

人工智能在疾病诊疗中的应用专题 II

综述

深度学习技术在退行性脊髓型颈椎病中的应用研究进展

宋乾波, 杜迁, 曾彦, 陆远铭, 廖文星, 赵东, 曹广如*

遵义医科大学第二附属医院骨外科, 贵州遵义 563000

[中图分类号] R68; TP29 [文献标志码] A [DOI] 10.11855/j.j.issn.0577-7402.1106.2025.0121

[声明] 本文所有作者声明无利益冲突

[引用本文] 宋乾波, 杜迁, 曾彦, 等. 深度学习技术在退行性脊髓型颈椎病中的应用研究进展[J]. 解放军医学杂志, 2025, 50(10): 1256-1262.

[收稿日期] 2024-07-21 [录用日期] 2024-09-22 [上线日期] 2025-01-21

[摘要] 退行性脊髓型颈椎病(DCM)是颈椎退行性变导致脊髓受压的一类疾病,是成年人脊髓功能障碍的主要病因之一,其发病率在全球范围内呈上升趋势。DCM晚期可因脊髓损伤导致患者瘫痪,故对其进行快速、有效且准确的医学诊断具有重要的临床意义。深度学习(DL)技术可通过分析处理大量影像数据,提取病变区域的特征,辅助医师对DCM进行快速准确的诊断。近年来,借助DL算法模型开展DCM相关研究已成为智能化医学发展的热点。本文回顾国内外文献,总结DL技术在DCM辅助诊断、预后评估等方面的研究进展与应用情况,旨在为临床实践中DCM的智能化诊断提供参考。

[关键词] 深度学习; 退行性脊髓型颈椎病; 人工智能; 神经网络

Progress of the application of deep learning in degenerative cervical myelopathy

Song Qian-Bo, Du Qian, Zeng Yan, Lu Yuan-Ming, Liao Wen-Xing, Zhao Dong, Cao Guang-Ru*

Department of Orthopedics, the Second Affiliated Hospital of Zunyi Medical University, Zunyi, Guizhou 563000, China

*Corresponding author, E-mail: caoguangru2003@163.com

This work was supported by the Guizhou Province Education Institution Teaching Content and Curriculum Reform Project (SJJG2022-02-182)

[Abstract] Degenerative cervical myelopathy (DCM) is a group of diseases caused by cervical spine degeneration that compresses the spinal cord. It is a major cause of spinal cord dysfunction in adults, and its incidence is increasing globally. In the late stage, DCM could lead to paralysis due to spinal cord injury, which makes rapid, effective, and accurate medical diagnosis clinically significant. Deep learning (DL) technology can assist physicians in the rapid and accurate diagnosis of DCM by analyzing and processing a large amount of imaging data to extract features of the affected regions. In recent years, DL algorithm models have been leveraged for DCM-related research, which has become a focal point of intelligent medical development. In this review, domestic and international literature is surveyed, and the research progress and application of DL technology in the auxiliary diagnosis and prognosis evaluation of DCM are systematically summarized, aiming to provide a reference for intelligent diagnosis in clinical practice.

[Key words] deep learning; degenerative cervical myelopathy; artificial intelligence; neural networks

退行性脊髓型颈椎病(degenerative cervical myelopathy, DCM)是一类与颈椎退行性变相关的先天性与获得性疾病,包括脊髓型颈椎病(cervical spondylotic myelopathy, CSM)、后纵韧带骨化(ossification of the posterior longitudinal ligament, OPLL)和退行性椎间盘疾病(degenerative disc disease, DDD)等^[1-4]。

DCM早期表现为颈肩部、肢体麻木、感觉障碍等,而晚期慢性脊髓压迫可严重影响神经功能并导致患者残疾^[5],故DCM的早期诊断尤为重要^[6-7]。DCM起病较隐匿^[8],初始表现为轻微的肢感觉异常,容易被忽视^[9]。部分患者对髌腱反射、踝阵挛、手指屈肌反射(Hoffmann反射)、巴宾斯基(Babinski)征等

[基金项目] 贵州省高等学校教学内容和课程体系改革项目(SJJG2022-02-182)

[作者简介] 宋乾波, 硕士研究生, 主要从事脊柱疾病方面的临床研究

[通信作者] 曹广如, E-mail: caoguangru2003@163.com

锥体束征病理反射的敏感性不足,在临床诊断过程中可能未出现DCM的重要体征^[10-11]。而部分医师在识别患者颈部疼痛和僵硬、失衡、尿失禁等非特异性症状方面缺乏经验^[12],难以及时诊断DCM。影像学检查可在临床症状、体征不明显时发现骨性结构异常、脊髓受压及早期脊髓变性等,通过X线、磁共振成像(magnetic resonance imaging, MRI)和计算机断层扫描(computed tomography, CT)等实现DCM的筛查及确诊,因此,影像学检查在DCM的早期诊断中极为重要;而深度学习(deep learning, DL)技术为高效、精准的影像分析提供了可能性。DL可从不同的医学影像中准确地自动识别和量化DCM的特征,如脊髓压迫、椎间盘膨出等,从而辅助医师在更短的时间内做出准确诊断。

1 DL的概念

Hinton等^[13]于2006年提出DL的概念。DL为机器学习中的一个子集,是对人工神经网络的扩展,即以人脑的工作方式为灵感,利用深度神经网络模拟大脑的信息处理方式,构建深层人工神经网络模拟人类的学习过程^[14]。DL在医学影像分析中较传统机器学习方法更具优势^[15],具有较多的隐藏层和人工神经元,可扩展更多数据,且不依赖人工标注数据,能自动捕获图像的局部结构,发现并学习有用的特征^[16]。此外,DL在医学图像分析中具有较高的精准度。有研究表明,DL在识别和定位骨折方面已达到专业医师的水平^[17],椎体定位的准确度和特异度均较高^[18]。DL在图像分析处理中的出色表现源于卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)。CNN是一种专用于处理和分析图像数据的DL算法^[19],在图像数据处理方面有着重要作用^[20]。作为一种快速发展的技术,CNN已成功应用于多个领域,包括医学图像分析^[21-22]、计算机辅助诊断^[23-25]、疾病检测及分类^[26-28]等。

2 DL在DCM筛查中的应用

10s握持和释放(10-second grip and release, 10-sG&R)测试是早期筛查DCM的常用方法^[29-31],有助于及时发现疾病并进行治疗,防止疾病进一步恶化导致的进行性神经功能下降甚至四肢瘫痪。传统的10-sG&R测试需要相机或可穿戴传感器等专业设备,但这些设备难以获得且安装及测试的时间较长^[32]。

Ye等^[33]将DL应用于10-sG&R测试中,命名为DL增强的握持和释放测试(deep learning-enhanced hand grip and release test, DL-HGRT),并评估其对于DCM的诊断性能;该研究纳入508例DCM患者与1194例非DCM患者,使用倾向评分匹配(propensity score

matching, PSM)法以最大限度地减少与年龄和性别相关的混杂效应;患者通过执行快速、完整的抓握和释放动作,使用DL模型计算循环数(G&R循环总数)、最长时间(在G或R循环中观察到的最长持续时间)、最短时间(在G或R循环中观察到的最短持续时间)等参数,利用受试者操作特征(receiver operator characteristic, ROC)曲线下面积(area under curve, AUC)评估DL-HGRT模型对DCM的诊断性能;结果显示,在对年龄和性别进行PSM后,DL-HGRT模型的AUC为0.83,可有效准确地诊断DCM。此外,传统10-sG&R测试中使用时间范围为10s,在不影响诊断性能的情况下,DL-HGRT模型能将时间缩短到6s,可在各种环境下使用且无需额外设备,具有较强的DCM筛查潜力,未来可作为DCM远程筛查、监测和随访的工具。

Tamai等^[34]开发的DL模型通过颈椎X线图像检测退行性椎管狭窄引起的脊髓压迫,可识别X线影像上的可疑压迫,准确率优于有经验的脊柱外科医师。Chae等^[35]开发了一种基于DL的颈椎OPLL诊断模型,并对其能否提高X线平片诊断颈椎OPLL的准确性进行分析;将207例OPLL患者的915张颈椎侧位X线片作为训练集开发训练DL模型,100例OPLL患者和100例非OPLL患者的200张颈椎侧位X线片作为测试集,利用AUC评估模型的诊断性能;结果显示,相较于放射科医师,该模型有更高的诊断准确率,在椎体级别的分析中,DL模型的AUC为0.854,高于6名观察者(2名放射科住院医师、2名放射科研究员和2名放射科医师)的平均AUC(0.826);在基于患者水平数据分析中,DL模型的AUC为0.851,6名观察者的平均AUC为0.841。综上,DL模型在未来可成为筛查DCM的工具,其与X线图像的结合可减少对于MRI的需求,降低医疗成本。

3 DL在DCM辅助诊断中的应用

影像学检查是DCM诊断中的关键一环。DL模型可通过学习大量医学影像数据中的椎体边界等特征来自动分割影像中的脊髓及其周围结构,并对影像中的脊髓压迫等病理特征进行自动化识别,能发现临床医师忽视的微小差异^[36-37],实现对DCM的早期准确诊断。有研究表明,DL模型对椎骨的自动分割具有较高的准确率和稳定性,在识别脊柱病变、退行性脊柱疾病等方面的准确率可媲美甚至超过经验丰富的放射科医师^[38-41]。

MRI是诊断和评估DCM进展的金标准^[42],其得出的脊髓压迫证据在DCM的诊断中具有核心作用。Merali等^[43]开发了一种结合T₂加权MRI扫描的DL模型用于检测DCM患者的颈椎脊髓压迫;收集201例

患者的6588张图像作为训练数据集训练DL模型,88例患者的2991张图像作为测试数据集评估DL模型的性能;结果显示,该模型的AUC为0.94,敏感度为0.88,特异度为0.89,表明其对脊髓压迫的诊断具有良好的准确性,在DCM辅助诊断方面具有巨大的应用潜力。

3.1 DL在CSM辅助诊断中的应用 CSM是成人中常见的脊髓损伤形式^[8,44],通常指椎间盘、韧带结构、小关节等退行性改变引起颈椎间盘突出或颈椎骨刺形成,压迫神经并导致脊髓功能异常的情况^[45-46]。X线图像对CSM的早期诊断具有较高价值^[47]。Lee等^[48]报道了利用DL模型通过颈椎外侧X线片诊断CSM的可行性;该研究回顾性收集207例患者(96例CSM患者,111例非CSM患者)的颈椎侧位X线图像作为输入图像数据,随机选择其中145张作为训练数据集,其余62张作为测试数据集;结果显示,该模型的诊断准确率较高,为0.871,AUC为0.864,可有效辅助医师诊断CSM。

除影像学检查外,DL模型联合脑电信号检测已用于疾病的诊断和评估^[49-50]。Li等^[51]提出一种基于卷积神经网络-长短期记忆网络(convolutional neural network with long short-term memory networks, CNN-LSTM)的DL模型,对CSM患者和正常受试者进行脑电图检查;结果显示,该模型可从CNN提取的脑电图特征中学习序列特征,捕捉个体间的细微差异,其表现优于传统CNN模型,可有效辅助诊断CSM。

3.2 DL在颈椎OPLL辅助诊断中的应用 OPLL是一种罕见且严重的DCM病变,其特征为在颈椎后纵韧带区域出现韧带钙化或骨化,可发生在颈椎到腰椎的任何水平并引起神经功能损害,常表现为感觉运动症状^[52]。Ogawa等^[53]利用基于CNN的DL模型诊断颈椎OPLL,并与脊柱外科医师诊断的准确性进行比较;该研究收集50例OPLL患者和50例行X线检查的对照患者(因腰椎疾病接受手术且表现为无症状颈椎退行性变)的垂直、屈曲和伸展位颈椎X线片,随机抽取40例OPLL患者和40例对照患者的颈椎X线片作为模型的训练集,其余作为验证集,利用AUC评估该模型的性能;结果显示,该模型的准确度更高,准确率为90%,敏感度为80%,特异度为100%,而脊柱外科医师通过X线片对OPLL诊断的准确率为75%,敏感度为80%,特异度为70%。Miura等^[54]开发了一种基于CNN的DL模型,利用颈椎X线片自动检测OPLL,其诊断准确率为86%,高于5名脊柱外科医师的平均诊断准确率(81%)。上述研究结果表明,DL模型与X线结合可识别颈椎的骨化区域,辅助医师诊断颈椎OPLL。此外,Qu等^[55]

利用DL技术,通过MRI鉴别诊断OPLL和多节段退行性椎管狭窄,构建残差网络(residual network, ResNet)101模型,评估该模型的性能并与3名脊柱外科医师的诊断准确性进行比较;结果显示,该模型对OPLL的诊断准确率为0.977,AUC为0.971;ResNet101模型在准确性、敏感度和特异度方面均优于对照组的3名脊柱外科医师,表明其在鉴别颈椎OPLL和多节段退行性椎管狭窄方面具有较高的准确性,且具有辅助诊断其他脊柱疾病的潜力,未来或能帮助外科医师辅助诊断其他脊柱病变。

3.3 DL在颈椎DDD辅助诊断中的应用 颈椎DDD指颈部椎间盘由于老化、损伤或其他原因发生的退行性改变,其患病率随着年龄的增长而增高。目前MRI被认为是评估DDD最敏感的方法^[56]。有研究利用DL模型识别T₂加权MRI图像中的腰椎DDD,并评估将腰椎数据集中生成的DL模型迁移应用于颈椎DDD的可能性^[57];该研究从三家医院回顾性收集了804例腰椎DDD患者的T₂加权MRI扫描图像,随机将医院I中456例患者的MRI图像作为训练数据集,其余134例患者的MRI图像作内部验证数据集,将医院II(100例)、III(114例)中患者的MRI图像作为外部验证数据集,用于评估模型的诊断性能;结果显示,该模型通过矢状面和横断面MRI图像诊断腰椎DDD的准确率分别为0.971和0.948,将其迁移应用于颈椎DDD的诊断中,诊断准确率分别达到0.974和0.942,表现出良好的稳定性。

Ma等^[58]开发了名为更快区域卷积神经网络(Faster R-CNN)的DL模型,通过MRI图像诊断颈椎DDD;该研究回顾性收集了1500例患者的MRI图像,随机将1200例患者的MRI图像作为训练数据集,300例作为验证数据集,从1500例患者MRI图像中随机抽取500张作为测试数据集用于评估模型的诊断性能;结果显示,Faster R-CNN的诊断准确率可达0.886,识别每张图像的时间为0.22s,表现出良好的诊断准确性和诊断速度。

上述研究结果提示,DL技术对DCM具有良好的诊断准确性(表1),为脊柱损伤的辅助诊断开辟了新的途径。

4 DL在DCM预后评估中的应用

DCM的预后评估有助于医师制定合适的治疗与预后管理方案。弥散张量成像(diffusion tensor imaging, DTI)已被证实对CSM具有预后评估价值^[59],但DTI特征的手动分析复杂且耗时。有学者将基于VGG16网络的DL模型用于分析DTI,比较并验证模型对CSM预后的评估性能;结果显示,该模型出现了过拟合问题,预测CSM预后的准确率为

表1 利用深度学习(DL)模型辅助诊断不同类型退行性脊髓型颈椎病(DCM)的相关研究

Tab.1 Related studies on using deep learning (DL) models to assist in the diagnosis of different types of degenerative cervical myelopathy (DCM)

研究团队	国家	样本量(例)	模型类型	疾病指标	结果/结论
Merali等 ^[43]	加拿大	289	CNN	检测DCM患者的颈椎脊髓压迫	该模型AUC为0.94, 敏感度为0.88, 特异度为0.89
Lee等 ^[48]	韩国	207	CNN	辅助诊断CSM	该模型的诊断准确率为0.871, AUC为0.864
Li等 ^[51]	中国	92	CNN-LSTM	辅助诊断CSM	该模型的表现优于传统CNN模型, 可有效辅助诊断CSM
Ogawa等 ^[53]	日本	50	CNN	辅助诊断OPLL	该模型的诊断准确率为0.90, 敏感度为0.80, 特异度为1.00
Miura等 ^[54]	日本	680	CNN	辅助诊断OPLL	该模型的诊断准确率为0.86, 高于对照组的0.81
Qu等 ^[55]	中国	684	ResNet101	辅助诊断OPLL	该模型对OPLL的诊断准确率为0.977, AUC为0.971, 优于对照组的3名脊柱外科医师
Yi等 ^[57]	中国	804	DL	辅助诊断DDD	该模型在矢状面和横断面MRI图像上对颈椎DDD的诊断准确率分别达到0.974和0.942
Ma等 ^[58]	中国	1500	Faster R-CNN	辅助诊断DDD	该模型的诊断准确率为0.886, 识别每张图像的时间为0.22 s, 表现出良好的诊断准确性和诊断速度

CSM. 脊髓型颈椎病; OPLL. 后纵韧带骨化; DDD. 退行性椎间盘疾病; CNN. 卷积神经网络; ResNet. 残差网络; CNN-LSTM. 具有长短期记忆网络的卷积神经网络; Faster R-CNN. 更快区域卷积神经网络; AUC. 受试者操作特征曲线下面积

59.2%±3.8%, 低于k-最近邻算法、径向基函数支持向量机等机器学习模型的85.6%±1.4%和89.7%±1.6%^[60]。该研究证实了应用人工智能分析DTI预测CSM预后的可行性和有效性。随着技术的进步, DL模型在CSM预后分析中的应用潜力将持续增强。

4.1 术后融合评估 颈椎前路椎间盘切除减压椎间融合术(anterior cervical discectomy and fusion, ACDF)是目前治疗DCM常用的手术方式^[61], 术后椎体之间的融合情况是评估ACDF是否成功的重要指标。椎体之间未融合良好(如颈椎不稳定、神经症状未缓解等)表明手术效果不佳^[62]; 融合良好则表明术后康复情况较理想, 对术后疼痛控制、生活质量的改善以及重返日常生活具有重要意义。ACDF术后融合情况的评估依赖于医师对影像的主观判断, 不同医师的评估结果可能存在差异; 而DL模型通过训练大量标注数据, 可自动、准确地分析影像并提供客观的评估结果, 显著减少人为误差。

脊柱CT是术后融合评估的常用工具, 但可能存在辐射过度暴露的风险^[63-64]。利用DL可辅助外科医师根据放射影像学结果确定ACDF术后的融合或骨不连情况, 且增加辐射暴露。有学者收集187例ACDF术后患者的颈椎X线图像, 随机将其中130例作为训练数据集、其余57例作为验证数据集评估该模型检测ACDF术后融合状态的准确性^[65]; 结果显示, 该DL模型对术后融合情况的诊断准确率较高, 为0.895, AUC为0.889, 可作为伪关节形成的辅助诊断工具, 有助于外科医师评估ACDF术后融合情况。

棘突间运动(interspinous motion, ISM)是评估ACDF术后功能融合状态的代表性方法。有学者开发了一种基于CNN的DL模型, 用于测量接受过

ACDF手术患者的ISM^[66]; 该研究收集健康成年人的150张侧位颈椎X线影像训练DL模型, 106张ACDF术后患者的动态屈伸X线影像对模型进行分析和验证; 结果显示, 该模型对ISM具有良好的测量能力, 测量准确率达到0.992, 可在临床上辅助医师评估ACDF术后的节段运动与功能融合状态。

4.2 术后风险预测 DL模型还可评估DCM术后并发症的发生风险, 通过整合患者的临床数据、影像学检查结果及基因信息等多源数据, 从中识别出医师易忽略或难以发现的潜在重要特征, 提高风险预测的精确度, 并建立准确的并发症预测模型。Rodrigues等^[67]将传统的机器学习模型(包括逻辑回归和支持向量机)与DL模型应用于176 816例ACDF术后患者的大型数据集以预测ACDF术后情况, 并对两种模型的术后并发症预测结果进行比较; 结果显示, 基于深度神经网络的DL模型AUC为0.832, 高于机器学习模型的0.820, 表明DL模型可利用术前确定的信息预测患者术后并发症的发生风险。

Ito等^[68]利用DL模型预测颈椎OPLL术后的并发症发生情况, 通过学习478例患者的术前背景、临床症状、外科手术和影像学检查结果, 构建预测整体术后并发症和神经系统并发症的机器学习模型和DL模型, 并比较二者的预测性能。结果显示, DL模型的预测准确率与机器学习模型相当, 对于整体术后并发症该模型的预测准确率为0.746, 机器学习模型为0.741; 对于神经系统并发症, DL模型的预测准确率为0.917, 高于机器学习模型的0.901。

上述研究结果表明, 利用DL模型对DCM的预后进行评估是可行的, 且具有良好的性能(表2)。

表2 利用深度学习(DL)模型对退行性脊髓型颈椎病(DCM)的预后评估研究

Tab.2 Prognostic evaluation of degenerative cervical myelopathy (DCM) using deep learning (DL) models

研究团队	国家	样本量 (例)	模型类型	疾病指标	结果/结论
Jin等 ^[60]	中国	50	VGG16	CSM的预后评估	该DL模型的准确率为0.592±0.038, 低于传统机器学习模型
Park等 ^[65]	韩国	187	CNN	ACDF术后融合评估	该模型对术后融合情况的诊断准确率较高, 为0.895, AUC为0.889
Ham等 ^[66]	韩国	256	CNN	ACDF术后融合评估	该模型对ISM有良好的测量能力, 测量准确率达0.992
Rodrigues等 ^[67]	美国	176 816	DNN	DCM术后并发症风险评估	该模型AUC为0.832, 高于机器学习模型的0.820
Ito等 ^[68]	日本	478	DL	OPLL患者术后并发症风险评估	DL模型的预测准确性与机器学习模型相当, 对于神经系统并发症, DL模型的预测准确性优于机器学习模型

CSM. 脊髓型颈椎病; OPLL. 后纵韧带骨化; CNN. 卷积神经网络; AUC. 受试者操作特征曲线下面积; VGG. 视觉几何群网络; DNN. 深度神经网络; ACDF. 颈椎前路去除椎间盘融合术

5 总结与展望

DL模型在DCM的辅助诊断和预后评估等方面均展现出巨大的潜力。在筛查方面, DL模型在不依赖专业设备的情况下可更快、更准确地识别DCM的特征, 有望减少延迟诊断的发生及降低筛查的医疗成本。DL模型辅助诊断DCM的准确率较高, 诊断性能甚至优于外科医师, 未来可成为DCM辅助诊断、远程筛查的工具。在预后评估等方面, 通过分析患者的术前信息及医学影像, DL模型可有效预测术后并发症并评估患者预后。DL技术揭示了未来的医疗服务模式, 可实现技术与医疗的完美结合。但目前DL技术在DCM中的应用仍处于起步阶段, 面临诸多挑战, 如高质量医疗数据获取困难^[69]、获取的数据集代表性不足^[43]、收集和标记高质量的影像数据耗时长^[70]以及“黑箱”^[71]等问题, 但通过不断积累数据、改进DL模型、加强计算机科学家与脊柱外科医师之间的合作, 此类问题在未来有望得到有效解决。综上, DL技术在DCM中的应用可提高诊断的准确性、优化治疗方案及改善患者预后, 有望为DCM患者提供更为准确和个性化的医疗服务, 推动医学向智能化、精准化的方向发展。

【参考文献】

- [1] Nouri A, Tetreault L, Singh A, *et al.* Degenerative cervical myelopathy: epidemiology, genetics, and pathogenesis[J]. *Spine (Phila Pa 1976)*, 2015, 40(12): e675-e693.
- [2] Fehlings MG, Tetreault LA, Wilson JR, *et al.* Cervical spondylotic myelopathy: current state of the art and future directions[J]. *Spine (Phila Pa 1976)*, 2013, 38(22 Suppl 1): S1-S8.
- [3] Davies BM, Mowforth OD, Smith EK, *et al.* Degenerative cervical myelopathy[J]. *BMJ*, 2018, 360: k186.
- [4] Tetreault L, Goldstein CL, Arnold P, *et al.* Degenerative cervical myelopathy: a spectrum of related disorders affecting the aging spine[J]. *Neurosurgery*, 2015, 77(Suppl 4): S51-S67.
- [5] 王理想, 李春根, 柳根哲, 等. 颈椎前路Hybrid手术和颈椎后路单开门椎管扩大成形术治疗多节段脊髓型颈椎病临床疗

效分析[J]. *吉林大学学报(医学版)*, 2024, 50(1): 228-235.

- [6] Gibson J, Nouri A, Krueger B, *et al.* Degenerative cervical myelopathy: a clinical review[J]. *Yale J Biol Med*, 2018, 91(1): 43-48.
- [7] Brannigan J, Mowforth OD, Rogers M, *et al.* Osteopathy in the early diagnosis and management of degenerative cervical myelopathy: national survey[J]. *JMIR Form Res*, 2023, 7: e45248.
- [8] McCormick JR, Sama AJ, Schiller NC, *et al.* Cervical spondylotic myelopathy: a guide to diagnosis and management[J]. *J Am Board Fam Med*, 2020, 33(2): 303-313.
- [9] Yurac R, Matamala JM, Zamorano JJ, *et al.* Degenerative cervical myelopathy[J]. *Rev Med Chil*, 2022, 150(3): 339-352.
- [10] 刘磊, 宋飞霏, 马超, 等. 脚趾站立试验在退行性脊髓型颈椎病临床诊断中应用的可行性分析[J]. *中国骨与关节损伤杂志*, 2024, 39(1): 1-6.
- [11] Chikuda H, Seichi A, Takeshita K, *et al.* Correlation between pyramidal signs and the severity of cervical myelopathy[J]. *Eur Spine J*, 2010, 19(10): 1684-1689.
- [12] Gallagher DO, Taghlabi KM, Bondar K, *et al.* Degenerative cervical myelopathy: a concept review and clinical approach[J]. *Clin Spine Surg*, 2024, 37(1): 1-8.
- [13] Hinton GE, Osindero S, Teh YW. A fast learning algorithm for deep belief nets[J]. *Neural Comput*, 2006, 18(7): 1527-1554.
- [14] Batista-García-Ramó K, Fernández-Verdecia CI. What we know about the brain structure-function relationship[J]. *Behav Sci (Basel)*, 2018, 8(4): 39.
- [15] 黄夏璇, 陈咏梅, 袁师其, 等. 深度学习运用于胸腔X射线影像研究的文献计量学分析[J]. *医学新知*, 2023, 33(2): 91-99.
- [16] Luo Y, Tseng HH, Cui S, *et al.* Balancing accuracy and interpretability of machine learning approaches for radiation treatment outcomes modeling[J]. *BJR Open*, 2019, 1(1): 20190021.
- [17] Krogue JD, Cheng KV, Hwang KM, *et al.* Automatic hip fracture identification and functional subclassification with deep learning[J]. *Radiol Artif Intell*, 2020, 2(2): e190023.
- [18] Al Arif S, Knapp K, Slabaugh G. Fully automatic cervical vertebrae segmentation framework for X-ray images[J]. *Comput Methods Programs Biomed*, 2018, 157: 95-111.
- [19] Morrison S, Gatsonis C, Eloyan A, *et al.* Survival analysis using deep learning with medical imaging[J]. *Int J Biostat*, 2024, 20(1): 1-12.
- [20] Li Z, Liu F, Yang W, *et al.* A survey of convolutional neural networks: analysis, applications, and prospects[J]. *IEEE Trans Neural Netw Learn Syst*, 2022, 33(12): 6999-7019.

- [21] Vobugari N, Raja V, Sethi U, *et al.* Advancements in oncology with artificial intelligence-a review article[J]. *Cancers (Basel)*, 2022, 14(5): 1349.
- [22] Litjens G, Kooi T, Bejnordi BE, *et al.* A survey on deep learning in medical image analysis[J]. *Med Image Anal*, 2017, 42: 60-88.
- [23] Sun W, Tseng TB, Zhang J, *et al.* Enhancing deep convolutional neural network scheme for breast cancer diagnosis with unlabeled data[J]. *Comput Med Imaging Graph*, 2017, 57: 4-9.
- [24] Ma J, Wu F, Zhu J, *et al.* A pre-trained convolutional neural network based method for thyroid nodule diagnosis[J]. *Ultrasonics*, 2017, 73: 221-230.
- [25] Yang Y, Feng X, Chi W, *et al.* Deep learning aided decision support for pulmonary nodules diagnosing: a review[J]. *J Thorac Dis*, 2018, 10(Suppl 7): S867-S875.
- [26] Anthimopoulos M, Christodoulidis S, Ebner L, *et al.* Lung pattern classification for interstitial lung diseases using a deep convolutional neural network[J]. *IEEE Trans Med Imaging*, 2016, 35(5): 1207-1216.
- [27] Sirinukunwattana K, Ahmed Raza SE, Tsang Y, *et al.* Locality sensitive deep learning for detection and classification of nuclei in routine colon cancer histology images[J]. *IEEE Trans Med Imaging*, 2016, 35(5): 1196-1206.
- [28] Yan Z, Zhan Y, Peng Z, *et al.* Multi-Instance deep learning: discover discriminative local anatomies for bodypart recognition[J]. *IEEE Trans Med Imaging*, 2016, 35(5): 1332-1343.
- [29] Ono K, Ebara S, Fuji T, *et al.* Myelopathy hand. new clinical signs of cervical cord damage[J]. *J Bone Joint Surg Br*, 1987, 69(2): 215-219.
- [30] Hosono N, Sakaura H, Mukai Y, *et al.* A simple performance test for quantifying the severity of cervical myelopathy[J]. *J Bone Joint Surg Br*, 2008, 90(9): 1210-1213.
- [31] Machino M, Ando K, Kobayashi K, *et al.* Cut off value in each gender and decade of 10-s grip and release and 10-s step test: a comparative study between 454 patients with cervical spondylotic myelopathy and 818 healthy subjects[J]. *Clin Neurol Neurosurg*, 2019, 184: 105414.
- [32] Koyama T, Fujita K, Watanabe M, *et al.* Cervical myelopathy screening with machine learning algorithm focusing on finger motion using noncontact sensor[J]. *Spine (Phila Pa 1976)*, 2022, 47(2): 163-171.
- [33] Ye Y, Chang Y, Wu W, *et al.* Deep learning-enhanced hand grip and release test for degenerative cervical myelopathy: shortening assessment duration to 6 seconds[J]. *Neurospine*, 2024, 21(1): 46-56.
- [34] Tamai K, Terai H, Hoshino M, *et al.* Deep learning algorithm for identifying cervical cord compression due to degenerative canal stenosis on radiography[J]. *Spine (Phila Pa 1976)*, 2023, 48(8): 519-525.
- [35] Chae HD, Hong SH, Yeoh HJ, *et al.* Improved diagnostic performance of plain radiography for cervical ossification of the posterior longitudinal ligament using deep learning[J]. *PLoS One*, 2022, 17(4): e0267643.
- [36] Saeed MU, Dikaios N, Dastgir A, *et al.* An automated deep learning approach for spine segmentation and vertebrae recognition using computed tomography images[J]. *Diagnostics (Basel)*, 2023, 13(16): 2658.
- [37] Das P, Pal C, Acharyya A, *et al.* Deep neural network for automated simultaneous intervertebral disc (IVDs) identification and segmentation of multi-modal MR images[J]. *Comput Methods Programs Biomed*, 2021, 205: 106074.
- [38] Lessmann N, van Ginneken B, de Jong PA, *et al.* Iterative fully convolutional neural networks for automatic vertebra segmentation and identification[J]. *Med Image Anal*, 2019, 53: 142-155.
- [39] Chen Y, Mo Y, Readie A, *et al.* VertXNet: an ensemble method for vertebral body segmentation and identification from cervical and lumbar spinal X-rays[J]. *Sci Rep*, 2024, 14(1): 3341.
- [40] 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.
- [41] Nozawa K, Maki S, Furuya T, *et al.* Magnetic resonance image segmentation of the compressed spinal cord in patients with degenerative cervical myelopathy using convolutional neural networks[J]. *Int J Comput Assist Radiol Surg*, 2023, 18(1): 45-54.
- [42] Marie-Hardy L, Pascal-Moussellard H. Degenerative cervical myelopathy[J]. *Rev Neurol (Paris)*, 2021, 177(5): 490-497.
- [43] Merali Z, Wang JZ, Badhiwala JH, *et al.* A deep learning model for detection of cervical spinal cord compression in MRI scans[J]. *Sci Rep*, 2021, 11(1): 10473.
- [44] New PW, Cripps RA, Bonne Lee B. Global maps of non-traumatic spinal cord injury epidemiology: towards a living data repository[J]. *Spinal Cord*, 2014, 52(2): 97-109.
- [45] Tracy JA, Bartleson JD. Cervical spondylotic myelopathy[J]. *Neurologist*, 2010, 16(3): 176-187.
- [46] Choi SH, Kang CN. Degenerative cervical myelopathy: pathophysiology and current treatment strategies[J]. *Asian Spine J*, 2020, 14(5): 710-720.
- [47] Lebl DR, Bono CM. Update on the diagnosis and management of cervical spondylotic myelopathy[J]. *J Am Acad Orthop Surg*, 2015, 23(11): 648-660.
- [48] Lee GW, Shin H, Chang MC. Deep learning algorithm to evaluate cervical spondylotic myelopathy using lateral cervical spine radiograph[J]. *BMC Neurol*, 2022, 22(1): 147.
- [49] Ding X, Nie W, Liu X, *et al.* Compact convolutional neural network with multi-headed attention mechanism for seizure prediction[J]. *Int J Neural Syst*, 2023, 33(3): 2350014.
- [50] Jia H, Xiao Z, Ji P. End-to-end fatigue driving EEG signal detection model based on improved temporal-graph convolution network[J]. *Comput Biol Med*, 2023, 152: 106431.
- [51] Li S, Yang B, Dou Y, *et al.* Aided diagnosis of cervical spondylotic myelopathy using deep learning methods based on electroencephalography[J]. *Med Eng Phys*, 2023, 121: 104069.
- [52] Koike Y, Takahata M, Nakajima M, *et al.* Genetic insights into ossification of the posterior longitudinal ligament of the spine[J]. *Elife*, 2023, 12: e86514.
- [53] Ogawa T, Yoshii T, Oyama J, *et al.* Detecting ossification of the posterior longitudinal ligament on plain radiographs using a deep convolutional neural network: a pilot study[J]. *Spine J*, 2022, 22(6): 934-940.
- [54] Miura M, Maki S, Miura K, *et al.* Automated detection of cervical ossification of the posterior longitudinal ligament in plain lateral radiographs of the cervical spine using a convolutional neural network[J]. *Sci Rep*, 2021, 11(1): 12702.
- [55] Qu Z, Deng B, Sun W, *et al.* A convolutional neural network for automated detection of cervical ossification of the posterior

- longitudinal ligament using magnetic resonance imaging[J]. *Clin Spine Surg*, 2024, 37(3): E106-E112.
- [56] Suzuki A, Daubs MD, Hayashi T, *et al.* Patterns of cervical disc degeneration: analysis of magnetic resonance imaging of over 1000 symptomatic subjects[J]. *Global Spine J*, 2018, 8(3): 254-259.
- [57] Yi W, Zhao J, Tang W, *et al.* Deep learning-based high-accuracy detection for lumbar and cervical degenerative disease on T2-weighted MR images[J]. *Eur Spine J*, 2023, 32(11): 3807-3814.
- [58] Ma S, Huang Y, Che X, *et al.* Faster RCNN-based detection of cervical spinal cord injury and disc degeneration[J]. *J Appl Clin Med Phys*, 2020, 21(9): 235-243.
- [59] Shen C, Xu H, Xu B, *et al.* Value of conventional MRI and diffusion tensor imaging parameters in predicting surgical outcome in patients with degenerative cervical myelopathy[J]. *J Back Musculoskelet Rehabil*, 2018, 31(3): 525-532.
- [60] Jin R, Luk KD, Cheung J, *et al.* Prognosis of cervical myelopathy based on diffusion tensor imaging with artificial intelligence methods[J]. *NMR Biomed*, 2019, 32(8): e4114.
- [61] Williams J, D'Amore P, Redlich N, *et al.* Degenerative cervical myelopathy: evaluation and management[J]. *Orthop Clin North Am*, 2022, 53(4): 509-521.
- [62] Gruskay JA, Webb ML, Grauer JN. Methods of evaluating lumbar and cervical fusion[J]. *Spine J*, 2014, 14(3): 531-539.
- [63] Kim GU, Chang MC, Kim TU, *et al.* Diagnostic modality in spine disease: a review[J]. *Asian Spine J*, 2020, 14(6): 910-920.
- [64] Rhee JM, Chapman JR, Norvell DC, *et al.* Radiological determination of postoperative cervical fusion: a systematic review[J]. *Spine (Phila Pa 1976)*, 2015, 40(13): 974-991.
- [65] Park S, Kim JK, Chang MC, *et al.* Assessment of fusion after anterior cervical discectomy and fusion using convolutional neural network algorithm[J]. *Spine (Phila Pa 1976)*, 2022, 47(23): 1645-1650.
- [66] Ham DW, Choi YS, Yoo Y, *et al.* Measurement of interspinous motion in dynamic cervical radiographs using a deep learning-based segmentation model[J]. *J Neurosurg Spine*, 2023, 39(3): 329-334.
- [67] Rodrigues AJ, Schonfeld E, Varshneya K, *et al.* Comparison of deep learning and classical machine learning algorithms to predict postoperative outcomes for anterior cervical discectomy and fusion procedures with state-of-the-art performance[J]. *Spine (Phila Pa 1976)*, 2022, 47(23): 1637-1644.
- [68] Ito S, Nakashima H, Yoshii T, *et al.* Deep learning-based prediction model for postoperative complications of cervical posterior longitudinal ligament ossification[J]. *Eur Spine J*, 2023, 32(11): 3797-3806.
- [69] Greenspan H, van Ginneken B, Summers RM. Guest editorial deep learning in medical imaging: overview and future promise of an exciting new technique[J]. *IEEE Trans Med Imaging*, 2016, 35(5): 1153-1159.
- [70] Ker J, Wang L, Rao J, *et al.* Deep learning applications in medical image analysis[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 9375-9389.
- [71] Ford RA, Price WN. Privacy and accountability in black-box medicine[J]. *Mich Telecom Tech L Rev*, 2016, 23(1): 1-43.

(责任编辑: 纪方方)

解放军医学杂志®