

·综述·

人工智能在颈椎病诊断中的创新与突破

高鑫海^{1,2}, 何升华²

(1. 广州中医药大学第四临床医学院, 广东 广州 510000; 2. 深圳市中医院骨伤科二病区, 广东 深圳 518000)

摘要: 颈椎病是一种常见的脊柱退行性疾病,严重影响患者的生活质量,并可能导致严重的并发症。准确诊断和早期干预对于改善患者预后至关重要。然而,传统的诊断方法在精确性和效率方面存在不足,主要依赖于医生的主观判断和经验,容易导致误诊或漏诊。人工智能(AI)技术近年来在医学诊断领域展现出巨大的潜力,特别是在医学影像分析和病变识别方面。AI技术通过深度学习算法,如卷积神经网络(CNN),能够自动分割和识别影像数据中的病变区域,大幅提高了诊断的准确性和效率。本文综述了AI在颈椎病诊断中的最新研究进展,探讨了其在提高诊断精度和个性化治疗方面的应用潜力,同时分析了当前存在的挑战和未来研究方向,以推动AI技术在颈椎病诊断中的进一步发展和临床应用。

关键词: 人工智能; 颈椎病; 机器学习; 深度学习; 卷积神经网络

中图分类号: R681.5 文献标志码: A 文章编号: 1672-3554(2024)06-0961-07

DOI: 10.13471/j.cnki.j.sun.yat-sen.univ(med.sci).20241030.003

Artificial Intelligence Innovations and Breakthroughs in Cervical Spondulicks Diagnosis

GAO Xinhai^{1,2}, HE Shenghua²

(1. The Fourth Clinical Medical College Affiliated to Guangzhou University of Traditional Chinese Medicine, Guangzhou 510000, China; 2. Ward 2, Department of Orthopedics and Traumatology, Shenzhen Hospital of Traditional Chinese Medicine, Shenzhen 518000, China)

Correspondence to: HE Shenghua; E-mail: heshenghua99@163.com

Abstract: Cervical spondylosis is a common degenerative spinal disease that severely impacts patients' quality of life and may lead to serious complications. Accurate diagnosis and early intervention are crucial for improving patient outcomes. However, traditional diagnostic methods have limitations in precision and efficiency, primarily relying on clinicians' subjective judgment and experience, which can result in misdiagnosis or missed diagnosis. Recent advancements in artificial intelligence (AI) technology have shown significant potential in the field of medical diagnostics, particularly in medical imaging analysis and lesion identification. AI technologies, through deep learning algorithms such as convolutional neural networks (CNNs), can automatically segment and identify lesion areas in imaging data, significantly enhancing diagnostic accuracy and efficiency. This paper reviews the latest research developments in AI for cervical spondylosis diagnosis, explores its potential in improving diagnostic precision and personalized treatment, and analyzes the current challenges and future research directions to promote further development and clinical application of AI technologies in cervical spondylosis diagnosis.

Key words: artificial intelligence; cervical spondylosis; machine learning; deep learning; convolutional neural networks

[J SUN Yat-sen Univ (Med Sci), 2024, 45(6): 961-967]

收稿日期: 2024-08-18

录用日期: 2024-10-12

基金项目: 国家自然科学基金(82174397)

作者简介: 高鑫海, 第一作者, 研究方向: 中西医结合治疗脊柱疾病, E-mail: 1959187011@qq.com; 何升华, 通信作者, 主任中医师, E-mail: heshenghua99@163.com

颈椎病是一种常见的脊柱退行性疾病,发病率约为20%~30%^[1]。随着现代生活方式的改变,如长时间的低头工作和缺乏运动,颈椎病的发病率呈现出上升趋势,且发病年龄逐渐年轻化^[2]。这一疾病不仅影响患者的生活质量,还带来了沉重的医疗负担^[3]。因此,早期诊断和治疗颈椎病显得尤为重要。传统的颈椎病诊断方法存在明显的局限性。体格检查具有较强的主观性^[4],影像学对早期病变的识别能力有限^[5],并且其结果的解读需要专业的放射科医生的参与^[6],增加了诊断时间和成本。这些问题表明,传统诊断方法在提高诊断精度和效率方面仍存在不足。

人工智能(artificial intelligence, AI)技术在医疗领域的应用日益广泛,尤其在医学影像分析、临床决策支持系统和个性化治疗方案制定等方面,AI技术已经取得显著进展^[7]。以肿瘤检测为例,AI技术极大地提高了诊断的准确性和效率^[8]。在颈椎病诊断中,AI技术通过自动化影像分析、病变识别、量化分类及多模态数据融合等手段,为医生提供强有力的辅助,使病变的早期发现和个性化治疗成为可能^[9]。这些进展预示着AI技术将成为颈椎病诊断领域的重要工具,有望显著优化现有的诊断流程,提高诊断的准确性。

1 人工智能技术概述

人工智能(AI)作为一门模拟人类智能的学科,得益于计算能力的提升和大数据技术的广泛应用,其算法和系统日趋完善。特别是在深度学习领域,发展尤为迅速^[10]。随着卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)、递归神经网络(recursive neural network, RNN)和生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)等先进算法的提出,AI在处理医疗数据方面的能力显著增强^[11]。这些技术的发展不仅推动了AI在医疗诊断领域的应用,还为实现更精准的诊断提供了坚实的技术基础。

机器学习是AI的重要分支,核心目标是通过数据训练模型,使其具备对新数据的预测和分析能力^[12]。深度学习,作为机器学习的子领域,依托于多层神经网络,能够从数据中自动提取复杂特征,并在图像识别、自然语言处理等领域表现出色^[13]。在医疗领域,深度学习的CNN技术已广泛应用于

医学影像的分类和分割任务,如X线、CT、MRI等影像的病变检测^[14]。而RNN技术则在处理心电图、脑电图等时序数据方面展现了独特优势^[15]。这些先进的模型使AI能够从大量医疗数据中学习,不断提高诊断的准确性。

AI在医疗诊断领域的应用已有多项成功案例。在乳腺癌检测方面,AI模型通过分析乳腺X片,已达到甚至超越放射科医生的诊断水平^[16]。在眼科领域,AI技术通过分析视网膜图像,能够实现糖尿病视网膜病变的早期发现^[17]。这些成功的应用不仅证实了AI技术在医疗领域的巨大潜力,也为AI在颈椎病诊断中的应用提供了经验和参考。随着技术的进步和应用的深入,AI技术在医疗诊断领域,尤其是颈椎病诊断中的作用将日益凸显,为患者带来更精准和高效的医疗服务。

2 颈椎病的传统诊断方法及其局限性

2.1 病史采集和临床检查

传统的颈椎病诊断首先依赖于病史采集和临床检查。这一方法简单直接,通过询问和体检即可获得初步诊断信息,在资源有限的医疗环境中尤为重要^[18]。但其早期病变识别能力有限,诊断结果极大依赖于医生的经验,且症状的主观性较强,易受患者描述影响,可能导致误诊^[19]。研究表明,某些神经根受压严重的患者可能仅表现出轻微的颈部疼痛,而病史采集和临床检查可能难以准确识别类似情况^[20]。

2.2 影像学检查

影像学检查是诊断颈椎病的重要手段,包括X线、CT和MRI。X线能够提供颈椎骨骼结构的变化,如椎间盘退变、骨刺形成、椎体错位等^[21],然而,X线的局限性在于其只能提供骨骼的二维影像,对于软组织如椎间盘、神经根及脊髓的病变,X线成像的诊断能力不足^[22]。此外,X线成像对放射线的暴露要求严格,尤其在多次检查的患者中,放射线累积暴露可能增加健康风险^[23]。

CT扫描具有较高的分辨率,能清晰显示骨骼、椎管和椎间盘的位置及形态,在评估颈椎病中的骨质增生、椎管狭窄、椎间盘钙化等方面发挥重要作用^[24]。然而,CT对软组织的分辨率有限,且使用的

辐射剂量较高,因此在某些情况下可能不适合作为首选诊断工具^[25]。

MRI因其出色的软组织对比度和多参数成像能力,已成为颈椎病诊断中的首选工具之一^[26]。MRI可以提供清晰的椎间盘、神经根和脊髓的影像,能够检测出早期的椎间盘突出、脊髓压迫和其他软组织病变。尽管MRI在软组织成像方面具有无与伦比的优势,但其图像处理复杂,且与X线和CT相似,都依赖于医生的经验进行解读,在早期病变识别方面仍存在局限^[27]。

2.3 电生理诊断方法

电生理学检查如肌电图(electromyography, EMG)和神经传导速度(nerve conduction velocity, NCV)测试,常用于评估神经功能状态^[28]。这些方法通过记录肌肉和神经的电活动,帮助临床医生评估神经根或外周神经的功能状态,具有定量分析神经功能和辅助定位病变的优势^[29]。但电生理检查的操作复杂,结果的准确性依赖于操作人员的技术水平和经验^[30]。不同技术人员之间的操作差异可能导致结果的可重复性较差^[31]。特异性和敏感性仍然有限,尤其是在轻度神经压迫或早期病变时,电生理检查的结果可能不明显,导致假阴性^[30]。且电生理检查无法直接显示病变的解剖结构,限制了其在确诊中的作用^[32]。这些局限性使得电生理学检查在临床应用中更多地作为辅助诊断手段。

3 人工智能在颈椎病诊断中的应用

3.1 人工智能在影像分析中的应用

MRI以其卓越的软组织分辨率成为诊断颈椎病的重要工具。近年来,AI特别是基于深度学习的CNN技术,在MRI影像分析中的应用取得了显著进展。AI技术不仅能够提高诊断效率,还能够改善诊断的一致性和准确性,为颈椎病的早期诊断和个性化治疗提供了有力支持。相较于CT和MRI,X线检查成本较低,操作简便,可以作为颈椎病的初筛手段。AI与X线的结合也日渐成熟,有研究开发了基于ResNet-34的深度学习模型,从X光影像中诊断颈椎病,其分类准确率达到89.7%,而传统手动诊断仅68.3%,AI诊断明显优于传统手动诊断方法^[33]。

3.1.1 人工智能在椎间盘和脊髓影像中的自动分割 在颈椎病的诊断中,椎间盘的退变和脊髓的压

迫是两个关键的评估指标。传统的MRI影像解读通常依赖于放射科医生的经验,手动分割椎间盘和脊髓结构不仅费时,而且易受主观影响。经过大量标注数据的训练,AI技术中的CNN模型能够自动分割和识别MRI影像中的椎间盘和脊髓结构,大幅提高了分割的精度和效率^[34]。

Nozawa等^[35]开发的深度学习模型可自动分割颈椎MRI图像中的椎间盘和脊髓,并在多个独立数据集上验证了其高准确性和稳定性,模型的分割准确率超过了90%。研究表明,AI模型的分割结果与放射科医生的手动标注高度一致,且在病变区的识别上具有更高的敏感性。自动分割技术不仅有助于提高诊断效率,还能为后续的量化分析提供可靠的数据基础^[36]。

在颈椎病的诊断中,T2w-STIR序列能够清晰显示椎间盘退变、脊髓压迫及神经根受压情况。然而,该成像技术需要较长的扫描时间,患者难以长时间保持不动,容易产生运动伪影,影响诊断结果。在AI背景下,有研究者开发了一种基于T2w-STIR序列的深度学习重建方法,通过构建深度卷积神经网络,学习高质量图像与低质量图像之间的映射关系,能够在保持高分辨率和软组织对比度的同时,大幅缩短扫描时间。这种技术不仅降低了伪影的产生,还提升了图像质量,使医生能够更清晰地识别颈椎的病变区域,如椎间盘突出和脊髓压迫,为颈椎病的早期诊断和治疗提供了可靠的支持^[37]。

同时,自动分割算法结合超像素分割技术,能够在MRI影像中精确测量颈椎的矢状面平衡参数,如颈椎前凸角度和矢状位不平衡等^[38]。这些参数是评估脊柱排列和负重状态的重要指标,对术前手术方案的制定和术后康复监测具有重要意义。通过自动化分割和量化分析,医生可以获得更加精准的病情评估数据,提高诊断和治疗的科学性。

3.1.2 人工智能在病变识别和定量分析中的应用 AI技术不仅能够自动分割MRI图像中的不同结构,在病变的识别、量化和分类中也表现出突出能力。通过训练大规模的颈椎病影像数据集,AI模型能够学习识别不同类型的病变,并对其程度进行定量分析,如椎间盘突出、椎体骨质增生等导致脊髓受压的程度^[39],通过这种定量分析,AI技术可以提供比传统方法更为详细的诊断信息,在传统影像学方法难以察觉的阶段发现微小病变。这些技术的应用,不仅提高了诊断的准确性,还能够在此

病早期阶段进行干预,防止病情恶化^[15]。

AI系统能够自动提取MRI图像中的形态学特征,并与患者的临床症状进行关联分析。研究表明^[39],AI定量分析不仅能精确评估椎间盘退变的程度,还能够预测病变的进展趋势,为个性化治疗方案的制定提供依据。此外,AI技术在颈椎病的长期随访中也展现了巨大潜力,能够通过对比不同时期的检查资料,自动检测和评估病变的变化^[40]。

MRI和其他影像学检查在病变评估中具有重要作用,但它们主要用于静态影像的分析,无法反映患者在日常生活中的动态功能状态。因此,智能视频分析结合3D-CNN模型对手部运动的分析应运而生,能够有效评估患者的手部运动功能,反映颈椎病变对神经功能的动态影响。该模型通过对患者手部动作的捕捉和分析,量化不同动作的表现,建立起与病变严重程度之间的关联。结果表明,该方法在评估颈椎病变导致的神经功能障碍方面表现出较高的敏感性和特异性^[41]。这一技术的应用使得临床医生不仅可以通过影像数据评估病变程度,还可以通过患者的运动表现进行综合判断,提高了诊断的全面性和精确性。

3.1.3 多模态影像融合与人工智能的结合应用
除了单一模态的MRI分析,AI还可以结合其他影像学技术,通过多模态影像融合提供更全面的诊断信息。尤其在复杂病变的识别和诊断中具有显著优势^[42]。MRI在软组织成像方面具有显著优势,能够清晰显示椎间盘和神经根的病变,而CT在骨性结构的显示上更为清晰,能够准确评估椎间盘退变引起的骨性改变。研究^[43]表明:通过AI的多模态融合算法可以将MRI与CT影像或其他辅助检查数据结合,研究者能够同时获取软组织和骨性结构的详细信息,从而显著提高了诊断的准确性和全面性。融合后的影像数据不仅能够提供比单一模态更为丰富的诊断信息,特别是在复杂的椎间盘突出和脊髓压迫,还能为手术规划提供更加精准的参考。

3.2 基于人工智能的临床决策支持系统

AI还被广泛应用于临床决策支持系统(clinical decision support system, CDSS)中,旨在帮助医生在诊断和治疗过程中做出更为准确和高效的决策,在面对复杂病例或大数据量时尤为突出。AI在CDSS中的主要应用领域包括影像数据分析、电子病历数据整合、诊断预测模型生成,以及个性

化治疗方案推荐等^[44]。

AI在CDSS中的一项重要功能是通过深度学习和机器学习算法对大量影像数据进行自动化分析。AI模型可以自动识别影像中的异常区域,并将这些信息与患者的病史数据结合,为医生提供可能的诊断建议^[42]。这种自动化过程不仅提高了诊断的准确性,还显著减轻了医生的工作负担。

此外,AI驱动的CDSS还可以通过实时数据分析,帮助医生在治疗过程中进行调整。例如,AI系统能够实时分析患者的生理数据,结合历史数据和临床指南,建议个性化的治疗调整方案。这在处理复杂病例、监控病情变化以及防止并发症方面表现尤为出色^[45]。

已有研究表明,在心脏病管理中,AI系统可以实时监控患者的心电图数据,结合病史信息,预测心脏事件的风险并建议预防性措施^[15]。在癌症治疗中,AI模型通过分析患者的基因突变数据,帮助医生选择最有效的靶向治疗药物,从而提高治疗效果^[46]。在颈椎病术后康复过程中,有研究者开发了一种机器学习模型,基于患者的术前数据、影像学检查结果和手术类型等因素,识别出关键的风险因素,如年龄、手术时长、既往病史等。通过这种方式,AI驱动的CDSS能够帮助医生提前了解患者可能面临的术后风险,为制定预防措施和术后管理方案提供参考。并能够预测颈椎手术患者的额外住院天数^[47]。

3.3 可穿戴设备和传感器数据的人工智能分析

随着可穿戴设备和传感器技术的发展,越来越多的患者健康数据能够被实时监测和收集。一种基于表面肌电图(surface electromyography, sEMG)的智能识别方法利用机器学习模型,通过对肌电信号的模式识别来分析肌肉活动,从而非侵入性地评估颈椎病的风险,其准确率达到91.02%^[48]。这表明它能够有效识别患者是否存在颈椎病变,为临床诊断提供了有力的辅助支持。在颈椎术后患者中,过早的异常活动影响术后康复进程^[49]。AI系统可以通过分析患者的运动数据、姿势监测数据以及生理指标,提前检测出姿势异常和运动模式变化。研究表明^[50]:AI模型可以通过可穿戴设备收集的数据,识别颈椎异常运动,并将其与正常人群进行对比,从而预测颈椎病的早期发生风险。AI在可穿戴设备中的应用也促进了远程医疗的发展,临床医生可以通过AI系统远程监控患者的健康状态,并通过互联网提供及时的医疗建议^[51]。这在偏远地

区的医疗服务中具有显著优势。

4 挑战与机遇

4.1 数据质量和数据访问的限制

AI在颈椎病诊断中的应用面临的一个重大挑战是数据质量和数据获取的限制。高质量标注数据集是训练有效AI模型的关键,但医疗数据由于隐私和安全性难以获取^[52]。此外,医疗数据常存在缺失和不平衡问题,影响了AI模型的训练效果^[53]。为解决这些问题,研究者提出了多种方法,如数据增强技术、迁移学习和联邦学习,以在保证数据隐私的前提下提高数据质量和模型性能^[54]。

4.2 法规和伦理问题

AI在医疗领域的广泛应用也带来了法规和伦理方面的挑战。如何在保护患者隐私的同时,合法地使用医疗数据是关键问题^[55]。此外,目前大多数AI模型仍然是“黑箱”模型,缺乏透明性,难以解释其决策过程,这可能导致患者和医生对AI诊断结果的信任问题^[7]。因此,监管机构需要制定相关法规,确保AI应用的合法性和安全性,同时推动AI模型的可解释性研究,以增强其在临床中的应用信心^[56]。

4.3 技术整合和医疗人员培训

尽管AI技术在医疗领域展现了巨大潜力,其实际应用仍面临技术整合和医疗人员培训的挑战^[57]。AI系统需要与现有的医疗信息系统无缝集成,这要求开发者与医疗机构密切合作,确保技术的兼容性和易用性。此外,医疗人员对AI技术的接受度和操作熟练度也是决定其成功应用的重要因素^[58]。因此,针对医疗人员的AI技术培训计划显得尤为重要。

5 未来与展望

5.1 人工智能技术在颈椎病诊断中的发展趋势

随着AI技术的不断进步,未来颈椎病诊断将更加依赖智能化系统。患者在日常生活中通过可穿戴设备实时监测颈椎健康状态,将使得颈椎病的诊断更加全面和准确^[59]。此外,远程医疗结合AI技术在既往的疫情期间发挥了重要作用,并在未来可为偏远地区的患者提供更便捷的诊断服务^[60-61]。这些趋势将极大地改变现有的诊断模式,提高诊断效率和准确性。

5.2 潜在的研究领域和发展方向

未来的研究可以进一步探索AI模型的透明性,以增强其临床应用的可信度^[7]。此外,开发更为复杂的多模态融合算法,整合影像、基因和环境等多种数据来源,将为个性化诊断和治疗提供更强有力的支持^[62]。这些研究方向将推动AI技术在颈椎病诊疗中的进一步发展。

6 结论

本文通过探讨人工智能技术在颈椎病诊断中的应用,展示了AI在提高诊断准确性、个性化治疗和多模态数据融合等方面的创新与突破。尽管AI在这一领域还面临数据质量、法规伦理和技术整合等挑战,但其未来发展展现出巨大潜力。通过持续的技术创新和临床应用研究,AI有望在颈椎病诊断中发挥更加重要的作用,推动个性化医疗和精准治疗的发展。

参考文献

- [1] 岳博宇, 黄国航, 解东风, 等. Mulligan动态关节松动术联合动态干扰电治疗颈型颈椎病的研究[J]. 新医学, 2022, 53(8): 565-569.
Yue BY, Huang GH, Xie DF, et al. A study of Mulligan dynamic joint mobilization combined with dynamic interference electrical therapy for cervical cervical spondylosis [J]. J New Med, 2022, 53(8): 565-569.
- [2] Theodore N. Degenerative cervical spondylosis [J]. N Engl J Med, 2020, 383(2): 159-168.
- [3] Kane SF, Abadie KV, Willson A. Degenerative cervical myelopathy: recognition and management [J]. Am Fam Physician, 2020, 102(12): 740-750.
- [4] Wainner RS, Fritz JM, Irrgang JJ, et al. Reliability and diagnostic accuracy of the clinical examination and patient self-report measures for cervical radiculopathy [J]. Spine (Phila Pa 1976), 2003, 28(1): 52-62.
- [5] Banaszek A, Bladowska J, Podgorski P, et al. Role of diffusion tensor MR imaging in degenerative cervical spine disease: a review of the literature [J]. Clin Neuroradiol, 2016, 26(3): 265-276.

- [6] Kani KK, Chew FS. Anterior cervical discectomy and fusion: review and update for radiologists[J]. *Skeletal Radiol*, 2018, 47(1): 7-17.
- [7] Topol EJ. High-performance medicine: the convergence of human and artificial intelligence[J]. *Nat Med*, 2019, 25(1): 44-56.
- [8] McKinney SM, Sieniek M, Godbole V, et al. International evaluation of an AI system for breast cancer screening[J]. *Nature*, 2020, 577(7788): 89-94.
- [9] Shen J, Zhang C, Jiang B, et al. Artificial intelligence versus clinicians in disease diagnosis: systematic review[J]. *JMIR Med Inform*, 2019, 7(3): e10010.
- [10] Lecun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning[J]. *Nature*, 2015, 521(7553): 436-444.
- [11] Lenharo M. An AI revolution is brewing in medicine. What will it look like?[J]. *Nature*, 2023, 622(7984): 686-688.
- [12] 张春灵, 王宁, 郗雪, 等. MRI影像组学在乳腺癌诊疗中的应用进展[J]. *影像诊断与介入放射学*, 2022, 31(5): 377-381.
Zhang CL, Wang N, Bing X, et al. Advances in the application of MRI radiomics in the diagnosis and treatment of breast cancer[J]. *Diagn Imag Intervent Radiol*, 2022, 31(5): 377-381.
- [13] 任相阁, 翟文生, 李冰. 人工智能在肾移植领域中的应用进展[J]. *器官移植*, 2023, 14(4): 505-513.
Ren XG, Zhai WS, Li B. Research progress on application of artificial intelligence in the field of kidney transplantation[J]. *Organ Transplant*, 2023, 14(4): 505-513.
- [14] Esteva A, Kuprel B, Novoa RA, et al. Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks[J]. *Nature*, 2017, 542(7639): 115-118.
- [15] Hannun AY, Rajpurkar P, Haghpanahi M, et al. Cardiologist-level arrhythmia detection and classification in ambulatory electrocardiograms using a deep neural network[J]. *Nat Med*, 2019, 25(1): 65-69.
- [16] Ehteshami BB, Veta M, Johannes VDP, et al. Diagnostic assessment of deep learning algorithms for detection of lymph node metastases in women with breast cancer[J]. *JAMA*, 2017, 318(22): 2199-2210.
- [17] Gulshan V, Peng L, Coram M, et al. Development and validation of a deep learning algorithm for detection of diabetic retinopathy in retinal fundus photographs[J]. *JAMA*, 2016, 316(22): 2402-2410.
- [18] Thoomes EJ, van Geest S, van der Windt DA, et al. Value of physical tests in diagnosing cervical radiculopathy: a systematic review[J]. *Spine J*, 2018, 18(1): 179-189.
- [19] Mizer A, Bachmann A, Gibson J, et al. Self-report and subjective history in the diagnosis of painful neck conditions: a systematic review of diagnostic accuracy studies[J]. *Musculoskelet Sci Pract*, 2017, 31: 30-44.
- [20] Carette S, Fehlings MG. Clinical practice. cervical radiculopathy[J]. *N Engl J Med*, 2005, 353(4): 392-399.
- [21] 罗嗣频, 裴欣欣, 王学民, 等. 动态X线研究颈椎屈伸运动过程中椎体相对位置变化[J]. *影像诊断与介入放射学*, 2018, 27(5): 343-348.
Luo SP, Pei XX, Wang XM, et al. Dynamic X-ray was used to study the relative position of the vertebral body during cervical flexion and extension movements[J]. *Diagn Imag Intervent Radiol*, 2018, 27(5): 343-348.
- [22] Gore DR. Roentgenographic findings in the cervical spine in asymptomatic persons: a ten-year follow-up[J]. *Spine (Phila Pa 1976)*, 2001, 26(22): 2463-2466.
- [23] Hirose M, Tachikawa K, Ozaki M, et al. X-ray radiation causes electromagnetic interference in implantable cardiac pacemakers[J]. *Pacing Clin Electrophysiol*, 2010, 33(10): 1174-1181.
- [24] Nunez DJ, Quencer RM. The role of helical CT in the assessment of cervical spine injuries[J]. *AJR Am J Roentgenol*, 1998, 171(4): 951-957.
- [25] Ren L, Rajendran K, Mccollough CH, et al. Radiation dose efficiency of multi-energy photon-counting-detector CT for dual-contrast imaging[J]. *Phys Med Biol*, 2019, 64(24): 245003.
- [26] de Dios E, Laesser M, Bjorkman-Burtscher IM, et al. MRI-based measurements of spondylolisthesis and kyphosis in degenerative cervical myelopathy[J]. *BMC Med Imaging*, 2023, 23(1): 180.
- [27] Yu Z, Lin K, Chen J, et al. Magnetic resonance imaging and dynamic X-ray's correlations with dynamic electrophysiological findings in cervical spondylotic myelopathy: a retrospective cohort study[J]. *BMC Neurol*, 2020, 20(1): 367.
- [28] Khan MR, McInnes A, Hughes SP. Electrophysiological studies in cervical spondylosis[J]. *J Spinal Disord*, 1989, 2(3): 163-169.
- [29] Wiley J. Guidelines in electrodiagnostic medicine. American Association of Electrodiagnostic Medicine[J]. *Muscle Nerve*, 1992, 15(2): 229-253.
- [30] Ferrante MA. Neuromuscular electrodiagnosis[J]. *Handb Clin Neurol*, 2023, 195: 251-270.
- [31] Rosow LK, Amato AA. The role of electrodiagnostic testing, imaging, and muscle biopsy in the investigation of muscle disease[J]. *Continuum (Minneapolis)*, 2016, 22(6, Muscle and Neuromuscular Junction Disorders): 1787-1802.
- [32] Fisher MA. Electrophysiology of radiculopathies[J]. *Clin Neurophysiol*, 2002, 113(3): 317-335.
- [33] Xie Y, Nie Y, Lundgren J, et al. Cervical spondylosis diagnosis based on convolutional neural network with X-ray images[J]. *Sensors (Basel)*, 2024, 24(11): 3428.
- [34] Niemeyer F, Galbusera F, Tao Y, et al. Deep phenotyping the cervical spine: automatic characterization of cervical degenerative phenotypes based on T2-weighted MRI[J]. *Eur*

- Spine J, 2023, 32(11): 3846–3856.
- [35] 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.
- [36] Dai H, Xiao Y, Fu C, et al. Deep learning-based approach for identifying and measuring focal liver lesions on contrast-enhanced MRI[J]. *J Magn Reson Imaging*, 2024.
- [37] Tao Q, Wang K, Wen B, et al. Assessment of image quality and diagnostic accuracy for cervical spondylosis using T2w-STIR sequence with a deep learning-based reconstruction approach[J]. *Eur Spine J*, 2024, 33(8): 2982–2996.
- [38] Zhong YF, Dai YX, Li SP, et al. Sagittal balance parameters measurement on cervical spine MR images based on superpixel segmentation[J]. *Front Bioeng Biotechnol*, 2024, 12: 1337808.
- [39] Zhu Y, Li Y, Wang K, et al. A quantitative evaluation of the deep learning model of segmentation and measurement of cervical spine MRI in healthy adults[J]. *J Appl Clin Med Phys*, 2024, 25(3): e14282.
- [40] Hamet P, Tremblay J. Artificial intelligence in medicine[J]. *Metabolism*, 2017, 69S: S36–S40.
- [41] Zheng S, Liang G, Chen J, et al. Severity assessment of cervical spondylotic myelopathy based on intelligent video analysis[J]. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2022, 26(9): 4486–4496.
- [42] Esteva A, Robicquet A, Ramsundar B, et al. A guide to deep learning in healthcare[J]. *Nat Med*, 2019, 25(1): 24–29.
- [43] Huang SC, Pareek A, Seyyedi S, et al. Fusion of medical imaging and electronic health records using deep learning: a systematic review and implementation guidelines [J]. *NPJ Digit Med*, 2020, 3: 136.
- [44] Miller DD, Brown EW. Artificial intelligence in medical practice: the question to the answer?[J]. *Am J Med*, 2018, 131(2): 129–133.
- [45] Deo RC. Machine learning in medicine [J]. *Circulation*, 2015, 132(20): 1920–1930.
- [46] Topol EJ. Individualized medicine from prewomb to tomb[J]. *Cell*, 2014, 157(1): 241–253.
- [47] Zhang B, Huang S, Zhou C, et al. Prediction of additional hospital days in patients undergoing cervical spine surgery with machine learning methods [J]. *Comput Assist Surg (Abingdon)*, 2024, 29(1): 2345066.
- [48] Wang N, Huang X, Rao Y, et al. A Convenient non-harm cervical spondylosis intelligent identity method based on machine learning[J]. *Sci Rep*, 2018, 8(1): 17430.
- [49] Kim BJ, Cho SM, Hur JW, et al. Kinematics after cervical laminoplasty: risk factors for cervical kyphotic deformity after laminoplasty[J]. *Spine J*, 2021, 21(11): 1822–1829.
- [50] Qiu S, Wang H, Li J, et al. Towards wearable-inertial-sensor-based gait posture evaluation for subjects with unbalanced gaits[J]. *Sensors (Basel)*, 2020, 20(4): 1193.
- [51] Bombardini T, Gemignani V, Bianchini E, et al. Post-exercise contractility, diastolic function, and pressure: operator-independent sensor-based intelligent monitoring for heart failure telemedicine[J]. *Cardiovasc Ultrasound*, 2009, 7: 21.
- [52] Xiao C, Choi E, Sun J. Opportunities and challenges in developing deep learning models using electronic health records data: a systematic review [J]. *J Am Med Inform Assoc*, 2018, 25(10): 1419–1428.
- [53] Johnson AE, Pollard TJ, Shen L, et al. MIMIC-III, a freely accessible critical care database [J]. *Sci Data*, 2016, 3: 160035.
- [54] Brauneck A, Schmalhorst L, Kazemi MM, et al. Federated machine learning, privacy-enhancing technologies, and data protection laws in medical research: scoping review [J]. *J Med Internet Res*, 2023, 25: e41588.
- [55] Char DS, Shah N H, Magnus D. Implementing machine learning in health care – addressing ethical challenges[J]. *N Engl J Med*, 2018, 378(11): 981–983.
- [56] Price WN, Cohen IG. Privacy in the age of medical big data [J]. *Nat Med*, 2019, 25(1): 37–43.
- [57] Aung Y, Wong D, Ting D. The promise of artificial intelligence: a review of the opportunities and challenges of artificial intelligence in healthcare [J]. *Br Med Bull*, 2021, 139(1): 4–15.
- [58] Baxi V, Edwards R, Montalto M, et al. Digital pathology and artificial intelligence in translational medicine and clinical practice[J]. *Mod Pathol*, 2022, 35(1): 23–32.
- [59] Liao Y, Thompson C, Peterson S, et al. The future of wearable technologies and remote monitoring in health care [J]. *Am Soc Clin Oncol Educ Book*, 2019, 39: 115–121.
- [60] Keesara S, Jonas A, Schulman K. Covid-19 and health care's digital revolution[J]. *N Engl J Med*, 2020, 382(23): e82.
- [61] 杨玉微, 云东源, 李龙辉, 等. 眼科人工智能在远程医疗中的应用[J]. *眼科学报*, 2022, 37(3): 238–244.
Yang YW, Yun DW, Li LH, et al. Application of ophthalmic artificial intelligence in telemedicine[J]. *Eye Sci*, 2022, 37(3): 238–244.
- [62] Cao C, Liu F, Tan H, et al. Deep learning and its applications in biomedicine [J]. *Genomics Proteomics Bioinformatics*, 2018, 16(1): 17–32.