

机器学习诊断颈椎病的现状研究

窦浩端 陈宾*

承德医学院附属医院 河北承德 067000

摘要：随着现代社会生活方式的转变，颈椎相关病症的发病率正逐年攀升。并且颈椎疾病呈现出明显的低龄化趋势，不仅中老年人面临退行性改变，年轻一代也日渐受到颈椎酸痛、僵硬及神经压迫等问题的困扰。然而，传统的颈椎疾病诊断多依赖影像科与临床骨科医师的经验判断，不同医师对同一病例的影像结果往往存在主观分歧。近年来，随着人工智能，尤其是机器学习及深度学习技术的迅猛发展，人们开始探索如何利用算法自动或半自动地从医学影像中识别病变区域、进行病理特征定量分析与分类。基于此，本文的主要目的在于系统性回顾机器学习技术在颈椎疾病诊断中的研究现状，并探讨其中的不足与局限性，为未来的研究与临床应用提供可行的思路与建议。

关键词：机器学习；深度学习；颈椎病；人工智能；影像学

1. 颈椎疾病的概述

颈椎是脊柱最上端的结构，由七块椎骨与周围肌肉、韧带、椎间盘等共同构成稳固且灵活的颈部支撑系统。任何颈椎结构异常都可能刺激或压迫神经，引发相应神经支配的疼痛、麻木、肌力下降等症状。颈椎疾病可按病因及病理解剖学特征进行大致分类。临床上常常把颈椎病分为以下几类：退行性颈椎病、颈椎不稳及畸形、创伤性颈椎病、肿瘤与感染性病变以及炎症，免疫与其他特殊病变。通过分区不同颈椎疾病对于治疗方案的选择和术后康复管理具有重大意义。例如，在退行性颈椎病中，神经根型患者以颈肩臂疼痛、麻木为主，而脊髓型则以肢体无力、行走不稳或大小便功能障碍为突出症状^[1]；若单纯以“颈椎病”笼统归类，容易忽略具体的病变机制，最终影响治疗效果和远期预后。机器学习能够从大规模、多维度的影像及临床数据中总结规律，并将这些规律用于新的病例分类或预后预测。一旦机器学习模型能够对颈椎疾病做出更精细的亚型划分，临床医生便可据此做更个体化的干预措施，比如决定合适的手术入路、手术节段固定范围、保守治疗方案或康复措施等，从而提高诊疗效率与质量。

2. 机器学习在医学影像分析中的应用

2.1 传统机器学习方法

传统机器学习方法（如支持向量机 SVM、随机森林 RF、k 近邻 KNN 以及逻辑回归等）通常依赖于人工或专家手动提取特征。以医学影像为例，研究者先通过图像处理技

术来分割病灶或 ROI（感兴趣区域），然后计算其形态、纹理、密度等统计学特征，最后将这些特征输入分类或回归模型以进行诊断或预测^[2]。这种方案的优点包括：1. 可解释性较强：特征往往是可视化或有明确临床含义，例如椎间盘高度、椎体形态学参数、灰度共生矩阵纹理特征等；2. 适合中小规模数据：当数据量有限时，手动选取的特征可降低模型复杂度，避免过拟合；3. 易于与传统统计学结合：许多传统算法（如逻辑回归）有成熟的医学统计应用背景。但缺点也较明显：一方面，特征工程过程费时费力，需要研究者具备较强的影像学和临床知识；另一方面，高维影像数据存在许多潜在特征很难被人工提炼，导致模型可能丢失很多信息。

2.2 深度学习方法

深度学习属于机器学习的子领域，依托多层神经网络（如卷积神经网络 CNN、循环神经网络 RNN、图卷积网络 GCN、注意力机制 Transformer 等）来直接对原始数据进行端到端学习。相比传统方法，深度学习在计算机视觉中展现了强大的自动特征提取和模式识别能力。例如，卷积神经网络通过多层卷积、池化操作，可在图像中提取从低级边缘特征到高级语义特征的多层次信息，在医学图像识别方面表现出显著优势。其特点包括：自动化特征学习，不需明确的人为定义特征，模型能“自行”学习可将在大规模公共数据集（如 ImageNet）上预训练的模型迁移到医学任务，减少标注需求。目前，在医学影像领域，人工智能已经被广泛应用于疾病诊断等任务，并且随着硬件性能和算法优化的提升，其在脊柱

相关的研究也开始大放异彩^[3,4]。

2.3 医学影像分析的核心任务

机器学习在医学影像分析中的应用，通常可以按以下几类核心任务进行归纳：1. 图像分割，将影像中的目标区域（如颈椎椎体、椎间盘、病灶部位）从背景或其它结构中区分开来。许多研究使用 U-Net、V-Net 或其他变体网络在三维医学图像上实现精准分割，为后续特征提取与分类奠定基础。2. 图像分类，对输入的图像或 ROI 直接进行疾病分型或良恶性判别，如区分正常颈椎与病变颈椎、判定不同亚型的颈椎疾病等。深度学习的端到端分类模式在近年研究中十分活跃。3. 目标检测，在图像中识别出病灶的具体位置并给出相应类别，如在颈椎 CT 中检测骨折区域并标注框位置。常常应用 Faster R-CNN、YOLO 系列、SSD 等检测框架。4. 图像配准与重建，不同模态（如 MRI、CT）或不同时相影像之间的空间对齐对多模态融合及随访对比至关重要。机器学习可辅助自动寻找关键点或变换参数，减少人工配准时间与误差。另一方面，在低剂量 CT 或快速 MRI 场景中，也有相关方法用于图像去噪、超分辨率或重建。5. 辅助诊断与决策支持，这一层面更贴近临床应用，通常将影像特征与临床指标（如年龄、性别、疼痛评分、功能评分、基因信息等）结合到多模态模型中，用于疾病筛查、手术方式选择、预后评估或疗效预测。

2.4 骨科与脊柱领域的探索

脊柱作为人体重要的承重及运动结构，其影像智能分析也是近年来的热门研究方向。已有文献较为深入地探索了腰椎椎管狭窄、脊柱侧弯的自动检测、骨质疏松性骨折风险预测等^[5-7]。虽然颈椎领域的人工智能研究已初见成效，但尚未有类似肿瘤那样形成大规模、多中心的数据库和成熟的临床转化应用。因此，针对颈椎疾病的诊断研究仍是一个亟待发力的重点领域。

3. 机器学习在颈椎疾病的研究现状

在颈椎疾病诊断的研究中，主要数据来源包括，1.MRI：对软组织和神经结构具有出色的显示能力，是评估椎间盘退变、软组织肿瘤、椎管内病变的首选。T1、T2、脂肪抑制序列、增强扫描序列等可提供丰富的病理信息^[8]。2.CT：对骨质结构的显示清晰，常用于骨折、骨赘、骨质破坏及椎间盘钙化等情况的评估，也能在三维重建后更直观地表现颈椎解剖形态。X线：常用作初步检查或常规体检，可测量颈椎曲度、

椎间隙高度。其分辨率及软组织显示能力有限，但操作简便、费用低。3.PET-CT：对肿瘤及感染性病变具有一定的价值，可反映组织代谢水平。4. 临床与实验室数据：包括疼痛视觉评分（VAS）、颈椎功能障碍指数（NDI）、日本骨科协会评分（JOA）、神经学体征、生化指标（CRP、ESR）及其他辅助检查。5. 随访与纵向数据：对手术或保守治疗后的患者进行多次随访，可观察颈椎病变的动态变化，为预测复发或判断康复进度提供依据。

多模态影像（MRI+CT+X线+PET-CT等）与临床数据（包括量表评分、生化指标、病理结果等）的融合是现今医学影像分析的趋势。对于颈椎疾病的亚型分类，多模态融合能更全面地把握病变的形态学、代谢水平、功能状态等多方面信息。多模态融合模型往往比单模态模型在准确率、敏感性和特异性上都有不同程度的提高。

此外，随着患者的随访或康复过程，纵向的多时相影像与临床数据能反映病变动态。建立时序性或纵向模型（如 RNN、LSTM 或基于 Transformer 的时间序列网络）对术后并发症或疾病进展进行预测是一大重要方向。通过对多时间点影像的自动配准与比对，模型可捕捉疾病进程的细微变化，帮助医生及时调整治疗策略。

4. 现有挑战与局限性

尽管机器学习在颈椎疾病诊断方面展现出广阔前景，但仍存在挑战。数据与标注的问题，不同医院、不同设备、不同扫描协议导致图像分辨率、噪声特性、图像对比度等存在差异，缺乏统一的扫描标准和标注规范，且高质量的颈椎影像标注往往需要专业临床医师深入分析，费时费力提高了标注成本；对于颈椎疾病的退变程度或亚型界限本身就存在一定灰区，医师之间的一致性也难以完全统一。许多颈椎疾病亚型发病率较低，单中心难以积累足够样本，机器学习模型容易表现不佳。深度学习网络其结构复杂，难以向临床医师清晰展示其决策流程，一旦出现误判或漏判，难以追溯问题所在。并且医学影像诊断相关的容错率极低，任何“假阳性”或“假阴性”都可能给患者带来严重后果。目前多数研究主要停留在实验室或回顾性验证阶段，尚需更严格的前瞻性临床试验支持。医学影像技术、设备迭代速度快，若模型未能及时更新适配新的成像模式或临床需求，其性能会逐渐下降。此外，软件在医院 PACS 系统中的部署与维护也涉及网络安全与信息化建设等层面。医疗器械和软件相关的审批

流程往往严谨而耗时，人工智能算法产品需要具备充分的临床试验数据来证明安全性和有效性。医院信息化水平、服务器与存储硬件投入、运行维护成本以及专业人才配备都是影响 AI 落地的重要因素。

5. 总结

颈椎疾病在临床上广泛存在，病种多、亚型多，且受社会生活方式、人口老龄化等影响，其发病率有进一步上升趋势。传统的经验式诊断在面对庞大且复杂的多模态影像数据时，难以保持足够的客观性与效率。机器学习在视觉模式识别方面的强大能力为颈椎疾病的精准分类与辅助诊断提供了新的契机。回顾现有的文献，机器学习和深度学习已在退行性病变、创伤骨折、肿瘤及感染性病变等方向取得一定成果，尤其在影像分割、分类和检测等任务上不断提升准确度。然而，大规模、多中心的验证研究相对不足，数据标准化及标注一致性问题也未彻底解决。此外，深度模型的“黑箱”特质和医疗场景对安全性的高要求，使得模型在实际临床中的应用仍需更多循证研究支撑。长远来看，随着医学影像大数据与 AI 技术的进一步融合，机器学习在颈椎疾病亚型诊断和治疗决策中的价值必将日益凸显。通过跨学科、多学科深度融合，颈椎领域的 AI 辅助诊断或诊疗系统有望大范围推广，让更多颈椎病患者受益于精准、高效、个体化的医疗服务。这既是医学影像学、骨科、计算机科学协同创新的必然趋势，也是在“智慧医疗”浪潮下不可或缺的发展

方向。

参考文献：

- [1] MCCORMICK J R, SAMA A J, SCHILLER N C, et al. Cervical Spondylotic Myelopathy: A Guide to Diagnosis and Management[J]. J Am Board Fam Med, 2020,33(2): 303-313.
- [2] DEO R C. Machine Learning in Medicine[J]. Circulation, 2015,132(20): 1920-1930.
- [3] 徐松, 叶哲伟. 人工智能在骨科的应用现状及前景[J]. 中国医刊, 2019,54(02): 117-119.
- [4] 赵伟丽, 张恩龙, 刘珂, 等. 人工智能在脊柱诊疗方面的应用进展[J]. 磁共振成像, 2022,13(06): 160-163.
- [5] HALLINAN J T P D, ZHU L, YANG K, et al. Deep Learning Model for Automated Detection and Classification of Central Canal, Lateral Recess, and Neural Foraminal Stenosis at Lumbar Spine MRI[J]. Radiology, 2021,300(1): 204138-204289.
- [6] 张屹, 韩殊曼, 杨晨, 等. 基于机器学习标准化积分面积算法的脊柱侧弯度量方法[J]. 临床放射学杂志, 2024,43(03): 414-419.
- [7] 康嗣如, 田荣华. 基于 T2WI 序列腰椎磁共振影像组学诊断骨质疏松症[J]. 磁共振成像, 2023,14(11): 121-127.
- [8] 饶显锋, 杨舒文, 陈静, 等. 基于深度学习重建超快速扫描方案用于颈椎 MR 检查[J]. 中国医学影像技术, 2024,40(06): 843-847.