doi 10.12122/j.issn.1674-4500.2026.06.14 分子影像学杂志, 2026, 49(6): 802-807

人工智能结合磁共振成像在膝骨关节炎中的应用进展

娜米拉,雷欣睿,于静红
内蒙古医科大学第二附属医院影像科,内蒙古 呼和浩特 010110

摘要:膝骨关节炎(KOA)是中老年人群高发的退行性关节疾病,其中晚期病理改变不可逆,早期诊断和病情进展预防是临床诊疗的关键点。MRI可清晰显示膝关节软组织结构改变,定量磁共振技术可对软骨生化状态进行量化评估,为KOA精准诊疗提供影像学基础。随着人工智能技术的发展,尤其是深度学习与MRI的融合为KOA诊疗提供了全新思路。本文综述了人工智能结合磁共振成像技术,在KOA的早期诊断、进展预测、关节置换术风险评估及围术期辅助管理中的应用进展,探讨当前技术面临的核心障碍,并展望未来发展方向,为该技术的临床转化与应用提供参考。
关键词:膝骨关节炎;磁共振成像;人工智能;深度学习;诊断;预测

Progress in the application of magnetic resonance imaging combined with artificial intelligence in knee osteoarthritis

NA Mila, LEI Xinrui, YU Jinghong
Department of Radiology, the Second Affiliated Hospital of Inner Mongolia Medical University, Hohhot 010110, China

Abstract: Knee osteoarthritis (KOA) is a highly prevalent degenerative joint disorder among the middle-aged and elderly population. Given the irreversible pathological alterations at its middle to advanced stages, early detection and prevention of disease progression have long been the cornerstone of clinical KOA management. MRI enables clear visualization of structural changes in the soft tissues of the knee joint; in particular, quantitative MRI allows for quantitative assessment of the biochemical properties of articular cartilage, providing a solid imaging foundation for the precise management of KOA. With advances in AI technology, the integration of deep learning with MRI has opened up new avenues for KOA diagnosis and treatment. Herein, we review the research progress of MRI combined with AI technology in the early diagnosis, progression prediction, total knee arthroplasty risk assessment, and perioperative adjuvant management of KOA. We also discuss the core bottlenecks of current technologies and outline prospects for future development, to provide a reference for the clinical translation and application of this integrated technology.
Keywords: knee osteoarthritis; magnetic resonance imaging; artificial intelligence; deep learning; diagnosis; prediction

膝骨关节炎(KOA)作为中老年人关节疼痛与功能障碍的主要病因,其发病率随人口老龄化持续攀升[1]。目前KOA临床治疗多以缓解症状、改善功能为主,终末期关节置换术虽有效,但成本高、并发症风险多等问题,因此精准评估KOA当前状态和预测发展进程是治疗关键。MRI可精准评估软骨形态学改变并能定量分析生化状态[2],且随着算法升级,人工智能(AI)尤其是深度学习可提升图像质量、助力诊断、预测发展、辅助临床决策等,为KOA智能评估提供了新思路[3]。本文围绕AI与MRI融合技术在KOA诊疗领域中的应用展开,阐述其技术优势、临床应用现状,分析当前面临挑战并展望未来发展,为该领域的临床研究提供参考。

1 AI在膝关节MRI诊断中的优势

与传统机器学习模型相比,深度学习模型突破了小样本适配性差、算法泛化能力有限、特征依赖人工设计等问题,在膝关节MRI分析中优势主要体现在图像重建、结构分割、多模态数据整合三方面:

1.1 缩短扫描时间并重建高质图像

MRI作为KOA诊断的重要工具,因扫描时长,易受患者运动伪影干扰,从而影响图像质量。传统MR扫描虽能通过压缩感知(CS)与平行成像(PI)等技术缩短扫描时间,但随加速因子的提高,数据欠采样程度加剧,导致图像质量下降[4]。基于深度学习的MR技术可通过多种路径实现扫描效率与图像质量的双重提升,包括深度学习重建模型(U-Net、ResNet、GAN等)对欠采样k空间数据进行高质量重建、深度学习(DL)与其他加速技术的协同(如DL-CS、DL-PI)以及超分辨率重建等技术的单独或联合实用[5-7]。有研究将CS与超分辨率重建(CS-SuperRes)相结合对健康志愿者行膝关节标准化与低分辨率采集,可将检查时间缩短57%,尤其在低分辨率采集中显著提升图像质量[8]。另有研究采用基于深度学习的AI-CS重建算法进行膝关节3D质子密度成像,相比传统CS重建,该方法在相同加速因子下图像质量显著提升,并将采集时间缩短约54%[9]。但上述研究存在样本量较小且仅纳入健康志愿者的局限性,其图像

收稿日期:2025-12-22
基金项目:国家自然科学基金(82360339);内蒙古医科大学学科建设项目(YKD2023XK006)
Supported by the National Natural Science Foundation of China (82360339)
作者简介:娜米拉,在读硕士研究生,E-mail: 842601308@qq.com
通信作者:于静红,主任医师,硕士生导师,E-mail: yujinghong200@126.com

重建效果在软骨损伤、骨髓水肿等病理状态下的可靠性仍需验证。有学者将深度学习去噪技术和超分辨率重建结合，同时协同PI技术与多层加速技术用于KOA患者加速成像，与常规成像相比，该联合方法可将扫描时间缩短约44%，且不降低图像质量与诊断效能，是目前临床转化潜力最高的技术路径，提示了AI技术的联合应用具有更强的优势[10]。此外，有研究提出低场强(0.55 T)MRI图像经过深度学习重建后，质量可与常规高场强MRI图像质量相媲美[11]，该技术为基层医疗机构及低场强MRI设备的临床应用拓展了新方向。综上，深度学习MRI图像重建技术的核心价值在于打破扫描时间与图像质量的固有制约，临床上可通过算法嵌入影像设备端/后处理层，可同步实现扫描效率提升与图像质量优化。

1.2 全自动化分割并高分辨率识别

KOA早期病变多表现为软骨微小损伤等细微结构改变，传统人工分割与测量存在主观性强、重复性差、效率低等问题，而深度学习算法凭借其强大的特征提取与分析能力，可高精度自动分割并自动量化，快速识别KOA早期病变[12, 13]。有学者开发的U-Net卷积网络模型仅需5 s即可完成自动软骨分割模型，并精准识别微小软骨损伤[14]。另有学者利用MRI数据对比了UNet、UNet++、ResUNet、TransUNet 4种卷积神经网络对股胫关节软骨厚度自动分割和测值效能，结果显示TransUNet模型分割效果最优，并据此提出了股胫关节软骨正常厚度参考范围(股骨1.98 mm、胫骨2.14 mm)[15]。国内学者开发的基于卷积神经网络(CNN)的膝关节MRI自动分割方法，可快速准确地自动分割骨、软骨和半月板等结构，并筛选出21项与中国人群KOA严重程度相关的影像标志物，更贴合国内临床诊疗需求[16]。目前，大部分模型基于有监督学习构建，其性能依赖高质量标注数据的规模与质量，而人工标注成本高、跨中心标注标准不一致，导致模型泛化能力受限。有研究开发的无监督学习的优化模型，对KOA骨髓病变进行自动分割，无需标注数据即可完成自动化分割，具有较高的临床推广价值，但分割精度略低于有监督学习，适用于基层医院无专业标注人员的场景[17]。另有学者开发的磁共振指纹图谱结合软骨自动分割流程，实现了全流程自动化操作，无需人工输入，且重测可靠性极佳(ICC为0.823~0.958)，是临床转化方面的重大进展[18]。此外，有研究报道的自动化分析工具在软骨分割和深浅层软骨的T2值计算上表现出色，可为大型队列KOA早期筛查提供高效工具[19]。综上，软骨自动分割技术可在MRI图像上传后自动完成结构分割、指标量化并生成结构化报告，医生仅需要审核分割结果，即可替代传统人工测量的重复性工作，大幅降低阅片时间，实现“AI提效+医生定策”的临床模式。

1.3 多模态数据整合

KOA发病机制复杂，发病累及多组织结构，常存在影像表现与临床症状不符的问题，单一模态数据难以精准评估病情。有研究指出现有膝关节MRI难以识别出将会发展为放射学阳性及症状性KOA的高危图像[20]。而AI驱动的多模态数据整合技术，通过融合影像数据、临床信息、生化指标三类核心数据，弥补了单一模态数据的局限性，增加诊断的准确性[4, 21]。其核心技术路径为：通过深度学习算法自动分割感兴趣区域并提取影像组学特征，完成特征筛选与融合后，应用集成学习或多模态深度学习框架，构建全流程自动化且具备可解释性的预测模型，模型性能往往优于单一指标诊断模型[21]。有研究通过预训练视觉和语言模型构建多模态模型，结果显示该模型可识别KOA的Kellgren-Lawrence(K-L)分级准确率为82.85%，显示出多维度数据融合在自动评估方面的潜力[22]。未来，多模态模型融入综合诊疗流程，如多模态融合模型嵌入电子病历系统、影像+临床数据的自动调取与分析等，有望为精准诊断与风险分层提供更全面的依据，是未来KOA智能诊疗的重要发展方向。

2 AI在膝关节骨关节炎MRI中的应用

AI与膝关节MRI技术的融合，在KOA早期诊断、疾病发生与进展预测，到膝关节置换术风险评估与围术期管理展现出显著的临床应用价值，不同技术模型与应用方案的性能、适用场景各有差异，为临床不同诊疗需求提供了多样化的技术选择。

2.1 基于AI的KOA早期诊断

KOA的早期病理改变具有可逆性，及时诊断和干预是延缓疾病进展、降低致残率的关键，而传统诊断方法存在主观性强、早期病变识别能力不足等问题。机器学习和深度学习算法通过特征筛选与模型构建，从海量数据中捕捉疾病的潜在特征模式，提升KOA早期诊断准确性与客观性。有研究利用X线和临床信息构建诊断模型，对KOA的识别准确率达(98.42±0.11)%，K-L分级诊断准确率达(85.06±0.49)%，该模型需基层医院普及的X线设备即可完成检测，无需MRI检测，适用于基层医疗机构的KOA常规筛查[23]。有研究报道了基于MRI纹理结合T2 mapping的多模态分析模型，可在临床症状出现前检测出软骨退变，但其依赖高场强MRI设备和标准化采集协议，仅适用于三甲医院KOA早期筛查[24]。有研究通过弹性网络算法联合影像数据和临床信息构建的模型，可有效区分健康膝关节与早期放射学KOA，但其仅纳入胫骨单一结构，未覆盖半月板、滑膜等KOA关键受累结构，诊断效能受影响，临床适用性

不足[25]。此外,有研究利用模型进行KOA严重程度的自动化评估,在区分疾病严重程度的AUC达0.78~0.83,为KOA的早期分级诊疗提供了技术支持[26, 27]。总体而言,KOA早期诊断模型可完成X线、MRI影像的初筛分流和辅助分析生物标志物,减轻临床阅片负荷,进而优化医疗资源配置;同时,准确的早期诊断数据可有效提升后期进展预测的准确性。

2.2 构建KOA发生与进展的预测模型

KOA临床症状出现后,现有治疗方案获益有限,因此提前识别高风险人群、预测疾病发生与进展更具临床意义。研究发现,基于MRI的自动化技术可筛选出KOA发生与结构性进展的重要预测因子,包括软骨定量和半定量测量、软骨下骨改变,半月板突出,骨髓病变进展),相关AUC可达0.69~0.77,为KOA患者分层评估提供了新的影像生物标志物方向[28-31]。有学者利用骨关节炎倡议(OAI)数据库中基线无放射学OA的受试者MRI影像组学特征,开发了预测4年内KOA发病与进展的联合模型,结果显示该模型在预测KOA发病(AUC=0.985)和进展(AUC=0.738)方面表现良好,适用于KOA发病高危人群(如肥胖、中老年女性等)的精准筛查[32]。有研究基于自动分割构建全膝关节影像组学特征图谱,其预测4年内KOA发病(K-L分级≥2)的AUC高达0.918,还可辅助医师的预测准确率从0.605 提升至0.813;该工具不仅提升了高风险人群KOA发病的预测能力,还识别出股骨滑车软骨、胫骨软骨下骨、关节积液等关键预测结构,为KOA的病理机制的研究提供了全新视角[33]。有研究基于X线及临床信息构建简化KOA预测模型,可有效预测患者2.5~5年内病情进展,右膝2.5年和5年预测AUC分别达0.847、0.853,左膝对应AUC为0.824、0.807,其性能与全因子模型相当,用时更短,临床应用更简便、适用性更强;该研究还创新性地整合了临床症状与影像学标准的终末期KOA作为预测终点,打破了以往全膝关节置换为终点的预测工具易受非疾病因素干扰的局限,提升了模型的临床实用性[34]。此外,有研究基于软骨T2纹理联合临床数据构建模型,可在健康人群症状出现前36个月检测出软骨早期改变,准确率高达87%,认为软骨早期裂隙形成或许是骨关节炎未来发病的关键影响因素[35]。总体而言,深度学习结合影像学技术可在KOA症状出现前2.5~5年识别出高风险个体,预测准确率达到0.80~0.98,其效能远优于传统的临床或放射学指标。临床工作中,医师可根据AI分析出的预测报告作为参考,结合临床经验和患者个体情况综合判断,最终实现患者的分层管理,为KOA个体化风险评估和诊疗提供更可靠的数据支持。

2.3 临床-影像结合的关节置换术预测模型构建

全膝关节置换术(TKA)是终末期KOA的主要治疗手段,但术后仍有疼痛、功能恢复不佳情况,且过度手术会增加医疗成本与患者创伤,因此精准预测关节置换需求与时机对优化临床决策的关节。有研究的模型依据MRI影像,识别出半月板位置、严重关节积液、内侧胫股软骨损伤等关节置换风险的关键预测因子,AUC可达0.837,可实现关节置换风险初筛,适用于门诊首诊、临床数据不完整的患者[36]。有研究整合X光影像组学和临床信息模型,预测3年关节置换AUC最高达0.969,低成本、易操作,适用于基层医疗机构及影像数据有限场景下的关节置换术短期风险预测[37]。有研究整合临床变量、MRI/DR影像特征及定量评估指标,创新性地构建了可预测个体TKA手术时间点的模型,准确率达73.2%,是目前最贴合临床需求的模型,为临床制定个体化手术方案提供了精准依据,但模型依赖多模态高质量数据,泛化能力有待提升[38]。有研究将基于Transformer的三维深度学习模型MR-Transformer,与现有模型TSE-Net、3DMeT和MRNet等进行对比,利用多种MRI序列预测从KOA进展至TKA的风险,结果显示MR-Transformer模型的最佳性能AUC达0.88,在各项评估指标上均优于其他方法,为TKA风险预测提供了高性能算法选择[39]。但此类模型依赖高质量多模态数据,泛化能力有待提升,需进一步大样本多中心验证其临床适用性。另有学者开发的模型可实现9年随访期内TKA风险的预测,适用于影像数据完整的KOA患者的TKA长期风险预测,但该模型在外部验证数据集上性能下降明显,且未整合临床症状信息[40]。

总体而言,AI结合影像学可预测KOA患者3~9年内接受关节置换的风险,模型AUC达0.732~0.969,其预测效能优于传统临床模型。未来,可通过AI技术对TKA手术时机、术前风险等开展量化评估,辅助医师进行手术指征判断、手术方案选择;同时基于AI的预测模型可进一步规范临床诊疗决策、规避不必要的过度手术干预,凸显AI在外科临床决策应用中的实际价值。

2.4 疼痛管理、术前评估及辅助术后决策制定中的应用

KOA的诊疗不仅需要实现疾病的诊断与手术风险预测,还需解决疼痛管理、术后并发症防控、个体化术后决策等临床问题。AI技术通过多模态数据整合与模型构建,为KOA的全程化、个体化诊疗提供了技术支撑,有效提升了KOA围术期管理的精准度与有效性。

2.4.1 疼痛管理

KOA疼痛机制复杂,个体间疼痛感知存在差异,传统的疼痛评估方法存在主观性强、与疼痛病理机制关联度有限等,难以满足个体化疼痛管理需求。有学者联合多模态影像数据与卷积神经网络特征提取和CAM可视化技术,首次提出KOA患者的疼痛严重程度主要与软骨损伤(30.6%)和滑膜炎/积液(30.9%)两类结构病变相关,实现了疼痛靶点的精准定位[41]。另

一项针对老年KOA患者疼痛的研究发现，单纯的软骨损伤或单独的骨髓病变不引起疼痛，而当软骨下骨结构的复合性改变（骨髓病变+软骨下骨磨损和/或软骨下骨囊肿）是疼痛关键机制，为疼痛干预提供了新靶点[42]。临床工作中，AI技术通过整合多模态数据、穿戴设备（如IMU/EMG）的模型[43]，可实现疼痛的风险预测和实时监测；同时，医生可根据AI疼痛靶点定位结果，制定个体化疼痛干预方案（如局部注射、物理治疗等），实现技术赋能与临床决策的有机结合。

2.4.2 *术前评估并发症风险* 手术部位感染、静脉血栓栓塞症等并发症是关节置换术失败的重要原因，提前识别并发症高风险人群，是提升手术疗效、降低并发症发生率的关键。有学者基于1282例初次TKA患者的影像和临床数据，开发了预测术后1年内发生并发症的风险模型，结果显示该模型对手术部位感染、术后出血和神经损伤的预测AUC分别为71.9%、73.0%和76.6%，可有效提前识别不同并发症的高风险人群[44]。另有研究构建的预测模型，对TKA术后静脉血栓形成风险的评估AUC约0.65，可为抗凝方案制定提供参考[45]。目前术前风险预测相关研究仍存在泛化性差、预测精度有限等问题，不可单独作为临床决策依据。在临床实践中可将AI工具对接患者术前评估系统，自动录入患者临床信息后生成并发症风险分层报告，医生对高风险人群实施重点防控（如感染高风险患者加强术前抗感染、血栓高风险患者提前启动抗凝治疗等），二者协同可提升临床整体诊疗质量。

2.4.3 *术后AI决策辅助工具* KOA的全程治疗中，决策辅助工具通过整合病史、生活习惯、影像分级、合并症、心理状态及自评结局等多维数据，结合患者的治疗诉求与风险接受度，分层预判不同治疗方案的获益于风险，从而优化医患共同决策[46]。一项随机对照试验发现，与仅接受常规健康教育的对照组相比，使用融和“数字孪生”概念的AI决策辅助工具的患者，在决策质量、决策冲突、长期决策后悔程度以及治疗一致性方面均表现出显著改善[47]。未来通过推动AI模型与医院PACS、电子病历、多学科诊疗系统的深度融合的决策辅助工具能够有效优化共同决策过程，并带来更好的长期健康结果。

3 当前面临的挑战与未来研究方向

尽管AI与MRI融合技术在KOA诊疗中展现出显著应用潜力，但目前仍存在多项技术及临床转化层面的挑战有待解决。在数据层面，现有研究多依赖单中心小样本数据，数据来源存在地域局限性、人群异质性不足、图像采集协议的不统一等，易引发模型过拟合，难以满足临床转化的需求[21, 48]。在模型层面，现有AI模型多针对特定临床问题构建，未充分考虑临床复杂场景，跨中心、跨设备应用时性能下降明显；同时，深度学习的“黑箱”特性限制了结果的可解释性，影响了临床医师的接受度和信任度[3]。在设备层面，不同厂家和场强的MRI设备间参数差异，如T1ρ与T2值设备间差异达8%~10%[49]，虽处于临床可接受范围，却加剧了AI模型的泛化困难。在临床整合层面，多数AI系统仍为独立软件，尚未实现与医院PACS及电子病历系统的深度融合，进一步阻碍了技术的普及应用[50]。此外，基层医疗机构与三甲医院的临床诊疗痛点、设备条件、筛查需求存在显著差异，需针对性优化并定制适配化AI模型，才能贴合不同层级医疗机构的实际应用场景。

未来研究需聚焦上述核心挑战，围绕多中心标准化数据库构建、数据共享机制建立、模型性能优化、临床工作流程整合四大方向推进[51, 52]。一是构建多中心、跨区域的标准化KOA影像-临床-生物样本数据库，纳入不同病程阶段、合并症类型及人群特征的研究对象，提升数据的代表性与可靠性。二是加强可解释性AI算法研发，探索数据增强、模型集成与强化学习等方法，增强模型的泛化能力与决策可解释性；同时制定技术应用的标准化流程与临床解读指南，推动技术从“实验室研发”向“临床常规应用”的深度融合。最终目标是通过提升模型性能，建立可嵌入临床路径的AI工具，从而全面提高膝关节疾病诊断的准确性与效率。

4 小结

KOA作为中老年人群常见退行性疾病，其诊疗面临着早期诊断难、进展预测精度低、围术期管理个体化不足等诸多临床难点。AI与MRI的深度结合，为解决这些临床痛点提供了全新的技术路径。在KOA早期诊断与进展预测领域，AI技术通过深度学习精准识别出微观病理改变，早期诊断准确率达98.42%，可在症状出现前2~5年识别高风险个体（AUC为0.80~0.98），实现从临床前期到症状期的精准分期。在TKA围手术期管理领域，AI模型对TKA风险预测AUC达0.969，并能有效预测术后疼痛、关节功能恢复及术后并发症发生风险，同时结合AI决策辅助工具为患者个体化计划提供了有力支撑。然而，该领域仍存在数据标准化不足、模型可解释性差、临床整合不畅等核心挑战。未来研究应着眼于构建高质量多中心协作数据集，积极发展可解释AI模型，促进技术从实验环境向临床实践转化，最终建立KOA的智能辅助诊疗范式，降低整体疾病负担，提升患者长期生活质量。

参考文献：

[1] Lv HZ, Hou ZY, Zhu YB, et al. Prevalence of radiographic knee osteoarthritis in China: a national survey of thirty thousand, four hundred and fifty five individuals cross-sectional study[J]. Int

Orthop, 2025, 49(10): 2489-507.

[2] Casula V, Kajabi AW. Quantitative MRI methods for the assessment of structure, composition, and function of musculoskeletal tissues in basic research and preclinical applications[J]. MAGMA, 2024, 37 (6): 949-67.

[3] Guermazi A, Omoumi P, Tordjman M, et al. How AI may transform musculoskeletal imaging[J]. Radiology, 2024, 310(1): e230764.

[4] Haller S, Hedderich D, Federau C, et al. The current status of AI-accelerated MRI techniques in clinical use[J]. Radiology, 2025, 317 (2): e243819.

[5] Priyanka, Kadavigere R, Nayak S S, et al. Impact of artificial intelligence assisted compressed sensing technique on scan time and image quality in musculoskeletal MRI – A systematic review[J]. Radiography, 2024, 30(6): 1704-12.

[6] Singh D, Monga A, de Moura HL, et al. Emerging trends in fast MRI using deep-learning reconstruction on undersampled k-space data: a systematic review[J]. Bioengineering, 2023, 10(9): 1012.

[7] Vosshenrich J, Koerzdoerfer G, Fritz J. Modern acceleration in musculoskeletal MRI: applications, implications, and challenges [J]. Skeletal Radiol, 2024, 53(9): 1799-813.

[8] Terzis R, Dratsch T, Hahnfeldt R, et al. Five-minute knee MRI: an AI-based super resolution reconstruction approach for compressed sensing. A validation study on healthy volunteers[J]. Eur J Radiol, 2024, 175: 111418.

[9] Dratsch T, Zäske C, Siedek F, et al. Reconstruction of 3D knee MRI using deep learning and compressed sensing: a validation study on healthy volunteers[J]. Eur Radiol Exp, 2024, 8(1): 47.

[10] Smekens C, Beirinckx Q, Bosmans F, et al. Deep learning – enhanced accelerated 2D TSE and 3D superresolution Dixon TSE for rapid comprehensive knee joint assessment[J]. Invest Radiol, 2025, 60(3): 220-33.

[11] Donners R, Vosshenrich J, Segeroth M, et al. Deep learning reconstructed new-generation 0.55 T MRI of the knee: a prospective comparison with conventional 3 T MRI[J]. Invest Radiol, 2024, 59 (12): 823-30.

[12] Mahendrakar P, Kumar D, Patil U. A comprehensive review on MRI-based knee joint segmentation and analysis techniques[J]. Curr Med Imag Rev, 2023, 20: e150523216894.

[13] Eckstein F, Wluka AE, Wirth W, et al. 30 years of MRI-based cartilage & bone morphometry in knee osteoarthritis: From correlation to clinical trials[J]. Osteoarthritis Cartilage, 2024, 32(4): 439-51.

[14] Norman B, Pedoia V, Majumdar S. Use of 2D U-Net convolutional neural networks for automated cartilage and *Meniscus* Segmentation of knee MR imaging data to determine relaxometry and morphometry[J]. Radiology, 2018, 288(1): 177-85.

[15] Guo J, Yan PF, Qin Y, et al. Automated measurement and grading of knee cartilage thickness: a deep learning-based approach[J]. Front Med, 2024, 11: 1337993.

[16] 唐雄风, 王光彬, 张 凯, 等. 膝关节磁共振多组织三维智能分割与定量分析研究[J]. 中华放射学杂志, 2026, 50(2): 189-95.

[17] Yu AS, Yang MR, Lartey R, et al. Unsupervised segmentation of knee bone marrow edema-like lesions using conditional generative models[J]. Bioengineering, 2024, 11(6): 526.

[18] Sitarcikova D, Janacova V, Gologan M, et al. Magnetic resonance fingerprinting for the whole knee articular cartilage assessment using automated pipeline[J]. Eur Radiol, 2026, 36(1): 254-64.

[19] Wirth W, Maschek S, Wisser A, et al. Evaluation of an automated laminar cartilage T2 relaxation time analysis method in an early osteoarthritis model[J]. Skeletal Radiol, 2025, 54(3): 571-84.

[20] Chang AH, Roemer FW, Guermazi A, et al. Do existing magnetic resonance imaging definitions of knee osteoarthritis identify knees that will develop clinically significant disease over up to 11 years of follow-up?[J]. Arthritis Rheumatol, 2025, 77(2): 140-50.

[21] Mead K, Cross T, Roger G, et al. MRI deep learning models for assisted diagnosis of knee pathologies: a systematic review[J]. Eur Radiol, 2025, 35(5): 2457-69.

[22] Ma'aitah MKS, Helwan A, Radwan A, et al. Multimodal model for knee osteoarthritis KL grading from plain radiograph[J]. J Xray Sci Technol, 2025, 33(3): 608-20.

[23] Shi ZW, Yang F, Yu RY, et al. Computer aided diagnostic model for knee osteoarthritis: a multi-modal feature regression approach[J]. Med Eng Phys, 2025, 143(1): 104378.

[24] Molpeceres-Rodríguez L, Castellote-Huguet P, Romero-Martin JA, et al. 3D texture analysis in knee MRI for an early diagnosis of osteoarthritis: identifying biomarkers of cartilage degeneration[C]// 2025 47th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). July 14-18, 2025, Copenhagen, Denmark. IEEE, 2025: 1-4.

[25] Hirvasniemi J, Klein S, Bierma-Zeinstra S, et al. A machine learning approach to distinguish between knees without and with osteoarthritis using MRI-based radiomic features from tibial bone [J]. Eur Radiol, 2021, 31(11): 8513-21.

[26] Fei M, Lu S, Chung JH, et al. Diagnosing the severity of knee osteoarthritis using regression scores from artificial intelligence convolution neural networks[J/OL]. Orthopedics, 2024, 47(5): e247-54.

[27] Rani S, Memoria M, Almogren A, et al. Deep learning to combat knee osteoarthritis and severity assessment by using CNN-based classification[J]. BMC Musculoskelet Disord, 2024, 25(1): 817.

[28] Collins JE, Mesenbrink P, Jin R, et al. Magnetic resonance imaging biomarkers of knee osteoarthritis progression[J]. ACR Open Rheumatol, 2025, 7(9): e70085.

[29] Moradi K, Mohammadi S, Roemer FW, et al. Progression of bone marrow lesions and the development of knee osteoarthritis: osteoarthritis initiative data[J]. Radiology, 2024, 312(3): e240470.

[30] Cen H, Yan QR, Meng T, et al. Quantitative infrapatellar fat pad signal intensity alteration as an imaging biomarker of knee osteoarthritis progression[J]. RMD Open, 2023, 9(1): e002565.

[31] Joseph GB, McCulloch CE, Nevitt MC, et al. Machine learning models for clinical and structural knee osteoarthritis prediction: Recent advancements and future directions[J]. Osteoarthr Cartil Open, 2025, 7(3): 100654.

[32] Fu JH, Mu L, Dong D, et al. An MRI-based radiomics framework for early identification and progression stratification in knee osteoarthritis: data from the osteoarthritis initiative[J]. BMC Musculoskelet Disord, 2025, 26(1): 1018.

[33] Mu L, Fu JH, Li MY, et al. Total knee radiomic feature atlas derived from magnetic resonance imaging segmentation: Insights into osteoarthritis incidence predictors[J]. Eur J Radiol, 2026, 194: 112480.

[34] Salis Z, Driban JB, McAlindon TE. Predicting the onset of end-stage knee osteoarthritis over two- and five-years using machine learning [J]. Semin Arthritis Rheum, 2024, 66: 152433.

[35] Lv WB, Peng JY, Hu JP, et al. LMSST-GCN: Longitudinal MRI sub-structural texture guided graph convolution network for improved progression prediction of knee osteoarthritis[J]. Comput Meth Programs Biomed, 2025, 261: 108600.

[36] D' Assignies G, Demanse D, Saxer F, et al. Combining machine-learning assessment of multiple MRI pathologies and clinical phenotypes for predicting joint replacement in knee osteoarthritis: data from the osteoarthritis initiative[J]. Cartilage, 2025: 19476035251395177.

[37] Sun HB, You Y, Jiang QL, et al. Radiomics-based nomogram for predicting total knee replacement in knee osteoarthritis patients[J]. Eur J Radiol, 2025, 182: 111854.

[38] Cigdem O, Hedayati E, Rajamohan HR, et al. Estimation of time-to-total knee replacement surgery with multimodal modeling and artificial intelligence[J]. Comput Biol Med, 2025, 193: 110364.

[39] Zhang CJ, Chen SJ, Cigdem O, et al. MR-transformer: a vision transformer-based deep learning model for total knee replacement prediction using MRI[J]. Radiol Artif Intell, 2025, 7(5): e240373.

[40] Rajamohan HR, Wang TY, Leung K, et al. Prediction of total knee replacement using deep learning analysis of knee MRI[J]. Sci Rep, 2023, 13: 6922.

[41] Zhao ZK, Zhao MK, Yang T, et al. Identifying significant structural factors associated with knee pain severity in patients with osteoarthritis using machine learning[J]. Sci Rep, 2024, 14: 14705.

[42] Tomura J, Kaneko H, Adili A, et al. Bone marrow lesion coexisted with subchondral bone attrition and/or subchondral bone cyst is associated with knee pain in knee osteoarthritis regardless of cartilage lesion: the Bunkyo health study[J]. Arthritis Res Ther, 2025, 27(1): 179.

[43] Khan ST, Huffman N, Li XJ, et al. Pain assessment in osteoarthritis: present practices and future prospects including the use of biomarkers and wearable technologies, and AI-driven personalized medicine[J]. J Orthop Res, 2025, 43(7): 1217-29.

[44] Sweerts L, Hoogeboom TJ, van Wessel T, et al. Development of prediction models for complications after primary total hip and knee arthroplasty: a single-centre retrospective cohort study in the Netherlands[J]. BMJ Open, 2022, 12(8): e062065.

[45] Nemeth B, Smeets M, Pedersen AB, et al. Development and validation of a clinical prediction model for 90-day venous thromboembolism risk following total hip and total knee arthroplasty: a multinational study[J]. J Thromb Haemost, 2024, 22 (1): 238-48.

[46] Sepucha KR, Vo H, Chang Y, et al. Shared decision-making is associated with better outcomes in patients with knee but not hip osteoarthritis: the DECIDE-OA randomized study[J]. J Bone Joint Surg Am, 2022, 104(1): 62-9.

[47] Jayakumar P, Rathouz PJ, Lin E, et al. Shared decision making using digital twins in knee osteoarthritis care: a randomized clinical trial of an AI-enabled decision aid versus education alone on decision quality, physical function, and user experience[J]. eClinicalMedicine, 2025, 89: 103545.

[48] Saelmans A, Seinen T, Pera V, et al. Implementation and updating of clinical prediction models: a systematic review[J]. Mayo Clin Proc Digit Health, 2025, 3(3): 100228.

[49] Kim J, Mamoto K, Lartey R, et al. Multi-vendor multi-site T1ρ and T2 quantification of knee cartilage[J]. Osteoarthr Cartil, 2020, 28 (12): 1539-50.

[50] Oettl FC, Zsidai B, Oeding JF, et al. Artificial intelligence-assisted analysis of musculoskeletal imaging: a narrative review of the current state of machine learning models[J]. Knee Surg Phys Traumatol Arthrosc, 2025, 33(8): 3032-8.

[51] Ruitenbeek HC, Oei EHG, Visser JJ, et al. Artificial intelligence in musculoskeletal imaging: realistic clinical applications in the next decade[J]. Skeletal Radiol, 2024, 53(9): 1849-68.

[52] Oliinyk M, Mastbergen SC, Marijnissen AKCA, et al. Comparing five major knee osteoarthritis cohort studies: similarities, differences, and unique aspects of CHECK, OAI, FNIH, IMI-APPROACH, and MOST[J]. Cartilage, 2025: 19476035251326276.

（编辑:郎 朗）