

深度学习在股骨头坏死诊疗中的应用进展

付佳豪^{1,2}, 陈浩^{1,2}, 席洪钟^{1,2}, 刘成林^{1,2}, 吴尧昆^{1,2}, 刘铎², 孙光权^{2*}¹南京中医药大学附属医院骨伤科, 江苏南京 210029; ²江苏省中医院骨伤科, 江苏南京 210029

[中图分类号] R681.8 [文献标志码] A [DOI] 10.11855/j.issn.0577-7402.0407.2025.0901

[声明] 本文所有作者声明无利益冲突

[引用本文] 付佳豪, 陈浩, 席洪钟, 等. 深度学习在股骨头坏死诊疗中的应用进展[J]. 解放军医学杂志, 2025, 50(10): 1235-1242.

[收稿日期] 2025-03-07 [录用日期] 2025-07-06 [上线日期] 2025-09-01

[摘要] 随着深度学习(DL)技术的快速发展, 其在医学领域的应用潜力日益凸显。股骨头坏死(ONFH)是一种难治性疾病, 其传统诊疗方法尚存在一定的局限性, 而DL技术的应用则有望突破这些限制, 提升诊疗效果。目前, DL模型在增强图像清晰度、提高诊断准确性和效率、预后评估、优化术前规划、辅助术中成像及定制个性化治疗方案等方面的应用, 已充分展现出其在ONFH诊疗中的巨大潜力。本文就DL在ONFH诊疗中的应用现状进行综述, 旨在为未来相关研究提供参考与启示。

[关键词] 股骨头坏死; 深度学习; 卷积神经网络

Advances in the application of deep learning for the diagnosis and treatment of osteonecrosis of the femoral head

Fu Jia-Hao^{1,2}, Chen Hao^{1,2}, Xi Hong-Zhong^{1,2}, Liu Cheng-Lin^{1,2}, Wu Yao-Kun^{1,2}, Liu Xin², Sun Guang-Quan^{2*}¹Department of Orthopaedics, Affiliated Hospital of Nanjing University of Chinese Medicine, Nanjing, Jiangsu 210029, China²Department of Orthopaedics, Jiangsu Provincial Hospital of Traditional Chinese Medicine, Nanjing, Jiangsu 210029, China

*Corresponding author, E-mail: sunguangquan1981@163.com

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China (82474342), the Jiangsu Provincial Administration of Traditional Chinese Medicine General Project (MS2023023), the China Youth Science and Technology Talent Lifting Project (2024-QNRC2-B18), and the Jiangsu Province Youth Science and Technology Talent Lifting Project (JSTJ-2024-098)

[Abstract] With the rapid development of deep learning (DL) technology, its potential applications in the medical field have become increasingly prominent. As a refractory disease, osteonecrosis of the femoral head (ONFH) has certain limitations in traditional diagnostic and therapeutic approaches. The application of DL technology is expected to overcome these limitations and improve diagnosis and treatment outcomes. At present, the applications of DL models - including enhancing image clarity, improving diagnostic accuracy and efficiency, conducting prognostic evaluations, optimizing preoperative planning, assisting intraoperative imaging, and customizing personalized treatment plans - have fully demonstrated their tremendous potential in the diagnosis and treatment of ONFH. This review summarizes the current application status of DL in ONFH diagnosis and treatment, aiming to provide references and insights for future related research.

[Key words] femoral head necrosis; deep learning; convolutional neural network

股骨头坏死(osteonecrosis of the femoral head, ONFH)是一种由于股骨头血供中断或受损, 导致骨细胞及骨髓成分死亡, 继而引发股骨头结构改变、塌陷及髋关节功能障碍的严重骨科疾病^[1]。目前,

传统诊断与治疗方法(包括药物治疗、物理疗法和手术治疗)在早期诊断的准确性、影像特征的量化分析、病情评估的全面性以及治疗方案的个性化制定等方面存在局限, 致使部分患者在就诊时已进展至

[基金项目] 国家自然科学基金(82474342); 江苏省中医药管理局面上项目(MS2023023); 中国青年人才托举工程(2024-QNRC2-B18); 江苏省青年科技人才托举工程(JSTJ-2024-098)

[作者简介] 付佳豪, 硕士研究生, 主要从事骨与关节病方面的研究

[通信作者] 孙光权, E-mail: sunguangquan1981@163.com

股骨头塌陷或继发骨关节炎阶段,错过最佳保髋时机,最终不得不接受全髋关节置换术(total hip arthroplasty, THA)。但由于THA的并发症和关节假体寿命限制的缺陷难以解决,患者仍将面临二次甚至多次翻修,造成沉重的心理与经济负担。因此,探索能够突破这些瓶颈、提升诊疗效能的新技术已成为临床的迫切需求。近年来,深度学习(deep learning, DL)技术在医学影像分析、疾病诊断和治疗效果评估等方面已展现出显著优势^[2-4],并在骨科多个领域验证了其临床价值,包括骨折检测与分类^[5-8]、关节疾病诊断^[9-10]和手术规划^[11-14]等。随着DL技术的快速发展,ONFH的诊疗迎来了新的发展机遇。因此,本研究聚焦DL技术在ONFH诊疗中的应用,回顾其在疾病早期诊断、病情评估、治疗方案制定及预后预测等方面的相关研究进展,总结当前应用的优势和面临的挑战及应对策略,旨在为提升DL技术在优化ONFH诊疗流程、改善患者预后中的作用提供参考。

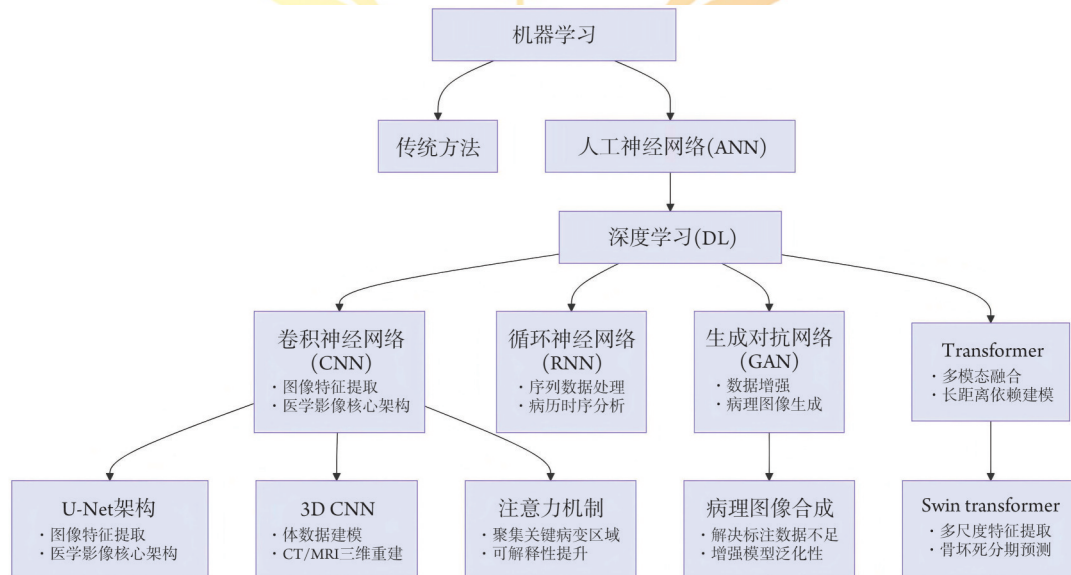
1 DL的概念

人工神经网络(artificial neural network, ANN)是一种仿生模型,由多个人工神经元构成,用来模拟人类的学习能力。DL是ANN的一个分支,继承了其基本理念,但在结构和功能上有所发展和细化(图1)。作为人工智能的前沿技术,DL通过模仿人

脑处理信息的方式,能够从大量医学影像数据中自动提取高维特征,显著提高诊断的准确性和效率,并减少人为因素的干扰^[15-16]。DL的核心优势在于强大的数据处理与模式识别能力^[17],特别是处理非结构化数据(如图像和文本)的能力。与传统依赖人工设计特征提取器的方法不同,DL模型[如卷积神经网络(CNN)]通过层级特征学习结构(卷积层、激活函数、池化层)能够自主学习从低级边缘特征到高级病理语义的多层次图像表征,对图像的预处理需求较低,且泛化能力更强^[18]。在此基础上,U-Net等专为医学图像设计的衍生架构通过引入跳跃连接(将浅层网络的高分辨率特征图与深层网络的语义特征图相融合),可进一步实现医学图像的精确像素级分割(如肿瘤定位)。

2 DL技术在ONFH诊断中的应用

传统诊断方法高度依赖医师的临床经验,面对X线片、磁共振成像(magnetic resonance imaging, MRI)、计算机断层扫描(computed tomography, CT)等影像中复杂的早期病变特征,往往存在诊断延迟和主观偏差的风险。DL的引入能够实现影像数据的智能化处理,通过多维度的技术创新推动诊断效能的全面提升^[19]。目前,DL技术在ONFH诊断中的应用主要体现在增强图像清晰度和提高诊断准确性和效率两个方面。



ONFH. 股骨头坏死; CT/MRI. 计算机断层扫描/磁共振成像; CNN主要针对空间数据,通过卷积操作提取局部特征,适用于图像等空间结构数据; RNN专注于序列数据,通过循环结构处理时序信息,适用于文本、时间序列等数据; GAN侧重于数据生成,通过对抗训练生成新的数据样本,适用于数据增强等场景; Transformer基于自注意力机制,能够处理长距离依赖和多模态数据,适用于需要整合多种信息的任务; CNN又衍生出较为常用的3种架构变体, U-Net、3D CNN和注意力机制; Swin Transformer是Transformer最有代表性的视觉变体之一

图1 神经网络结构及分类

Fig.1 Artificial neural network structure and classification

2.1 增强图像清晰度 医学影像在 ONFH 的临床诊断中具有不可替代的作用,但其成像质量易受拍摄技术、量子噪声及设备性能等因素干扰,常导致影像边缘模糊、对比度不足等缺陷,直接影响病灶特征的可辨识度及诊断的可靠性。为此,研究者提出多种影像增强技术以优化股骨头数字化 X 线摄影(digital radiography, DR)/CT 影像的视觉质量与分析价值,主要聚焦于以下两个技术方向。孔超然^[20]提出结合小波分解与自适应增强策略,即通过小波变换分离低频(整体结构)与高频分量(细节/噪声),分别采用模糊集均衡化低频灰度分布、分数阶微分增强高频骨纹理,最终实现 23% 的峰值信噪比(peak signal-to-noise ratio, PSNR)提升与 0.92 以上结构相似性(structural similarity, SSIM)的细节保留。这种改进的自适应阈值方法在控制噪声水平的前提下,优化了图像的纹理细节和边缘清晰度,同时显著提升了股骨头的 DR 影像质量。面向 CT 影像分割需求,Zhang 等^[21]设计了“减-加”双路径模型,“减”路径提取解剖结构生成掩模,“加”路径融合原始数据增强坏死区特征;使分割索伦森-戴斯(dice coefficient, Dice)系数达 89.7%,较 U-Net 提升 11.2%,显著优化复杂病灶识别精度,提升了对 ONFH 病灶的分割能力及分割准确性。

2.2 提升诊断准确性和效率

2.2.1 基于 X 线片、CT 及 DR 的诊断 正确识别和准确分级分型 ONFH,对于制定有效的治疗计划和预测疾病进展具有重要的临床价值。由于 ONFH 不同阶段之间的细微差异,使得通过 X 线片、CT 或 DR 影像对坏死区域的大小和位置的精确定位变得极为困难,对于经验不足的临床医师尤其如此。DL 模型能够自动从大量影像数据中学习特征,有望提高这些影像诊断的准确性和效率。针对 X 线片中 ONFH 与其他髋关节疾病的鉴别难题,黄泽青等^[22]提出深度迁移学习框架,通过引入可迁移归一化技术改进 ResNet-152 模型,基于 1024 例髋关节正位 X 线片图像实现 ONFH、髋关节发育不良(developmental dysplasia of the hip, DDH)及其他髋病的自动区分。该模型二分类(ONFH vs. 其他髋病)的准确率达 95.80%,三分类(ONFH vs. DDH vs. 其他髋病)的准确率达 91.40%,可显著降低基层医院对 CT/MRI 的依赖。针对 X 线片中 ONFH 特征提取的复杂性,研究者开发了多任务融合的智能诊断框架。Rakhshankhah 等^[23]利用支持向量机(support vector machine, SVM)与自适应神经模糊推理系统(adaptive neuro-fuzzy inference system, ANFIS)模型构建双路径检测工具,通过盆腔前后位 X 线片实现坏死区域定位与塌陷前分期预测,其敏感度较传统方法提升 15%~20%。这

不仅可大幅度降低漏诊率,而且对早期干预有重要价值。然而,需注意其特异度是否同步提升,以避免假阳性率上升带来的过度诊疗风险。Li 等^[24]进一步提出全自动化诊断系统,该系统在实际工作中的应用过程为:放射技师将 X 线片输入系统—系统自动定位坏死灶、判断左右侧、生成结构化报告草稿(包含病灶位置、大小、分期建议)—医师复核报告并确认签发。结合集成检测、侧别分类、诊断报告生成等模块,在临床验证中可使诊断时间缩短 60%,同时保持 92.3% 的准确率,从而显著优化诊疗流程的效率。早期 ONFH 在 CT 影像中表现为微结构改变,传统方法难以捕捉其隐匿特征。Zhu 等^[25]提出两阶段 DL 模型:首先通过 3D U-Net 分割股骨头区域,随后采用注意力机制引导的特征降维网络提取骨小梁密度分布特征,最终实现早期坏死国际骨循环研究协会(Association Research Circulation Osseous, ARCO) I—II 期的自动分类,模型 AUC 达 0.89,较放射科医师平均诊断准确率提高 17%,这不仅提高了分割和分类的准确性,还为临床医师提供了有力的辅助工具,有助于实现对患者的精准诊断。但需指出,该结果基于特定数据集,模型在包含不同病因、更多混杂因素的真实世界数据中的泛化能力需进一步验证。股骨头 DR 影像具有复杂多样性,利用传统的影像对人工标注的单一特征进行分析,其分析效果往往不理想。为解决 DR 影像人工标注依赖度高的问题,研究者通过算法架构创新提升诊断鲁棒性。Chee 等^[26]开发的检测算法在 1200 例 DR 影像测试中展现出 94% 的敏感度,与资深放射科医师水平相当(Kappa 值=0.82),且诊断一致性提高 30%。Kappa 值与模型判断准确性一致,这对于标准化诊断、减少不同阅片者间差异(尤其是在基层医院)意义重大。孔超然^[20]提出的 C-Net 模型引入多尺度特征融合模块,通过批量标准化抑制 DR 图像噪声干扰,健康/坏死二分类准确率达 96.7%,尤其对早期病例的检出率提升 22%,可系统性提高 ONFH 的诊断精度与临床适用性。

2.2.2 基于 MRI 的诊断 尽管 MRI 在 ONFH 早期诊断中具有高敏感性,但其阅片效率与诊断一致性受限于医师经验及影像复杂性。DL 通过构建多维度 MRI 分析框架,正在重塑 ONFH 的智能诊断范式。有研究者利用 DL 构建了基于 MRI 数据检测早期 ONFH 的一种自动诊断系统,采用 3D DenseNet 提取股骨头骨髓水肿与坏死带的空间特征,结合动态感兴趣区(region of interest, ROI)检测模块实现病灶精确定位。该系统早期坏死检测敏感度达 94.2%,这一高敏感度符合早期诊断的核心要求,可协助骨科医师更高效地准确识别早期 ONFH 病变,避免延误治

疗^[27-28]。针对MRI多协议数据异质性与样本量不足的瓶颈, Kim等^[29]提出创新性的解决方案, 即通过MRI-to-CT自监督翻译生成跨模态合成数据, 并结合五类MRI序列[T₁加权成像(T₁-weighted imaging, T₁WI)/T₂加权成像(T₂-weighted imaging, T₂WI)/短时间反转恢复序列(short time of inversion recovery, STIR)等]的注意力特征融合模块, 构建分期预测模型。该方法在仅使用MRI数据的条件下, 实现ARCO III - IV期分期准确率达87.6%, 可有效缓解多中心数据稀缺问题, 显示仅使用MRI图像对ONFH分期的可行性。自监督翻译技术是解决标注数据稀缺的有效前沿方法, 其生成的合成数据质量是模型成功的关键。高准确率对于晚期分期是良好的起点, 但对于手术决策更关键的塌陷前分期(II - III期)的精度需单独报告。为提高早期坏死(ARCO I - II期)与晚期坏死的鉴别效能, Klontzas等^[30]设计了三阶段迁移学习框架(基于ImageNet预训练的ResNet-152、DenseNet-201和Inception-v3构成集成模型)来微调适配MRI影像特征。该模型区分早期与晚期坏死的AUC达0.93, 特异度提升至89%, 显著优于单模型架构(Δ AUC=0.07)。高特异度可减少晚期病例误判为早期而导致的无效保髋治疗, 但需进一步验证: (1)应用梯度加权类激活映射(gradient-weighted class activation mapping, Grad-CAM)可视化模型决策是否聚焦于骨髓水肿(STIR高信号区)和坏死带(T₁WI低信号区); (2)分析不同分期关键影像特征的贡献[如通过沙普利可加性特征解释方法(shapley additive explanations, SHAP)值量化水肿范围与坏死区纹理的预测权重]; (3)测试模型在脂肪抑制不均或运动伪影MRI中的鲁棒性。Shen等^[31]基于MRI开发并优化了一种DL系统, 用于检测各种髋关节病引起的ONFH, 并评估了其在临床的可行性; 与临床医师的诊断对比, 该系统可对大量数据进行分析处理, 表现出更精确且自动化的诊断, 有助于提升医师对早期ONFH的诊断效率。Uemura等^[32]开发了基于DL的ONFH三维体积自动评估模型, 通过全自动分割MRI影像精准量化坏死区域、计算体积占比并辅助临床分期, 可显著提升诊断的客观性与效率, 降低微小病变的漏诊风险, 从而为治疗决策提供标准化依据。

2.2.3 基于病理的诊断 在ONFH病理学中, 脱钙组织学是分析组织标本的常用方法, 而体外量化疾病状况需要专业人员对标本进行手动细胞计数, 繁琐且效率低下。Lui等^[33]利用建立的深度卷积神经网络框架Faster-RCNN, 对135张组织学图像中的骨细胞和空腔隙进行自动分类和量化, 可实现早期ONFH的组织学图像中空腔隙百分比的自动化辨别

及量化, 显著提升病理诊断效率。这展示了DL在微观层面辅助定量分析的潜力, 有望将病理医师从繁重计数中解放出来。

2.2.4 DL与影像组学技术的结合 影像组学通过量化提取医学影像的高维特征构建预测模型, 但其特征筛选过程易受人工干预和冗余噪声干扰。DL的加入可优化这一问题的处理。Alkhatatbeh等^[34]将影像组学与DL相结合, 使用DL来优化影像组学, 构建了基于单序列MRI(T₂WI)的DL影像组学模型来预测早期ONFH; 与单独使用影像组学和DL对比, 二者的结合可提升特征提取的效率和准确性, 以及模型的稳定性和一致性, 显著提高ONFH早期诊断的准确率。

3 DL在ONFH治疗中的应用

采用DL技术整合多模态数据与临床参数, 可推动ONFH治疗向精准化转型, 当前主要聚焦于预后风险预测、手术规划优化及个性化治疗决策。

3.1 预后评估 ONFH的预后评估对于临床决策至关重要。利用DL算法, 结合患者的临床数据、影像学检查等因素, 可构建预测模型, 帮助医师预测疾病的进展和可能结果, 为制定更有效的治疗方案提供依据。针对股骨颈骨折术后坏死风险预测的临床需求, 研究者开发了多模态融合模型。Wang等^[35]构建了一个XG-Boost模型, 可根据患者个体化特点分析及预测股骨颈骨折内固定后发生ONFH的风险, 在融合异构数据(影像特征+临床变量)和提供特征重要性解释方面具有优势。Zhu等^[36]基于ONFH术后X线片和混合患者变量开发的DL方法, 构建了一个DL辅助列线图, 用于改进内固定后股骨颈骨折患者术后ONFH的预测; 与人工预测对比, DL的加入使得诊断准确性与一致性有所提升, 另外通过结合术后X线片中骨愈合特征(骨痂形成面积、螺钉角度偏移量)与术前临床变量[激素使用时长、体重指数(body mass index, BMI)]可进一步提高预测的准确性, 为医师提供决策依据。股骨头塌陷的精准预测直接影响保髋手术时机的选择。赵文哲等^[37]利用影像组学方法开发了一种基于术前CT影像的ONFH患者预后预测模型, 通过融合坏死股骨头及其对侧健康股骨头的影像学特征, 能够实现对患者预后的更精确预测。Shen等^[38]基于MRI影像开发了一个多类DL模型, 通过日本骨坏死研究会(Japanese Investigation Committee, JIC)分类系统准确定位坏死区域, 可自动评估ONFH的严重程度, 并在临床上提供可靠且可重复的坏死严重程度评估和塌陷风险预测。

股骨头塌陷被认为是ONFH疾病进展的关键转折点, 决定了后续治疗的选择。使用DL算法构建塌

陷风险预测模型对于改善 ONFH 的治疗决策具有潜在的临床应用价值。Hernigou 等^[39]构建并验证了基于术前影像组学特征提取的 DL 预测模型,通过量化分析 X 线片/MRI 影像中的骨小梁结构异质性、坏死区纹理特征等关键指标,联合患者年龄、激素使用史等临床变量,建立多参数风险预测模型;该模型在独立验证集中展现出对股骨头塌陷进展的时序预测能力,可为临床干预时机的选择提供量化决策支持。有研究通过提取 5 项 MRI 影像组学特征,利用 LightGBM 算法对影像特征进行整合,成功构建了一个高效的塌陷进展预测模型;该模型能够分析通血活络法治疗前后患髋的 MRI 影像,准确预测治疗后是否会发生塌陷^[40-41]。该研究展示了 DL 在评估特定治疗方案(中药活血通络)疗效预测中的应用潜力,是实现个体化治疗的重要一步;预测模型的可解释性分析(如 SHAP 值)可揭示影像纹理特征(如坏死区均匀性、边缘锐利度)预测塌陷的重要程度。

3.2 优化术前规划和辅助术中成像 随着 DL 与三维重建技术的融合,ONFH 的手术治疗正从经验驱动向数据驱动转型,其技术革新主要体现在优化 ONFH 手术规划和术中导航实时化两个方面。针对传统 3D 重建耗时耗力的问题,汤发强等^[42]利用人工智能和 DL 结合医学大数据成功构建了一款 3D 程序人工智能髋关节置换系统(AI-HIP),用于精准识别并重建患者个体化骨骼模型以实现精确的术前规划。该技术的临床应用场景:患者行髋关节 CT 扫描—AI-HIP 自动分割骨骼、识别关键解剖标志(如髋臼前倾角、股骨颈干角)—生成高精度 3D 模型并在虚拟环境中模拟假体植入—医师评估模拟结果并确定最终手术方案。该技术有助于快速、精准手术,减少术中出血,降低术后肢体长度差异,提高髋关节稳定性,加速康复,并提升患者满意度。针对假体型号选择的主观性问题,吴东等^[43]开发了一套基于人工智能 DL 技术的 THA 髋臼假体型号算法,用于实现准确、快速的 THA 三维术前规划;与传统二维术前规划方法相比,该算法通过自动分割患者髋关节 CT 图像,识别骨盆解剖标志位点,矫正骨盆位置并模拟髋臼杯安放,可显著提高术前规划的准确性,减少对术者经验的依赖,提高假体匹配的精准度和手术的可预测性。为突破核心减压手术的盲目性,Liu 等^[44]提出了一种核心减压手术框架,用于在术中提供可视化坏死病灶;利用 DL 技术实现术前 MRI 坏死区分割结果与术中 CT 的空间配准(配准误差 <0.8 mm),通过图像分割和配准算法可实现术前特征和计划到术中场景的无缝转移,可为术中成像提供新的视角。张才东等^[45]利用机器人导航系统辅助髓芯减压植骨术,通过精准定位坏死区、减少术中

透视及减轻医源性损伤,可显著提高早期股骨头缺血性坏死的保髋成功率;与传统手术相比,该技术将股骨头塌陷率从 26.2% 降至 7.1% ($P<0.05$),同时明显缩短了手术时间(21.3 min 降至 16.8 min),并降低了透视次数(14.4 次降至 9.6 次)所带来的辐射暴露。

3.3 定制个性化治疗方案 干细胞疗法被证实可有效改善 ONFH 患者的临床症状^[46-47],然而其疗效受患者个体差异、干细胞来源及移植策略的影响,存在显著的临床异质性,因此确定这种疗法的理想个体和标准方法具有挑战性。采用 DL 通过多模态数据整合与量化分析,正推动该疗法向精准化方向发展。Hernigou 等^[48]利用 DL 算法构建了一个预后骨坏死细胞治疗计算器(POCT),对使用干细胞治疗的 3021 例髋关节骨坏死治疗效果进行预测,区分更有可能从这种干预中受益的患者,可有效提升个体化治疗效果。由于传统 2D MRI 评估 ONFH 存在局限,Ruckli 等^[49]开发了一种基于 3D MRI 序列自动分割 ONFH 区域的 DL 模型,结合体积和表面积的改进量化方法,相较于传统的 2D 角度测量能够更精确地对不同程度的 ONFH 患者分期和定制治疗方案,有望优化手术决策,改善患者的治疗效果。

4 总结与展望

从缩短诊断时间、减少漏诊误诊,到提供量化风险预测指导干预时机,再到实现个体化手术规划和精准术中导航,DL 技术正逐步从实验室研究走向 ONFH 临床诊疗应用。然而,DL 在 ONFH 诊疗的临床实践中仍面临诸多核心挑战,未来需针对性突破以释放技术潜力。

4.1 当前面临的核心挑战 DL 技术在 ONFH 诊疗落地过程中,需跨越多重现实障碍,主要体现在以下 4 个方面:(1)数据质量与标准化瓶颈突出。DL 模型性能高度依赖数据质量,而 ONFH 诊疗数据面临三大核心挑战:来源多样性(涵盖不同设备、中心、扫描协议的影像数据)、质量参差性(图像伪影、序列缺失、临床信息不全等问题普遍)及标注瓶颈(专业医师标注耗时且一致性难以保障)。这些问题直接制约模型的泛化能力与可靠性。(2)模型可解释性难题待解。DL 模型的“黑箱”性质是阻碍临床信任建立的关键障碍。当前主流可解释性方法在 ONFH 场景中呈现显著双面性:特征重要性分析虽可对关键因子(如坏死体积权重)进行量化,但忽略了特征交互(如“位置+骨小梁断裂”);类激活图(Grad-CAM)可定位坏死带、水肿等病理区域,却存在空间分辨率不足问题,无法识别 <5 mm 的微小病灶;注意力机制可视化能解析多序列 MRI 融合(如 T_2WI 权重分配)逻辑,但可视化结果的可读性差,医师平均解读

MRI全片时间需超过15 min,难以满足临床效率需求。(3)伦理与法律风险凸显。技术应用引发系列伦理法律问题。在数据隐私方面,DL模型的训练和应用高度依赖大量敏感的医学影像(如MRI、CT)和患者的其他临床数据,这期间潜藏着数据泄露和隐私侵犯等风险。同时,数据的收集、存储、共享和所有权界定模糊;在算法公平性方面,DL模型可能继承或放大训练数据中存在的偏见,例如,若训练数据中特定人群(如某些年龄段、性别、种族、地域或疾病严重程度)的数据不足或代表性偏差,可能导致模型对这些人群的ONFH诊断准确率显著下降,甚至产生误诊;在责任界定方面,现有的医疗责任体系主要基于“医师负责制”,当AI系统辅助或参与诊断决策时,一旦出现误诊或导致不良医疗后果,AI的介入使得责任链条变得模糊不清。(4)模型评估与架构适配不足。现有模型评估存在指标单一化问题,难以针对早期诊断、分期预后、病灶分割等不同任务制定差异化标准,可能导致漏诊风险或过度干预;同时,不同DL架构在ONFH诊疗任务中各有优劣,缺乏基于应用场景的系统性架构选择与融合策略,影响技术落地效率。

4.2 未来研究方向 针对上述挑战,未来研究需聚焦五大方向,推动DL技术在ONFH诊疗中实现高质量落地。(1)深化模型评估指标体系。DL在ONFH诊疗中的价值核心为关键指标的全面提升(敏感度、AUC、Dice系数等),且需建立任务导向的指标组合策略。早期诊断(ARCO I—II期):优先保障>90%敏感度(如在保证95%敏感度基础上,特异度≥80%),严控漏诊风险;分期/预后(ARCO III—IV期):侧重高特异度(>85%)与概率校准(校准斜率0.8~1.2),避

免过度干预;病灶分割:联合空间精度[Dice系数+95%豪斯多夫距离(hausdorff distance, HD95)<2 mm]与体积误差(<10%),确保量化准确性。通过差异化指标组合优化模型可靠性。(2)优化模型架构选择与技术融合。不同DL架构在ONFH诊疗中各有优劣(表1),需根据具体应用场景和约束条件合理选择或融合。(3)攻克数据质量与标准化瓶颈。通过“三维联动”策略突破数据瓶颈:构建标准化采集平台,统一ONFH影像(MRI/CT)与临床数据的采集规范、格式标准及元数据要求;强化数据工程能力,开发影像去伪影、序列补全、质量分级等智能预处理工具,提升数据可用性;创新隐私保护技术,采用联邦学习、差分隐私、同态加密等技术,在保障数据安全的前提下实现跨中心数据协同,释放数据价值。(4)破解模型可解释性难题。针对当前可解释性方法的局限,需开发ONFH专属解释框架:结合领域知识增强特征重要性分析,纳入“位置-形态-信号”多维度特征交互机制;优化类激活图空间分辨率,通过多尺度特征融合技术提升微小病灶(<5 mm)定位精度;设计医师友好型注意力可视化工具,将复杂权重分布转化为“影像-病理”关联热图,缩短解读时间至5 min内。通过技术创新建立“模型决策-临床逻辑”的可追溯链路,增强临床信任。(5)构建伦理与法律保障体系。确立“人机共决策,医师终负责”原则,明确医师作为临床决策最终责任主体的定位;建立动态监管框架,厘清数据采集、模型训练、临床应用各环节的责任边界;完善知情同意流程;定期开展算法偏见检测与校正,保障不同人群的诊疗公平性,推动DL技术在规范轨道上健康发展。

表1 主要DL模型架构在ONFH诊疗中的优缺点与医学应用场景对比

Tab.1 Comparison of advantages, disadvantages and application scenarios of major DL model architectures in ONFH diagnosis and treatment

模型架构	优势	局限性	医学应用场景
CNN	特征提取能力强大,计算效率高	全局上下文捕捉弱,可解释性通常较差	X线片/DR/CT快速分类(坏死/健康/早/晚期);目标检测(坏死区定位)
U-Net及变体	卓越的像素级分割能力,保留细节和空间信息	训练相对复杂,对数据量要求较高	坏死区精确分割(诊断/体积测量),手术靶区勾画(核心减压),3维重建
Transformer/ViT	强大的长距离依赖/全局上下文建模能力	计算资源消耗大,数据需求极高	多序列MRI融合与理解,复杂时空动态分析(进展预测)
集成模型	结合不同模型优势,可获得更鲁棒、精确的预测	训练复杂度高,推理速度可能较慢	对准确性要求极高的关键任务(预后预测,复杂分型)
XGBoost/LightGBM	擅长融合异构数据(影像特征+临床变量),可解释性好	特征工程依赖性强,对原始图像处理能力有限	风险预测模型,结合影像组学或DL提取特征

DL.深度学习;ONFH.股骨头坏死;CNN.卷积神经网络;XGBoost.极端梯度提升算法;LightGBM.轻量级梯度提升机算法

【参考文献】

- [1] Zhao DW, Hu YC. Chinese experts' consensus on the diagnosis and treatment of osteonecrosis of the femoral head in adults[J]. Orthop Surg, 2012, 4(3): 125-130.
- [2] Kleppe A, Skrede O, De Raedt S, et al. Designing deep learning studies in cancer diagnostics[J]. Nat Rev Cancer, 2021, 21(3):

- 199-211.
- [3] 额·图娅, 李晓庆, 孙兆男, 等. 基于膝关节正位X线应用深度学习构建膝关节骨关节炎的自动诊断模型[J]. 临床放射学杂志, 2023, 42(8): 1298-1303.
- [4] Chen X, Wang X, Zhang K, *et al.* Recent advances and clinical applications of deep learning in medical image analysis[J]. *Med Image Anal*, 2022, 79: 102444.
- [5] Urakawa T, Tanaka Y, Goto S, *et al.* Detecting intertrochanteric hip fractures with orthopedist-level accuracy using a deep convolutional neural network[J]. *Skeletal Radiol*, 2019, 48(2): 239-244.
- [6] Kim DH, Mackinnon T. Artificial intelligence in fracture detection: transfer learning from deep convolutional neural networks[J]. *Clin Radiol*, 2018, 73(5): 439-445.
- [7] Olczak J, Fahlberg N, Maki A, *et al.* Artificial intelligence for analyzing orthopedic trauma radiographs Deep learning algorithms—are they on par with humans for diagnosing fractures? [J]. *Acta Orthopaedica*, 2017, 88(6): 581-586.
- [8] Lindsey R, Daluiski A, Chopra S, *et al.* Deep neural network improves fracture detection by clinicians[J]. *Proc Natl Acad Sci U S A*, 2018, 115(45): 11591-11596.
- [9] Üreten K, Arslan T, Gültekin KE, *et al.* Detection of hip osteoarthritis by using plain pelvic radiographs with deep learning methods[J]. *Skeletal Radiol*, 2020, 49(9): 1369-1374.
- [10] Minelli M, Cina A, Galbusera F, *et al.* Measuring the critical shoulder angle on radiographs: an accurate and repeatable deep learning model[J]. *Skeletal Radiol*, 2022, 51(9): 1873-1878.
- [11] Dreizin D, Goldmann F, Lebedis C, *et al.* An automated deep learning method for tile AO/OTA pelvic fracture severity grading from trauma whole-body CT[J]. *J Digit Imaging*, 2021, 34(1): 53-65.
- [12] Shin Y, Kim S, Lee YH. AI musculoskeletal clinical applications: how can AI increase my day-to-day efficiency? [J]. *Skeletal Radiol*, 2022, 51(2): 293-304.
- [13] Wang X, Xu Z, Tong Y, *et al.* Detection and classification of mandibular fracture on CT scan using deep convolutional neural network[J]. *Clin Oral Investig*, 2022, 26(6): 4593-4601.
- [14] Suzuki T, Maki S, Yamazaki T, *et al.* Detecting distal radial fractures from wrist radiographs using a deep convolutional neural network with an accuracy comparable to hand orthopedic surgeons[J]. *J Digit Imaging*, 2022, 35(1): 39-46.
- [15] Hu M, Zhang J, Matkovic L, *et al.* Reinforcement learning in medical image analysis: concepts, applications, challenges, and future directions[J]. *J Appl Clin Med Phys*, 2023, 24(2): e13898.
- [16] 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.
- [17] Alzubaidi L, Zhang J, Humaidi AJ, *et al.* Review of deep learning: concepts, CNN architectures, challenges, applications, future directions[J]. *J Big Data*, 2021, 8(1): 53.
- [18] Miotto R, Wang F, Wang S, *et al.* Deep learning for healthcare: review, opportunities and challenges[J]. *Brief Bioinform*, 2018, 19(6): 1236-1246.
- [19] 周巍, 赵艳娟, 潘诗农. 影像/病理特征深度学习在结直肠癌相关基因突变应用进展[J]. 临床军医杂志, 2024, 52(2): 212-216.
- [20] 孔超然. 基于卷积神经网络的股骨头坏死辅助诊断研究[D]. 沈阳: 东北大学, 2019.
- [21] Zhang J, Guo S, Yu D, *et al.* Subtracting - adding strategy for necrotic lesion segmentation in osteonecrosis of the femoral head [J]. *Int J Comput Assist Radiol Surg*, 2024, 19(5): 961-970.
- [22] 黄泽青, 刘予豪, 方汉军, 等. 基于深度迁移学习模型实现股骨头坏死与其他髋部疾病的X线片鉴别诊断[J]. 中华骨科杂志, 2023, 43(1): 72-80.
- [23] Rakhshankhah N, Abbaszadeh M, Kazemi A, *et al.* Deep learning approach to femoral AVN detection in digital radiography: differentiating patients and pre-collapse stages[J]. *BMC Musculoskelet Disord*, 2024, 25(1): 547.
- [24] Li Y, Li Y, Tian H. Deep learning-based end-to-end diagnosis system for avascular necrosis of femoral head[J]. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2021, 25(6): 2093-2102.
- [25] Zhu L, Han J, Guo R, *et al.* An automatic classification of the early osteonecrosis of femoral head with deep learning[J]. *Curr Med Imaging*, 2020, 16(10): 1323-1331.
- [26] Chee CG, Kim Y, Kang Y, *et al.* Performance of a deep learning algorithm in detecting osteonecrosis of the femoral head on digital radiography: a comparison with assessments by radiologists[J]. *AJR Am J Roentgenol*, 2019, 213(1): 155-162.
- [27] 王培旭. 基于股骨头坏死磁共振成像的深度学习诊断模型[D]. 北京: 北京协和医学院, 2022.
- [28] Wang P, Liu X, Xu J, *et al.* Deep learning for diagnosing osteonecrosis of the femoral head based on magnetic resonance imaging[J]. *Comput Methods Programs Biomed*, 2021, 208: 106229.
- [29] Kim B, Lee GY, Park SH. Attention fusion network with self-supervised learning for staging of osteonecrosis of the femoral head (ONFH) using multiple MR protocols[J]. *Med Phys*, 2023, 50(9): 5528-5540.
- [30] Klontzas ME, Vassalou EE, Spanakis K, *et al.* Deep learning enables the differentiation between early and late stages of hip avascular necrosis[J]. *Eur Radiol*, 2024, 34(2): 1179-1186.
- [31] Shen X, He Z, Shi Y, *et al.* Automatic detection of early osteonecrosis of the femoral head from various hip pathologies using deep convolutional neural network: a multi-centre study[J]. *Int Orthop*, 2023, 47(9): 2235-2244.
- [32] Uemura K, Takashima K, Otake Y, *et al.* Development of a deep learning model for the volumetric assessment of osteonecrosis of the femoral head on three-dimensional magnetic resonance imaging [J]. *J Arthroplasty*, 2025.
- [33] Lui E, Maruyama M, Guzman RA, *et al.* Applying deep learning to quantify empty lacunae in histologic sections of osteonecrosis of the femoral head[J]. *J Orthop Res*, 2022, 40(8): 1801-1809.
- [34] Alkhatatbeh T, Alkhatatbeh A, Li X, *et al.* A single sequence MRI-based deep learning radiomics model in the diagnosis of early osteonecrosis of femoral head[J]. *Front Bioeng Biotechnol*, 2024, 12: 1471692.
- [35] Wang H, Wu W, Han C, *et al.* Prediction model of osteonecrosis of the femoral head after femoral neck fracture: machine learning-based development and validation study[J]. *JMIR Med Inform*, 2021, 9(11): e30079.
- [36] Zhu W, Zhang X, Fang S, *et al.* Deep learning improves osteonecrosis prediction of femoral head after internal fixation using hybrid patient and radiograph variables[J]. *Front Med (Lausanne)*, 2020, 7: 573522.
- [37] 赵文哲, 胡守业, 赵益童, 等. 基于对照CT影像的股骨头坏死预后预测[J]. 西安交通大学学报(医学版), 2022, 43(5):

- 732-736.
- [38] Shen X, He Z, Shi Y, *et al.* Development and validation of an automated classification system for osteonecrosis of the femoral head using deep learning approach: a multicenter study[J]. *J Arthroplasty*, 2024, 39(2): 379-386.e2.
- [39] Hernigou P. Revisiting prediction of collapse in hip osteonecrosis with artificial intelligence and machine learning: a new approach for quantifying and ranking the contribution and association of factors for collapse[J]. *Int Orthop*, 2023, 47(3): 677-689.
- [40] Gao S, Zhu H, Wen M, *et al.* Prediction of femoral head collapse in osteonecrosis using deep learning segmentation and radiomics texture analysis of MRI[J]. *BMC Med Inform Decis Mak*, 2024, 24(1): 320.
- [41] 高世华. 基于磁共振成像和机器学习预测活血通络法治疗股骨头坏死预后研究[D]. 广州: 广州中医药大学, 2023.
- [42] 汤发强, 李书林, 蓝青, 等. 人工智能三维重建技术在股骨头缺血性坏死全髋关节置换术中应用效果观察[J]. *中国骨与关节损伤杂志*, 2023, 38(8): 831-834.
- [43] 吴东, 柴伟, 刘星宇, 等. 人工智能全髋关节置换术髋臼杯放置算法的实验研究[J]. *中华骨科杂志*, 2021, 41(3): 176-185.
- [44] Liu M, Martin-Gomez A, Oni JK, *et al.* Towards visualising early-stage osteonecrosis using intraoperative imaging modalities[J]. *Comput Methods Biomech Biomed Eng Imaging Vis*, 2023, 11(4): 1234-1242.
- [45] 张才东, 罗晓中, 丁勇, 等. 机器人导航系统辅助髓芯减压植骨治疗早期股骨头缺血性坏死[J]. *临床骨科杂志*, 2025, 28(1): 56-60.
- [46] Andriolo L, Merli G, Tobar C, *et al.* Regenerative therapies increase survivorship of avascular necrosis of the femoral head: a systematic review and meta-analysis[J]. *Int Orthop*, 2018, 42(7): 1689-1704.
- [47] Zhu S, Zhang X, Chen X, *et al.* Comparison of cell therapy and other novel adjunctive therapies combined with core decompression for the treatment of osteonecrosis of the femoral head: a systematic review and meta-analysis of 20 studies[J]. *Bone Joint Res*, 2021, 10(7): 445-458.
- [48] Hernigou P, Verrier S, Homma Y, *et al.* Prognosis of hip osteonecrosis after cell therapy with a calculator and artificial intelligence: ten year collapse-free survival prediction on three thousand and twenty one hips[J]. *Int Orthop*, 2023, 47(7): 1689-1705.
- [49] Ruckli AC, Nanavati AK, Meier MK, *et al.* A deep learning method for quantification of femoral head necrosis based on routine hip MRI for improved surgical decision making[J]. *J Pers Med*, 2023, 13(1): 153.

(责任编辑: 纪方方)

解放军医学杂志®