

## 腰椎X线摄影人工智能测量技术研究进展

姚红艳<sup>1</sup>, 邓兴<sup>1,3</sup>, 陈晓飞<sup>2</sup>, 王闻奇<sup>2</sup>, 周晟<sup>2</sup>

1. 甘肃中医药大学第一临床医学院, 甘肃 兰州 730000; 2. 甘肃省中医院放射影像科, 甘肃 兰州 730050; 3. 南充市中心医院介入放射科, 四川 南充 637000

**【摘要】**腰痛是全球范围内普遍存在的公共健康卫生问题,但临床医师对腰椎X线图像的视觉分析和主观判断已不能满足临床精准化、量化的诊疗需求。近年来,人工智能(AI)及大数据技术的蓬勃发展,为医疗图像的智能检测和定量分析提供了条件和基础。众多学者通过人工神经网络、支持向量机和卷积神经网络等模型的建立和算法的改进,使腰椎X线定量分析及诊断成为可能。AI技术与医疗图像的交叉融合在减轻临床医师工作负荷、有效降低或消除手工测量误差和辅助临床医师从定量角度更客观地评估脊柱畸形等疾病具有很好的应用前景。目前,AI技术辅助腰椎疾病诊断的发展仍处于早期阶段,AI算法的改进、高质量数据库建立及制定新参数的量化标准等需要进一步探索。

**【关键词】**腰痛;腰椎X线;深度学习;人工智能;综述

**【中图分类号】**R812

**【文献标志码】**A

**【文章编号】**1005-202X(2021)12-1579-06

## Advances in artificial intelligence technology for parameter measurement in lumbar X-ray photograph

YAO Hongyan<sup>1</sup>, DENG Xing<sup>1,3</sup>, CHEN Xiaofei<sup>2</sup>, WANG Wenqi<sup>2</sup>, ZHOU Sheng<sup>2</sup>

1. The First Clinical Medical School of Gansu University of Chinese Medicine, Lanzhou 730000, China; 2. Department of Medical Imaging, Gansu Provincial Hospital of TCM, Lanzhou 730050, China; 3. Department of Interventional Radiology, Nanchong Central Hospital, Nanchong 637000, China

**Abstract:** Low back pain (LBP) is a prevalent public health problem worldwide, but the visual analysis and subjective judgment of lumbar spine X-ray photographs by clinicians no longer meet the demands for clinical precision and quantification of diagnosis and treatment. In recent years, the flourishing development of artificial intelligence (AI) and big data technology has provided conditions and foundations for intelligent detection and quantitative analysis of medical images. The establishment of models such as artificial neural networks, support vector machines and convolutional neural networks and the improvement of algorithms made the quantitative analysis and diagnosis of lumbar spine X-ray photographs possible. The cross-integration of AI technology with medical images has a promising application in reducing the workload of clinicians, effectively decreasing or eliminating manual measurement errors, and assisting clinicians in assessing spinal deformities and other related diseases more objectively from a quantitative perspective. At present, the development of AI technology-assisted diagnosis of lumbar spine diseases is still at an early stage, and the improvement of AI algorithms, the establishment of high-quality databases and the development of new criteria for parameter quantification need to be further explored.

**Keywords:** low back pain; lumbar X-ray; deep learning; artificial intelligence; review

### 前言

腰痛(Low Back Pain, LBP)是指发生在肋骨以下、臀下皱襞以上的疼痛、肌紧张或僵硬,伴或不伴坐骨神经痛<sup>[1]</sup>,具有广发性<sup>[2]</sup>,是全球范围内致残的主要原因<sup>[3-5]</sup>,亦是造成全球总体疾病负担的第6大因素<sup>[6]</sup>。对患者个体来说,LBP不仅带来巨大的经济负担与精神压力,还可直接使患者劳动能力下降,其比正常人群收入减少约87%<sup>[7]</sup>。既往研究表明,腰椎间

**【收稿日期】**2021-07-18

**【基金项目】**兰州市人才创新创业项目(2020-RC-53);甘肃省卫生行业项目(GSWSKY2018-27, GSWSKY2020-73)

**【作者简介】**姚红艳,在读硕士,主要研究方向:骨肌影像学,E-mail: 1837664557@qq.com

**【通信作者】**周晟,主任医师,主要研究方向:骨肌影像诊断,E-mail: lzzs@sina.com

盘退变是引起LBP最常见的病因<sup>[8-9]</sup>,椎间盘源性约占39%-41%<sup>[10-11]</sup>,腰椎不稳约占30%<sup>[12]</sup>。目前,临床中腰椎X线检查是LBP首选的影像学方法,其影像空间分辨率高,便于腰椎结构力线及角度的测量。但腰椎测量参数繁多,人工测量费时费力,一致性及重复性较差,且腰椎X线图像受诊断医师的主观影响较大,过度分析或分析不足都会对患者的临床治疗造成较大的影响<sup>[13]</sup>。近年来,随着人工智能(Artificial Intelligence, AI)技术的蓬勃发展,众多学者对腰椎X线摄影影像学测量参数进行了智能技术探索。

### 1 X线检查在腰椎疾病中的应用

腰椎数字X线摄影是LBP最常见的检查方法<sup>[14]</sup>,其简单经济,空间分辨率高,对椎体、小关节等骨骼结构显示清晰,故腰椎X线图像可对腰椎序列、椎体

和椎间隙的空间大小、骨关节以及软组织等结构进行整体评估。而腰椎由骨结构、椎间盘及周围脊髓、血管、韧带等组织组成,解剖结构极为复杂。与此同时,随着医疗数据的增加以及医学影像由单纯的观察解剖结构向定量化和功能化分析的方向发展,因此仅凭诊断医师对腰椎X线图像的视觉观察和主观判断已不能完全满足临床医师对腰椎疾病的精准诊疗需求。近年来,众多学者对腰椎X线图像中可量化信息,包括腰椎结构力线及角度等进行了相关研究和探索<sup>[15-18]</sup>,如腰椎曲度、腰骶角、骶骨倾斜角等X线参数,对腰椎相关疾病的提示和诊断以及术后评估具有一定的临床价值<sup>[19-21]</sup>。X线测量参数及其临床意义总结如表1所示。然而,腰椎X线人工测量的可重复性和再现性受到测量方法和临床医师主观的影响。而AI技术和深度学习算法的兴起,使腰椎X线检查技术和对临床应用潜在价值迈入一个新纪元。

表1 腰椎X线测量参数及其临床意义  
Tab.1 Lumbar X-ray measurement parameters and their clinical significance

腰椎X线测量参数		临床意义(提示)
腰椎后缘至椎弓前缘的距离	>22.0 mm	椎管内占位性病变
	<8.0 mm	椎管狭窄
髂骨嵴间连线	位置过高	退行性病变
	L5和横突过短	L5、S1退行性变
腰椎曲度	站立位:6.3°±1.5° 坐位:20.0°	腰椎前凸、椎间盘突出、下腰痛
腰骶倾斜角	水平线与S1上终板夹角≥45.0°	下腰痛或骶部痛
腰骶前弓角	L3、L5和S1椎体对角线连线后方交角, >124.0°-162.0°	下腰痛、腰椎不稳
椎体指数	L5后缘高/L5前缘高<0.8	峡部疲劳骨折
椎弓根形态和距离	椎弓根压扁以及椎弓根间距增宽	椎管内占位
	关节突增大、椎弓根间距缩小	退变性椎管狭窄
腰椎管横径	<20.0 mm	椎管狭窄
腰椎管矢状径	矢状径<17.0 mm	椎管较小
	矢状径<15.0 mm	椎管狭窄
椎间隙	L4-L5/L5-S1间隙变窄	椎间盘退变、突出
脊柱 Cobb 角	Cobb角>10.0°	脊柱侧凸
矢状面位移	>4.5 mm 或 15.0°	
椎间隙角	L1-2, L2-3, L3-4>15.0°	腰椎不稳
	L4-5>20.0°, L5-S1>25.0°	
腰椎曲线指数	/	腰椎间盘突出症、腰椎不稳

### 2 腰椎X线定量测量方法的进展

近年来,计算机技术的蓬勃发展使基于腰椎X线定量测量的方法及结果得到不断改进和完善,从传统X线手工测量,到计算机辅助系统测量以及与AI技术的结合。

传统X线手工测量的准确性和可重复性依赖于临床医师的经验和判断<sup>[22]</sup>,据报道,不同医师Cobb角测量误差从3°到10°不等<sup>[23-24]</sup>。为解决这一问题,Zhang等<sup>[22]</sup>采用模糊霍夫变换技术开发一种计算机

辅助检测椎体终板的方法,可自动识别上、下端椎并测量 Cobb角,这种方法减少了 Cobb角测量的可变性( $ICC>0.9$ ,平均误差 $<3^\circ$ ),帮助临床医师较客观地评估脊柱侧凸。但该方法需要临床医师判断选择感兴趣区域,且测量速度较慢(平均处理时间约 3 min/张)。Lafage等<sup>[25]</sup>通过一款新的计算机辅助测量软件 Surgimap(Nemaris Inc., New York, NY),对 50 名成人脊柱畸形患者 X线图像的 13 个脊柱-骨盆参数进行测量,结果表明,该软件可快速、准确地对全脊柱进行分析,而基于解剖标注的测量结果具有更高的可靠性( $ICC\geq 0.95$  vs 0.84),所需平均时间为 75 s。可见,计算机辅助测量有效降低或消除了传统人工测量误差,但对 X线图像的整体识别、分析和测量速度仍存在一定的局限性。

近几年,随着 AI 技术的发展,基于 AI 技术开发的腰椎 X线定量测量模型或工具可自动识别椎体并测量相关参数,提高了医学图像分析的质量和效率。这些工具的出现减轻了临床医师工作负荷的基础上,使得腰椎 X线潜在的影像学信息得以充分利用,对临床医师量化分析和精确诊断腰椎相关疾病及预后评估具有重要意义。

### 3 AI在腰椎X线成像上的应用

#### 3.1 AI和深度学习

AI作为计算机科学的一个分支,研发用于模拟、延伸和扩展人类智能的理论、方法、技术及应用系统的一门信息学科,主要专注于构建算法及通过运行算法来实现以近似人类的认知能力分析复杂的信息,并通过提供客观的数据,更好地辅助临床医师决策,以此来提高诊疗的客观性及精准性<sup>[26]</sup>。而机器学习(Machine Learning, ML)是 AI 的一个组成部分,是计算机在没有先验知识的情况下通过自动学习和执行预定义任务的过程。根据用于学习的样本是完全标记、部分标记还是未标记,ML 进一步分为监督、半监督和无监督学习<sup>[27]</sup>。

深度学习是 ML 领域中一个新的研究方向,相比传统的 AI 算法,其拥有强大的自主学习能力。Van 等<sup>[28]</sup>表示,深度学习网络可以结合图像数据和放射学文本报告,对图像做出最佳判断。深度学习包含多个隐藏处理层的人工神经网络(Artificial neural network, ANN)算法的子集<sup>[29]</sup>,通过由许多层网络组成的模型,将输入数据(即图像)转换成输出信息(如,疾病存在/不存在),取代了传统的 ML 方法。经过训练的网络可以预测或估计新输入数据的输出<sup>[30]</sup>,这种能力使深度神经网络成为目前医学成像领域中应用最多的算法,具有广阔的医学应用前景。

#### 3.2 AI分析X线图像的基本过程

利用 AI 技术分析腰椎 X线图像的关键技术主要包括图像识别与 AI 计算,主要有以下步骤<sup>[29,31]</sup>:(1) 基于临床问题的模型设计,关键在于选择易于临床医师决策和广大患者受益的临床问题,同时需获取大量易于标注和学习的数据;(2) 结构化数据构建,高质量的结构化数据是学习任务的基础,模型的准确性和鲁棒性有赖于人工数据集的准确标注<sup>[32]</sup>;(3) AI 算法选择和模型的建立,不同模型的选择取决于学习数据的数量和复杂度,但无论使用哪种模型建立算法,必须对其准确性、鲁棒性和泛化性进行验证和测试<sup>[29]</sup>;(4) 图像数据分割,一般将数据分为训练集、验证集和测试集 3 组,使用交叉验证等方法通过训练集预测模型稳定性,验证集用于模型调优,独立的测试集验证模型的鲁棒性和泛化性,最后与专家的决策结果(金标准)进行对比分析<sup>[30]</sup>。

#### 3.3 腰椎X线图像检测与分割

腰椎 X线图像的检测与分割,是准确提取图像特征及综合分析的基础和关键,国内外众多学者基于 AI 技术开发了不同模型并进行相关研究和验证<sup>[33]</sup>。Li 等<sup>[34]</sup>基于特征融合深度学习提出一种新的神经网络模型,将腰椎的形状信息和纹理信息两类特征结合起来,在不受金属内固定影响的基础上可自动定位和检测腰椎 X线图像中的椎体,准确率达 89%。Azimi 等<sup>[35]</sup>通过多层感知器开发一个基于多变量的 ANN 模型来预测复发性腰椎间盘突出症,对 402 例接受腰椎间盘突出症手术的患者信息(年龄、腿痛/背痛视觉模拟量表、复发性腰椎间盘突出症、椎间盘突出程度、椎间盘突出类型等)进行术后预测,其准确率达 94.1%,AUC 为 0.83%。2016 年 Sa 等<sup>[36]</sup>基于方向梯度直方图特征的多级支持向量机分类器和梯度向量流-蛇模型提出一种新的框架,用于从 X线图像中检测和分割椎体,平均准确率为 75%,平均时间为 3 min,但该方法的检测速度和算法性能还有待提高。2017 年, Sa 等<sup>[37]</sup>又提出一种新的 Faster-RCNN 目标检测模型,通过少量标注的临床数据(974 个训练图像)对模型进行训练(图 1),实现对腰椎侧位 X线椎间隙的检测和分割,平均准确率为 90.5%,每幅图像的平均计算时间为 3 s,显著优于传统方法。

#### 3.4 AI在腰椎X线定量分析上的应用

AI 技术对腰椎 X线图像信息的定量评估成为当今影像领域内的研究热点,尤其是以当前最具应用前景的深度学习算法为代表,对腰椎 X线图像潜在信息的挖掘和利用,使得腰椎相关疾病的定量分析和诊断成为可能,特别是对脊柱畸形的定量评估。Cho 等<sup>[38]</sup>提出一种成熟的卷积神经网络(Convolutional





图1 U-net训练数据示例<sup>[37]</sup>

Fig. 1 Example of U-net training data<sup>[37]</sup>

左边两幅图像显示原始腰椎X线图像,右边两幅图像显示相应的标记图像,红色矩形框表示每个可见椎间盘的实际位置

Neural Network, CNN)分割架构U-net,利用629张腰椎侧位X线图像中的70%对该网络进行训练,该方法可快速识别L1和S1椎体(平均速度为0.14 s/片),

全自动测量脊柱矢状位参数,用于辅助评估腰椎前凸,测量的角度与外科医生的手动测量没有统计学上的显著差异(MAE为0.855,  $P>0.05$ )(图2)。

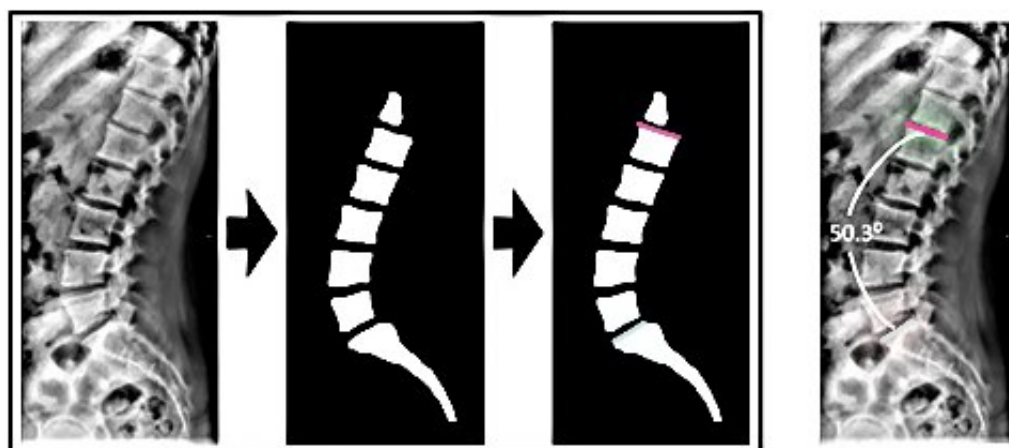


图2 U-net自动计算腰椎前凸角度的算法流程概述<sup>[38]</sup>

Fig.2 Overview of algorithm workflow for automatic lumbar lordosis angle calculation<sup>[38]</sup>

左图显示原始X线图像的采集和预处理,使用训练过的U-net网络在原始X线图像上生成椎体分割,使用计算机视觉算法从分割图像中识别L1和S1椎体,右图为原始X线图像上L1和S1椎体上缘的识别和准确的角度计算

Hornig等<sup>[39]</sup>基于脊柱X线图像开发了一个自动测量系统来评估脊柱侧凸的严重程度,其通过CNN识别、分割椎体,然后重建完整的脊柱图像,基于Cobb角度计算脊柱曲率,该方法与人工测量具有极高的一致性( $ICC>0.94$ )。而Galbusera等<sup>[40]</sup>将标准全卷积网络与可微分的空间到数值变换相结合,提出一种新的CNN,通过提取493例脊柱矢状位和冠状位双平面图像的78个解剖标志点(终板中心、髋关节中心和S1终板边缘)并进行三维重建,针对不同的脊柱结构进行建模,除对Cobb角进行测量外,还评估了T4~T12脊柱后凸角、L1~L5脊柱前凸角、骨盆入射角和骶骨、骨盆倾斜度等参数,其误差范围为 $2.7^{\circ}\sim 11.5^{\circ}$ ,

该方法可更全面地对脊柱畸形进行全自动测量和分析。2020年,Schwartz等<sup>[41]</sup>开发了一种CNN分割算法,与计算机视觉算法相结合,用于从腰椎侧位X线图像中全自动测量脊柱侧凸参数,其精确度与外科医生相当,该算法可简化临床工作流程或进行脊柱生理参数的大规模研究。

上述研究极大地推动了AI技术自动化定量分析腰椎X线图像的应用,在减轻临床医师工作负荷的同时,有效降低或消除人工测量带来的误差,其高效、客观的预测结果对辅助临床医师从定量角度评估脊柱畸形等相关疾病具有很好的应用前景。部分学者<sup>[42-45]</sup>基于DL算法也对腰椎CT、MRI图像进行了相

关的智能探索和分析,取得了令人满意的结果。但不论AI技术与哪种模态下的腰椎图像结合进行定量分析和诊断,数据规范化的采集和质量的异质性、模型的过度拟合与鲁棒性的提高以及与医学专家金标准的比较分析等,都是我们未来需要考虑和面临的难题。

## 4 结 语

随着医疗数据的指数型增长和AI技术的蓬勃发展,AI、ML与X线图像的结合无疑是对腰椎病变定量分析和精准诊断的一场重大变革。AI自动化定位和识别、准确测量和分析,不仅节省了大量的人力物力,而且提高了医学图像分析的客观性及精确性。目前,我国基于AI结合X线图像检测和分析腰椎病变的发展仍然处于早期阶段,因此进一步探究医学领域统一的计算机数据分析程序、算法的改进和提升、新的影像学参数以及临床相关参数测量标准,对临床研究者制定腰椎相关疾病新的诊断量化标准,提高疾病结果解释的精确性和了解疾病的发生发展机制具有重要意义。

## 【参考文献】

- [1] DIONNE C E, DUNN K M, CROFT P R, et al. A consensus approach toward the standardization of back pain definitions for use in prevalence studies[J]. *Spine*, 2008, 33(1): 95-103.
- [2] CHOI S, LEE M, KWON B. A study on difference and importance of sacral slope and pelvic sacral angle that affect lumbar curvature[J]. *Technol Health Care*, 2014, 22(3): 467-472.
- [3] HARTVIGSEN J, HANCOCK M J, KONGSTED A, et al. What low back pain is and why we need to pay attention[J]. *Lancet*, 2018, 391(10137): 2356-2367.
- [4] SHIPTON E A. Physical therapy approaches in the treatment of low back pain[J]. *Pain Ther*, 2018, 7(2): 127-137.
- [5] ALMEIDA M, SARAGIOTTO B, RICHARDS B, et al. Primary care management of non-specific low back pain: key messages from recent clinical guidelines[J]. *Med J Aust*, 2018, 208(6): 272-275.
- [6] HOY D, MARCH L, BROOKS P, et al. The global burden of low back pain: estimates from the Global Burden of Disease 2010 study[J]. *Ann Rheum Dis*, 2014, 73(6): 968-974.
- [7] SCHOFIELD D J, SHRESTHA R N, PERCIVAL R, et al. Early retirement and the financial assets of individuals with back problems[J]. *Eur Spine J*, 2011, 20(5): 731-736.
- [8] KIM H S, WU P H, JANG I T. Lumbar degenerative disease part 1: anatomy and pathophysiology of intervertebral discogenic pain and radiofrequency ablation of basivertebral and sinuvertebral nerve treatment for chronic discogenic back pain: a prospective case series and review of literature[J]. *Int J Mol Sci*, 2020, 21(4): 1483.
- [9] MORGAN P, SPIRIDONOV S, GOEBEL R, et al. MR Imaging with T<sub>2</sub>\*-mapping for improved acetabular cartilage assessment in FAI-a casereport with arthroscopic correlation[J]. *Orthop Traumatol Surg Res*, 2014, 100(8): 971-973.
- [10] URITS I, BURSSTEIN A, SHARMA M, et al. Low back pain, a comprehensive review: pathophysiology, diagnosis, and treatment[J]. *Curr Pain Headache Rep*, 2019, 23(3): 23.
- [11] OHTORI S, MIYAGI M, INOUE G. Sensory nerve ingrowth, cytokines, and instability of discogenic low back pain: a review[J]. *Spine Surg Relat Res*, 2018, 2(1): 11-17.
- [12] 刘艺, 陈金传, 程辰, 等. 单侧与双侧经皮椎弓根螺钉固定融合术治疗退行性腰椎不稳症的有限元分析[J]. *山东医药*, 2019, 14(24): 52-55.
- LIU Y, CHEN J Z, CHENG C, et al. Three-dimensional finite element analysis of unilateral and bilateral percutaneous pedicle screw fixation and fusion for degenerative lumbar unsteadiness[J]. *Shandong Medicine*, 2019, 14(24): 52-55.
- [13] 崔小巍, 崔晓榕, 袁涛, 等. 腰椎定量CT与双能X线骨密度检测对骨质疏松症的诊断价值比较[J]. *临床和实验医学杂志*, 2020, 19(16): 1785-1788.
- CUI X W, CUI X R, YUAN T, et al. Comparison of the diagnostic value of lumbar quantitative CT and dual energy X-ray absorptiometry in osteoporosis[J]. *Journal of Clinical and Experimental Medicine*, 2020, 19(16): 1785-1788.
- [14] TANNOR A Y. Lumbar spine X-Ray as a standard investigation for all low back pain in ghana: is it evidence based?[J]. *Ghana Med J*, 2017, 51(1): 24-29.
- [15] NAKIPOĞLU G F, KARAGÖZ A, OZGIRGIN N. The biomechanics of the lumbosacral region in acute and chronic low back pain patients[J]. *Pain Physician*, 2008, 11(4): 505-511.
- [16] MAHATO N K. Disc spaces, vertebral dimensions, and angle values at the lumbar region: a radioanatomical perspective in spines with L5-S1 transitions: clinical article[J]. *J Neurosurg Spine*, 2011, 15(4): 371-379.
- [17] CHUN S W, LIM C Y, KIM K, et al. The relationships between low back pain and lumbar lordosis: a systematic review and meta-analysis[J]. *Spine J*, 2017, 17(8): 1180-1191.
- [18] CELESTRE P C, DIMAR J R, GLASSMAN S D. Spinopelvic parameters: lumbar lordosis, pelvic incidence, pelvic tilt, and sacral slope: what does a spine surgeon need to know to plan a lumbar deformity correction?[J]. *Neurosurg Clin N Am*, 2018, 29(3): 323-329.
- [19] CHAN A K, SHARMA V, ROBINSON L C, et al. Summary of guidelines for the treatment of lumbar spondylolisthesis[J]. *Neurosurg Clin N Am*, 2019, 30(3): 353-364.
- [20] 周乾坤, 牛国旗, 刘路坦, 等. 腰椎间盘突出症与X线片测量指标的相关性研究[J]. *中国骨与关节损伤杂志*, 2019, 34(11): 1136-1139.
- ZHOU Q K, NIU G Q, LIU L T, et al. Correlation between lumbar disc herniation and X-ray measurement indexes[J]. *Chinese Journal of Bone and Joint Injury*, 2019, 34(11): 1136-1139.
- [21] OKPALA F O. Lumbar lordotic change and its fulcrum in low back pain disorders: radiographic evaluation[J]. *Niger J Clin Pract*, 2020, 23(11): 1530-1535.
- [22] ZHANG J, LOU E, SHI X, et al. A computer-aided Cobb angle measurement method and its reliability[J]. *J Spinal Disord Tech*, 2010, 23(6): 383-387.
- [23] LODER R T, SPIEGEL D, GUTKNECHT S, et al. The assessment of intraobserver and interobserver error in the measurement of noncongenital scoliosis in children r10 years of age[J]. *Spine J*, 2004, 29(22): 2548-2553.
- [24] MOK J M, BERVEN S H, DIAB M, et al. Comparison of observer variation in conventional and three digital radiographic methods used in the evaluation of patients with adolescent idiopathic scoliosis[J]. *Spine J*, 2008, 33(6): 681-686.
- [25] LAFAGE R, FERRERO E, HENRY J K, et al. Validation of a new computer-assisted tool to measure spino-pelvic parameters[J]. *Spine J*, 2015, 15(12): 2493-2502.
- [26] PEEK N, COMBI C, MARIN R, et al. Thirty years of artificial intelligence in medicine (AIME) conferences: a review of research themes[J]. *Artif Intell Med*, 2015, 65(1): 61-73.
- [27] GANDHI S, MOSLEH W, SHEN J, et al. Automation, machine learning, and artificial intelligence in echocardiography: a brave new world[J]. *Echocardiography*, 2018, 35(9): 1402-1418.
- [28] VAN G B. Fifty years of computer analysis in chest imaging: rulebased, machine learning, deep learning[J]. *Radiol Phys Technol*, 2017, 10(1): 23-32.
- [29] THRALL J H, LI X, LI Q, et al. Artificial intelligence and machine learning in radiology: opportunities, challenges, pitfalls, and criteria for success[J]. *J Am Coll Radiol*, 2018, 15(3 Pt B): 504-508.
- [30] BERG H E. Will intelligent machine learning revolutionize orthopedic imaging?[J]. *Acta Orthop*, 2017, 88(6): 577.
- [31] HEO M S, KIM J E, HWANG J J, et al. Artificial intelligence in oral and maxillofacial radiology: what is currently possible? [J]. *Dentomaxillofac Radiol*, 2021, 50(3): 20200375.
- [32] DO S, SONG K D, CHUNG J W. Basics of deep learning: a radiologist's guide to understanding published radiology articles on

- deep learning[J]. Korean J Radiol, 2020, 21(1): 33-41.
- [33] PEDERSEN C F, ANDERSEN M Ø, CARREON L Y, et al. Applied machine learning for spine surgeons: predicting outcome for patients undergoing treatment for lumbar disc herniation using PRO data[J]. Global Spine J, 2020. DOI:10.1177/2192568220967643.
- [34] LI Y, LIANG W, ZHANG Y L, et al. Automatic lumbar vertebrae detection based on feature fusion deep learning for partial occluded C-arm X-ray images[J]. Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc, 2016, 2016: 647-650.
- [35] AZIMI P, MOHAMMADI H R, BENZEL E C, et al. Use of artificial neural networks to predict recurrent lumbar disk herniation[J]. J Spinal Disord Tech, 2015, 28(3): 161-165.
- [36] SA R, OWENS W, WIEGAND R, et al. Fast scale-invariant lateral lumbar vertebrae detection and segmentation in X-ray images[J]. Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc, 2016, 2016: 1054-1057.
- [37] SA R, OWENS W, WIEGAND R, et al. Intervertebral disc detection in X-ray images using faster R-CNN[J]. Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc, 2017, 2017: 564-567.
- [38] CHO B H, KAJI D, CHEUNG Z B, et al. Automated measurement of lumbar lordosis on radiographs using machine learning and computer vision[J]. Global Spine J, 2020, 10(5): 611-618.
- [39] HORNG M H, KUOK C P, FU M J, et al. Cobb angle measurement of spine from X-Ray images using convolutional neural network[J]. Comput Math Methods Med, 2019, 2019: 6357171.
- [40] 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.
- [41] SCHWARTZ J T, CHO B H, TANG P, et al. Deep learning automates measurement of spinopelvic parameters on lateral lumbar radiographs[J]. Spine, 2021, 46(12): E671-E678.
- [42] PARIS M T. Body composition analysis of computed tomography scans in clinical populations: the role of deep learning[J]. Lifestyle Genom, 2020, 13(1): 28-31.
- [43] FAN G, LIU H, WANG D, et al. Deep learning-based lumbosacral reconstruction for difficulty prediction of percutaneous endoscopic transforaminal discectomy at L5/S1 level: a retrospective cohort study[J]. Int J Surg, 2020, 82: 162-169.
- [44] HUANG J, SHEN H, WU J, et al. Spine explorer: a deep learning based fully automated program for efficient and reliable quantifications of the vertebrae and discs on sagittal lumbar spine MR images[J]. Spine J, 2020, 20(4): 590-599.
- [45] NATALIA F, MEIDIA H, AFRILIANA N, et al. Automated measurement of anteroposterior diameter and foraminal widths in MRI images for lumbar spinal stenosis diagnosis[J]. PLoS One, 2020, 15(11): e0241309.
- (编辑:陈丽霞)