病史,未接受过 脊柱相关手术。排除标准:(1)X线片图像因异物遮 挡或伪影干扰,导致脊柱形态无法准确观察者;(3)既 往有脊柱手术史者。依据上述标准,最终筛选出 AIS 患者 100 例,其中男 26 例,女 74 例;年龄 10~18 岁, 中位年龄 14.5(13.0, 16.0)岁。本研究获得宁波大学 附属第一医院医学伦理委员会批准,免除豁免知情同意。 1.2 检查方法 全脊柱 X 线检查采用数字化 X 线 成像系统(联影 uDR 780i、佳能 CXDI)。在 AP 拍摄 时,患者站立于检查板前,背部紧贴板面,双臂自然 下垂于身体两侧, 双眼平视前方, 双脚分开与肩同 宽,双膝关节自然伸直;LAT 拍摄时,患者双眼平视 前方,双肘屈曲上抬至胸前,以避免上肢与脊柱重叠 影响观察。球管电压根据患者体型及拍摄需求,设定 在 70 ~ 120 kV 范围内, 电流则采用自动调节模式。 所有图像均通过图像存储与传输系统以 jpg 格式匿 名导出,并进行预处理。每幅图像被精确裁剪,确保 最终图像仅包含胸腰椎区域,便于后续分析与评估。 1.3 VFLDNet^[7]和 DVFNet^[8] VFLDNet 是基于单 视图的网络架构,以ResNet34为骨干网络,通过编 码器-解码器结构提取并融合高低层特征,同时通过 引入跳跃连接和角点偏移解码机制,实现了对 X 线 图像中脊椎中心及其关键点地标的精准定位。 DVFNet 通过同时处理双视图 (AP 和 LAT) X 线图 像,利用增强的 U-Net 架构深入捕捉局部细微特征, 并借助自注意力机制跨空间尺度建模全局上下文信 息,实现了局部与全局特征的智能融合与自适应调整。 1.4 主弯和脊柱前后凸的评估 评价指标包括主弯 的 Cobb 角、顶椎 (apical vertebrae, AV) 位置、胸椎后凸角 (thoracic kyphosis, TK)和腰椎前凸角(lumbar lordosis, LL)⁹。

Cobb 角定义为 AP X 线片上最大弯头尾两端最 倾斜椎体上下终板平行线之间的夹角; 根据 Cobb 角 对 AIS 进行分型, < 10°为正常, 10°~< 20°为轻 度, 20°~< 40°为中度, \geq 40°为重度。AV 为侧弯曲 线的顶点, 即最大弯中旋转最显著、偏离中轴线最远的 椎体; 根据 AV 位置, AIS 分为胸弯(T₂ ~ T_{11/12})、胸腰弯 (T₁₂~L₄)、腰弯(L₁₂~L₄)。TK 定义为 LAT X 线片上 T₅ 椎体上终板与 T₁₂ 椎体下终板连线之间的夹角(正常 值 20°~40°)。LL 定义为 LAT X 线片上 L₄ 椎体上终 板与L₅ 椎体下终板连线之间的夹角(正常值 20°~45°)。

将 AP 和 LAT 图像分别输入至经过严格训练的 DVFNet 与 VFLDNet 模型中,模型自动检测并精确 标记关键点,最终计算输出上述参数的结果。同时, 采用双盲法邀请两位资深放射科医生分别独立测量 并交叉验证,以两位医师测量的平均值(共识评分) 作为"金标准"。当结果出现显著分歧时,通过讨论 与协商达成共识。

1.5 统计方法 数据使用 SPSS 26.0 软件分析, 计 量数据正态分布采用均数标准差表示, 采用 t 检验; 偏态分布以 $M(P_{25}, P_{75})$ 表示, 采用 Wilcoxon 秩和检 验。计数资料用频率或百分比表示, 采用 χ^2 检验。采 用平均绝对误差(MAE)、Spearman 相关系数、组内相 关系数(ICC)¹⁰⁰、Kappa 检验¹¹¹、Bland-Altman 分析、 精确度和召回率来比较两个模型预测值与共识评分 的差异。MAE 定义为预测值和实际值之间绝对差 的平均值。P < 0.05 表示差异有统计学意义。

2 结果

Cobb 角评估 DVFNet、VFLDNet 预测的
Cobb 角与共识评分差异均无统计学意义(均 *P* > 0.05), VFLDNet 预测的 Cobb 角显著低于 DVFNet
(*Z*=4.84, *P* < 0.05), 见表 1 及图 1。

在 Cobb 角预测方面, VFLDNet 和 DVFNet 的 MAE 分别为 2.53°、2.74°; 严重程度分级时, 两者均与人工测 量具有高度一致性(*Kappa=*0.75、0.72, 均 P < 0.05)。 2.2 AV 位置 DVFNet、VFLDNet 预测的 AV 与共 识评分差异均无统计学意义(均P > 0.05)。DVFNet 预测准确率达 90.00%, 显著优于 VFLDNet 的

预测主弯位置分型上,VFLDNet误将 23.08%的 腰弯 判为胸腰弯,而 DVFNet 仅误判 11.54%, DVFNet 与共识评分几乎完全一致(*Kappa=*0.85, *P* < 0.05),而 VFLDNet 与共识评分仅为高度一致 (*Kappa=*0.76, *P* < 0.05),见表 2。

84.00%(*P* < 0.05),见表1。

2.3 TK和LL评估 DVFNet、VFLDNet预测的TK和LL与共识评分均表现出强正相关性(*r*=0.91~0.94,均*P* < 0.05)。VFLDNet预测的TK值显著高于共识评分及DVFNet(均*P* < 0.05),见表1及图1。

在预测精度上, DVFNet的TK和LLMAE分别为3.29°、3.05°, VFLDNet的*MAE*分别为3.49°、3.44°。在预测TK的差值上, VFLDNet的差值平均值为(-1.92±3.92)°,与DVFNet的差值平均值(-0.54±4.00)°差异有统计学意义(*t*=3.70, *P* < 0.05)。

在一致性检验方面,两者均与共识评分有极好的信度(*ICC*=0.90~0.94,均*P*<0.05);VFLDNet预测的LL与共识评分中度一致(*Kappa*=0.58,*P*<

表 1 DVFNet、VFLDNet 和共识评分评估结果							
参数		DVFNet	VFLDNet	共识评分			
Cobb 角(°)		21.52(16.10, 27.27)	20.00(15.79, 26.24)	21.21(17.00, 26.00)			
严重分度(例))正常	0	1	0			
	轻度	42	49	43			
	中度	55	48	54			
	重度	3	2	3			
顶椎位置		10.5(8.0, 13.0)	10.5(8.0, 13.0)	10.5(8.0, 13.5)			
部位(例)	胸弯	53	52	52			
	胸腰弯	26	30	22			
	腰弯	21	18	26			
胸椎后凸角(°)		20.24±9.21	21.62±9.98	19.70±9.17			
分型(例)	$<$ 20 $^\circ$	53	49	55			
	$20~^\circ{\sim}~40~^$	46	48	43			
	$>$ 40 $^\circ$	1	3	2			
腰椎前凸角(°)		35.71±11.55	35.68±12.00	35.63±11.33			
分型(例)	$<$ 20 $^\circ$	11	10	10			
	$20~^\circ \sim 45~^\circ$	70	66	70			
	$>$ 45 $^\circ$	19	24	20			

注: 顶椎位置以数字 $1 \sim 17$ 依次编号 $T_1 \sim L_s$



注:TK 为胸椎后凸角,LL 为腰椎前凸角。TK 参考左侧 Y 轴,LL 参 考右侧 Y 轴,aP < 0.05

图 1 DVFNet、VFLDNet 和共识评分比较

0.05),而 DVFNet 达高度一致(*Kappa=*0.61, *P* < 0.05)。典型示例见图 2。

3 讨论

单视图 AI 方面, Ha 等^[2]使用 Faster R-CNN Resnet-101 模型分割椎体来预测 Cobb 角,相关系数为 0.95, MAE 为 5.46°。双视图 AI 方面, Galbusera 等^[12]利用全卷积神经网络预测 Cobb 角,标准误高达 9.9°, 差值平均值-5.1°。基于单、双视图的 AI 模型在 Cobb 角预测上差异不明显,与本研究结果类似。值得注意的是,尽管本研究中 VFLDNet 在定量预测上与共识评分偏倚更小,但在进行侧弯严重程度分类时,两者均与共识评分具有高度一致性。这可能是因为两个模型 MAE 差值仅为 0.21°, 且差异无统计学意义 (P > 0.05),也可能因为差异未显著集中于分类决

表	2 DVFNet	DVFNet、VFLDNet 预测主弯位置分型比较				
参数	DV	FNet	VFLDNet			
	精确	召回	精确	召回		
胸弯	50/53(94.34)	50/52(96.15)	48/52(92.31)	48/52(92.31)		
胸腰弯	21/26(80.77)	21/22(95.45)	21/30(70.00)	21/22(95.45)		
腰弯	20/21(95.24)	20/26(76.92)	16/18(88.89)	16/26(61.54)		



注: AV 为顶椎, TK 为胸椎后凸角; LL 为腰椎前凸角。A ~ B 为 VFLDNet 预测结果,主弯 Cobb 角为 21.10°, AV 为 L₁, TK 为 24.62°, LL 为 37.95°; C ~ D 为 DVFNet 预测结果,主弯 Cobb 角为 21.45°, AV 为 L₂, TK 为 22.77°, LL 为 35.27°; 共识评分结果主弯 Cobb 角为 22.05°, AV 为 L₁₂, TK 为 20.79°, LL 为 31.72°

图 2 DVFNet、VFLDNet 预测示例

策的关键阈值区域,故未对分级造成影响。

本研究进一步证实了基于双视图的 AI 模型在 预测脊柱前后凸方面的优越性,其准确性明显优于 基于单视图的模型,这一发现与先前的研究结果相 一致。2018年,Wu等^[13]首次提出了多视图关联网络 (MVC-Net),通过设计交互卷积层来合并AP及LAT X 线视图的联合特征,有效减轻了遮挡问题,其AP 和 LAT Cobb 角估计误差分别为 4.04 °和 4.07 °,展 现了多视图特征算法的显著优势。随后,Wang 等^[14] 提出交叉与并行结构的多视图外推网络 MVE-Net, 但可能由于较大的样本量及不同程度侧弯(0~ 96.33°)的挑战,其 AP 和 LAT X 线预测的 MAE 分 别为 7.81°和 6.26°,相较于 MVC-Net,性能提升并不 显著。Zhang 等[15]设计的 MPF-net 多任务网络,则通 过结合椎体预测、地标预测及相邻椎体信息,成功融 合了 AP 和 LAT 双视图图像,特别是在 LAT X 线图 像上可准确识别被胸腔和手臂隐藏的椎体,从而实 现高精度的脊柱前后凸的预测,在 AP 和 LAT X 线 图像上的MAE分别为 3.52°和 4.05°, 显著优于前述 方法。然而,这些研究大多侧重于单一的局部或全 局特征。相比之下,本研究采用的 DVFNet 通过结 合基于双视图的局部增强编解码结构与全局自注意 力特征提取,并辅以加权特征融合策略,实现了对全 局及局部信息的全面兼顾,从而进一步提升了脊柱 关键点的检测准确性。

本研究结果显示,两种模型均能有效预测AV位 置,差异值在1个椎体内。但两种模型均存在将腰 弯错误归类为胸腰弯的倾向,特别是 VFLDNet,其 错误率高达 23.08%, 而 DVFNet 错误率仅为 11.54%,误判主要集中在L1椎体附近。造成该现象 可能源于AI模型与人工评价方式之间的差异:AI模 型主要通过计算椎体中心点的偏移度来进行预测, 其输出结果严格局限于椎体本身;而人工测量时往 往会将椎间盘纳入考虑范围,导致两者在判断脊柱 弯曲类型时产生分歧。当前,多数研究聚焦于侧弯 角度的测量,而对于 AV 的深入探讨仍显不足。Wu 等¹⁶¹学者研发的 MSE-Net 在 AV 预测方面取得了较 高的准确性(85.71%)和召回率(93.38%)。Wang等^四 则更进一步,利用两阶段迁移学习策略实现了 AV 旋 转度进展的预测。与之相比,本研究中的 DVFNet 在准确性上达到了 90.00%, 且预测 TK 的召回率高 达 96.15%,显示出其在这一领域的优越性能。

利益冲突 所有作者声明无利益冲突

作者贡献声明 陆青青、张哲昊:实验操作、论文撰写;胡婷婷、周丹 丹:实验操作、数据整理、统计学分析;叶贤旺:研究指导、论文修改

参考文献

- WEINSTEIN S L, DOLAN L A, CHENG J C, et al. Adolescent idiopathic scoliosis[J]. Lancet, 2008, 371(9623): 1527-1537.
- [2] HA A Y, DO B H, BARTRET A L, et al. Automating scoliosis

• 1445 •

measurements in radiographic studies with machine learning: Comparing artificial intelligence and clinical reports[J]. J Digit Imaging, 2022, 35(3): 524-533.

- [3] LODER R T, URQUHART A, STEEN H, et al. Variability in Cobb angle measurements in children with congenital scoliosis[J]. J Bone Joint Surg Br, 1995, 77(5): 768-770.
- [4] CHENG J C, CASTELEIN R M, CHU W C, et al. Adolescent idiopathic scoliosis[J]. Nat Rev Dis Primers, 2015, 1: 15030.
- [5] 项林奕,朱津博,葛依婷,等.人工智能技术在脊柱侧凸诊疗中的应 用进展[J].中华骨科杂志,2022,42(6):388-394.
- [6] KUBAT O, OVADIA D. Frontal and sagittal imbalance in patients with adolescent idiopathic deformity[J]. Ann Transl Med, 2020, 8(2): 29.
- [7] YI J R, WU P X, HUANG Q Y, et al. Vertebra-focused landmark detection for scoliosis assessment[C]//2020 IEEE 17th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI). April 3-7, 2020, Iowa City, IA, USA. IEEE, 2020: 736-740.
- [8] ZHOU D D, GUO L J, ZHANG R, et al. A dual-view fusion network for automatic spinal keypoint detection in biplane X-ray images[C]// 2023 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine (BIBM). December 5-8, 2023, Istanbul, Turkiye. IEEE, 2023: 1792-1797.
- [9] MENG N, CHEUNG J P Y, WONG K K, et al. An artificial intelligence powered platform for auto-analyses of spine alignment irrespective of image quality with prospective validation[J]. E Clinical Medicine, 2022, 43: 101252.
- [10] KOO T K, LI M Y. A guideline of selecting and reporting intraclass correlation coefficients for reliability research[J]. J Chiropr Med, 2016, 15(2): 155-163.
- [11] XIONG Y Y, HUANG C C, FISHER M, et al. Comparison of automated CT perfusion softwares in evaluation of acute ischemic stroke[J]. J Stroke Cerebrovasc Dis, 2019, 28(12): 104392.
- [12] GALBUSERA F, NIEMEYER F, WILKE H J, et al. Fully automated radiological analysis of spinal disorders and deformities: A deep learning approach[J]. Eur Spine J, 2019, 28(5): 951-960.
- [13] WU H B, BAILEY C, RASOULINEJAD P, et al. Automated comprehensive Adolescent Idiopathic Scoliosis assessment using MVC-Net[J]. Med Image Anal, 2018, 48: 1-11.
- [14] WANG C J, NI M, TIAN S, et al. Deep learning model for measuring the sagittal Cobb angle on cervical spine computed tomography[J]. BMC Med Imaging, 2023, 23(1): 196.
- [15] ZHANG K L, XU N F, GUO C Y, et al. MPF-net: An effective framework for automated Cobb angle estimation[J]. Med Image Anal, 2022, 75: 102277.
- [16] WU C, MENG G D, LIAN J, et al. A multi-stage ensemble network system to diagnose adolescent idiopathic scoliosis[J]. Eur Radiol, 2022, 32(9): 5880-5889.
- [17] WANG H F, ZHANG T, CHEUNG K M, et al. Application of deep learning upon spinal radiographs to predict progression in adolescent idiopathic scoliosis at first clinic visit[J]. E Clinical Medicine, 2021, 42: 101220.

收稿日期:2024-09-25 (本文编辑:钟美春)