• 综试 •

# 影像组学在膝关节骨性关节炎诊疗中的研究进展

余伟杰,刘爱峰,陈继鑫,郭天赐,梅胜锦,刘佳进

【摘要】 膝关节骨性关节炎(KOA)是中老年多发的慢性退行性疾病,探寻影像学标志物有助于临床诊断和预后分析。影像组学是目前数字医学的研究热点,通过从医学影像中提取海量数据特征,可实现疾病影像信息定量分析,早期研究以肿瘤疾病为主,近年来其逐步应用于 KOA 相关的诊断、分级和进展预测等方面。本文将基于影像组学在 KOA 中的应用现状进行综述,以探讨其在本病诊疗中的价值。

【关键词】 膝关节骨性关节炎;影像组学;软骨;机器学习;深度学习;磁共振成像;进展预测

【中图分类号】R684.3; R814.41; R445.2 【文献标识码】A

【文章编号】1000-0313(2024)09-1254-05

DOI:10.13609/j.cnki.1000-0313.2024.09.022

膝关节骨性关节炎(knee osteoarthritis,KOA)是 一种在软骨退变基础上逐步形成的慢性退行性疾病, 可引发膝关节疼痛、僵硬和活动受限等症状<sup>[1]</sup>。据流 行病学调查显示,我国中老年人群中 KOA 发病率为 8.5%,严重影响患者的生活质量<sup>[2]</sup>。目前,KOA 诊断 和评估多依靠 X 线、MRI 和 CT 等影像检查,但受限 于医院医疗水平、医师阅片能力和影像设备性能等的 差异,难以避免误诊、漏诊的发生,亟需一种能够智能 化定量分析影像数据的新技术。

目前,我国发布多项政策关注人工智能发展,推动 医学影像平台建设和临床诊疗决策支持系统的开 发<sup>[3]</sup>。凭借人工智能强大的学习、运算能力,影像组学 实现了针对海量数据的特征提取和分析,最终开发出 辅助临床决策的影像特征模型<sup>[4]</sup>。早期影像组学主要 应用于肿瘤良恶性鉴别、淋巴结转移和病理特征预测 等方面<sup>[5]</sup>,随着适用范围的扩大,其逐步应用于骨关节 炎的诊断、分级和预后等方面<sup>[6]</sup>,但未深入分析 KOA 领域的应用潜能。本文拟阐述影像组学在 KOA 诊疗 中的研究进展,从而进一步提高其临床价值。

#### 影像组学的概念和研究流程

影像组学的概念最早在 2012 年由荷兰学者 Lambin 等<sup>[7]</sup>提出,即从医学图像中提取海量影像特征,通过传统统计学模型或机器学习算法进行特征筛

通讯作者:刘爱峰,E-mail:draifeng@163.com

#### 开放科学(资源服务)标识码(OSID):



选和预测模型构建,从而实现疾病自动诊断、分级和预 后预测等,总体研究流程包括图像获取、分割、特征提 取和模型构建。不同于临床医师视觉解读的主观性, 影像组学的定量特征分析具有客观性和准确性。

### 影像组学在 KOA 中的应用

KOA 的发生与关节软骨退变紧密相关,后期可 逐渐累及半月板、滑膜和软骨下骨等组织,早期筛查有 助于采取针对性治疗干预 KOA 进展<sup>[1]</sup>。目前,KOA 的诊疗主要基于临床指南,但计算机辅助决策支持系 统的证据等级甚至高于指南<sup>[8]</sup>。早期应用较少主要是 由于计算机算力较低,算法简单,难以提供可靠的数据 支撑。随着人工智能的快速发展,尤其是深度学习算 法的不断进步和优化,基于机器学习的影像组学逐渐 应用于 KOA 诊断、分级和进展预测的各个方面。

1.KOA 诊断

膝关节由髌股关节和胫股关节构成,临床诊断 KOA时可应用X线进行评估。Bayramoglu等<sup>[9]</sup>基 于临床数据库中18436份膝关节侧位X线片,通过卷 积神经网络(convolutional neural network,CNN)自 动检测髌股关节骨关节炎状态,ROC曲线下面积(area under curve,AUC)达0.958,预测性能优于患者临 床特征构成的预测模型。另一项研究则搜集1280份 膝关节轴位X线片,采用HR-Net自动诊断和分级髌 股关节骨关节炎,适用于中重度KOA患者<sup>[10]</sup>。然 而,软骨退变是KOA的标志性特征,早期以组成成分 和微结构改变为主,而组织形态未见异常,难以通过X 线筛查诊断。Linka等<sup>[11]</sup>将傅立叶红外光谱和定量 MRI相结合,通过人工神经网络(artificial neural network,ANN)进行集成建模,可预测软骨组织中胶原蛋

作者单位:300381 天津,天津中医药大学第一附属医院、 国家中医针灸临床医学研究中心

作者简介:余伟杰(1995-),男,云南楚雄彝族自治州人,博士研究生,主要从事骨与关节疾病的中西医结合临床研究工作。

基金项目:国家自然科学基金面上项目(No.81873316);中国医学科学院中央级公益性科研院所基本科研业务费专项资金资助项目(No.2022-JKCS-07)

白和蛋白多糖含量变化,相较于组织学检测,两者误差 分别为2.3%和4.6%,实现了无创软骨成分预测分析, 有利于早期筛查。除此以外,Hirvasniemi等<sup>[12]</sup>提取 膝关节 MRI 中胫骨软骨下骨形状和纹理特征,通过弹 性网络构建胫股关节骨关节炎诊断模型,AUC 值为 0.8,弥补了 X 线片仅能评估骨组织的缺点。Xue 等<sup>[13]</sup>则选取胫骨平台和股骨髁区域提取软骨下骨影 像组学特征,通过支持向量机(support vector machine,SVM)建模诊断胫股关节骨关节炎,AUC 值达 0.961。不同于提取软骨下骨特征,Morales等<sup>[14]</sup>通过 将 3D MRI 中分割的股骨、胫骨和髌骨转换融合为球 面图,利用 CNN 实现基于骨球面图形态的 KOA 自动 诊断,敏感度和特异度分别为 0.815 和 0.839。

临床医师诊断 KOA 时多需结合患者人口学资料,从而制定个体化治疗方案。Li 等<sup>[15]</sup>将膝关节 X 线片中的影像特征与年龄相结合构建列线图,相较于 Logistic 回归训练的影像组学模型,其具有更好的预测性能和临床应用价值。Kim 等<sup>[16]</sup>则结合了患者年龄、性别和身体质量指数(body mass index,BMI)等数 据构建复合预测模型,AUC 值高于单纯影像特征模型(分别为 0.83 和 0.78)。

总之,影像组学可应用于髌股关节和胫股关节骨 关节炎检测,基于软骨、软骨下骨和骨组织等影像特征 实现 KOA 诊断。除此以外,在构建影像组学模型时 结合患者临床数据有助于提高模型预测性能。然而, 图像标注常是建模过程中耗费大量精力的工作,Wang 等<sup>[17]</sup>探寻新的监督学习形式,通过记录医学专家 X 线 阅片诊断 KOA 时的眼球运动轨迹,利用深度神经网 络完成模型训练,发现专家视线多集中于关节间隙狭 窄部位,在提高工作效率的同时保证了诊断准确性。

2.KOA 分级

目前,国际公认的 KOA 分级标准为 Kellgren-Lawrence(K-L)分级,通过膝关节 X 线片分析关节间 隙狭窄、骨赘和软骨下骨硬化等方面进行分级,共分为 0~ N级,分级越高退变程度越严重。Abdullah 等<sup>[18]</sup> 基于 KOA 患者 3172 份膝关节 X 线片,借助 R-CNN 定位关节间隙宽度,通过 AlexNet 进行 K-L 分级,总 体分级准确率达 98.9%。既往研究发现,关节间隙变 窄是 KOA 的主要特征之一,基于关节间隙宽度的 K-L 自动分级准确率达 80.2%,分类结果与医学专家一 致,且测量宽度时应选取多点记录数据,其预测性能优 于仅标记最小关节间隙宽度<sup>[19.20]</sup>。然而,不同 K-L 分 级患者的治疗方案各异,明确 KOA 退变程度有助于 制定最佳诊疗策略。Pongsakonpruttikul 等<sup>[21]</sup>选取骨 关节炎创始(osteoarthritis initiative,OAI)数据库中 1650 份膝关节 X 线片,通过 YOLOv3 训练模型,可实 现 K-L 0 ~ I、II 和 III ~ IV的正常、非重度和重度 KOA 分级,准确率达 70.6%。

为了进一步细化 K-L 分级结果, Yang 等<sup>[22]</sup> 通过 RefineDet 训练模型,K-L 0~Ⅳ的分级准确率分别达 到 50.0%、91.4%、97.8%、98.1%和 98.8%, AUC 值均 大于 0.9。而在其它 CNN 构建的 K-L 分级模型中, Wang 等<sup>[23]</sup> 根据数据的可信度进行动态分类,准确率 达 70.13%,尤其适用于 K-L 0 和 II级,有利于识别早 期 KOA。另一项研究的 K-L Ⅲ~Ⅳ级检出率高于临 床专家,F1分数为0.923,可应用于筛选需要手术治疗 的重度 KOA 患者<sup>[24]</sup>。除了深度学习外, SVM、随机 森林和 K-近邻等传统机器学习算法同样可以进行 K-L分级<sup>[25]</sup>。然而,上述监督学习需要大量标记数据, 增加了临床工作负担。Nguyen 等<sup>[26]</sup>设计出 Semixup 半监督学习模型,基于 75%的未标记 X 线片进行建 模,取得与监督学习模型相似的 K-L 分级结果,准确 率达 70.9%。除了进行 K-L 分级, Tiulpin 等<sup>[27]</sup> 通过 CNN 识别股骨、胫骨骨赘和内、外侧关节间隙狭窄程 度,同时完成 K-L 和国际骨关节炎研究协会(osteoarthritis research society international, OARSI) 自动分 级,AUC值为0.98。

除了基于 X 线的 K-L 和 OARSI 自动分级,KOA 发展至中、晚期可出现软骨不同程度退变,甚至造成软 骨缺失,通过软骨退变程度分级有助于采取相应治疗 方案。Rytky 等<sup>[28]</sup>开发了一款 KOA 软骨退变自动化 分级模型,通过 CNN 分割软骨,在对比增强 CT 中实 现软骨表面、深层和钙化部位的退变程度自动化分级 (AUC 值分别为 0.92、0.62 和 0.71)。针对软骨退变 评估中 CNN 可解释性较差的情况,Zhuang 等<sup>[29]</sup>将膝 关节 MRI 中的软骨结构和外观进行图形建模,在此基 础上应用几何深度学习提取局部和整体的软骨特征, 通过三维可视化解释软骨缺损病变。除了深度学习 外,Huo 等<sup>[30]</sup>开发了一款集成半监督学习模型,利用 未标记数据实现膝关节 MRI 软骨缺损分级,当标记 25%数据时 AUC 值可达 0.867,在减轻工作量的同时 保证了准确性。

由此可知,影像组学可实现 K-L、OARSI 和膝关 节软骨自动分级。通过分析关节间隙宽度和骨赘识别 不同退变程度 KOA,基于 CNN 分析软骨不同层面退 变、缺损程度,有利于采取阶梯化治疗,分级越细化对 算法的要求也越高。未来需进一步研究不同算法模型 的应用特点和优势,同时探索基于软骨下骨特征的 KOA 严重程度分级。

3.KOA 进展预测

KOA 主要采取阶梯化治疗,通过预测 KOA 进展 可尽早采取相应治疗方案,改善患者预后。膝关节内 软骨、半月板、髌下脂肪垫、滑膜和软骨下骨等组织与 KOA 进展密切相关。国外学者基于 OAI 数据库中 86 例健康受试者,通过迁移学习分析基线时软骨 MRI 纹理特征,可实现 3 年后症状性 KOA 的发病预测,准 确率达 78%<sup>[31]</sup>。同时,随着年龄的增长软骨厚度逐渐 变薄,已有研究发现,股骨软骨厚度减少与 KOA 广泛 全层软骨缺损相关<sup>[32]</sup>。Thaha 等<sup>[33]</sup>开发了一款基于 MRI 的半自动软骨厚度测量框架,通过分析健康受试 者和早、晚期 KOA 患者股骨软骨厚度,可实现 KOA 进展评估分级,AUC 值达 0.79。

除了通过软骨进行 KOA 进展预测外,半月板根 部撕裂和突出同样是 KOA 加重的危险因素,早期识 别半月板损伤有助于延缓 KOA 进程<sup>[34]</sup>。Tack 等<sup>[35]</sup> 在 3D MRI 中通过 CNN 实现半月板撕裂检测,可应 用于内、外侧半月板前角、体部和后角,在不同 MRI 序 列中取得了较好的分类性能(AUC 值均高于 0.83)。 髌下脂肪垫是膝关节中最大的软组织结构,其产生的 炎性、脂肪因子可加速 KOA 进程。Ye 等<sup>[36]</sup>采用 ITK-SNAP 分割 KOA 患者的髌下脂肪垫,提取 1037 个影像特征,采用 Logistic 回归完成模型构建,可实现 KOA 进展预测(AUC 值 0.83,准确率 81.6%)。滑膜 炎是 KOA 常见的并发症,可反映 KOA 预后发展,临 床多采用 MRI 膝骨关节炎评分(MRI osteoarthritis knee score, MOAKS)进行积液半定量评估,但对图像 分辨率有较高要求。Raman 等<sup>[37]</sup>选取 OAI 数据库中 1628 份膝关节 MRI,基于图像中关节积液量进行 MOAKS 分类, 通过 ANN 完成模型训练, AUC 值为 0.88,可实现膝关节滑液正常与否的鉴别,在低分辨率 MRI中同样适用。随着软骨退变加重可逐渐累及软 骨下骨, Chang 等<sup>[38]</sup>开发了一款 KOA 软骨下骨长度 测量系统,基于 U-Net 进行膝关节软骨和骨分割,通 过 R-CNN 完成模型训练,可反映 KOA 软骨丢失和软 骨下骨形状改变程度。

在 KOA 早期, Hu 等<sup>[39]</sup>采用新型对抗演化神经 网络,利用输入图像与不同 K-L 分级模板图比较,可 分析 KOA 患者病情从轻度发展至重度的演化轨迹, 准确率达 62.6%。Deng 等<sup>[40]</sup>基于 OAI 数据库中 600 例轻、中度 KOA 患者膝关节 MRI,提取软骨厚度、体 积以及软骨下暴露面积等特征,可预测 KOA 患者 1~ 2年内进展情况。Sun 等<sup>[41]</sup>则采用 3D MRI 评估了 2 年内胫骨、股骨和髌骨的骨形态变化程度,结合临床数 据构建列线图,同样实现了轻、中度 KOA 进展预测, AUC 值为 0.75。早期 KOA 以膝关节疼痛为主要表 现,Lin 等<sup>[42]</sup>基于 216 例受试者软骨下骨 MRI 影像组 学特征,结合临床数据预测 2 年内 KOA 疼痛改善情 况,AUC 值达 0.83。然而,上述研究主要探索 KOA 短期发病进展,Joseph 等<sup>[43]</sup> 搜集 OAI 数据库中 1044 例 K-L 0~ I 级患者,提取软骨特征和相应全器官磁 共振成像评分(whole-organ magnetic resonance imaging score,WORMS)等数据,可实现 8 年内进展为 K-L II~IV级预测,AUC 值达 0.772。

随着 KOA 发展至中、晚期,膝关节间隙可出现不同程度狭窄<sup>[44]</sup>。Almhdie-Imjabbar 等<sup>[45]</sup>选取 2571 例 K-L II ~ III 级患者,通过 CNN 分析 X 线片中骨小梁纹理,可预测 4~6 年内膝关节内侧间隙狭窄进展情况。另有研究发现,同时纳入双膝图像特征的预测模型性能优于仅纳入单侧膝关节模型,可识别存在关节间隙狭窄进展的风险人群<sup>[46]</sup>。除此以外,Guan 等<sup>[47]</sup>基于 1800 份膝关节 X 线片训练 CNN 模型,相较于临床特征构建的传统预测模型,前者 AUC 值高于后者(分别为 0.799 和 0.660),认为影像组学模型在预测膝关节间隙丢失方面更具优势。

当 KOA 进展至晚期阶段,可造成膝关节畸形其 至导致残疾,最终只能通过全膝关节置换术(total knee arthroplasty, TKA)治疗, 尽早识别需要 TKA 治 疗的高风险人群和相关危险因素,有助于早期监测和 干预。Almhdie-Imjabbar 等<sup>[48]</sup> 基于 OAI 数据库中 4382 份膝关节 X 线片,将提取的胫骨软骨下骨纹理特 征和临床、影像信息相结合,可预测 KOA 发展为需 TKA 治疗阶段的风险,AUC 值为 0.92,提高了高风险 人群筛出能力。Leung 等<sup>[49]</sup>则开发了 KOA 患者 9 年 内接受 TKA 治疗的风险预测模型,通过 ResNet34 完 成膝关节 X 线片数据集训练, AUC 值达 0.87。除此 以外, Houserman 等[50] 通过 8301 份膝关节 X 线片训 练计算机视觉模型,可预测 KOA 患者接受单髁膝关 节置换术 (unicompartmental knee arthroplasty, UKA)或 TKA 治疗的风险, AUC 值分别为 0.96 和 0.97,有利于确定不同手术的最佳适应症。

总之,影像组学可通过软骨、半月板、髌下脂肪垫、 滑膜和软骨下骨等组织预测 KOA 不同时期的病情发 展,早期分析轻、中度 KOA 发病进展,中、晚期评估关 节间隙丢失程度;在 KOA 晚期,可筛选出需要 TKA、 UKA 治疗的高风险人群,从而实现早期监测和干预。

## 小结与展望

综上所述,影像组学可应用于 KOA 诊疗的各个 方面:①可在软骨退变早期分析成分和纹理改变,在无 症状 KOA 阶段实现早期筛查干预,在中、晚期完成自 动化软骨退变分级;②基于软骨、软骨下骨和骨组织等 影像特征完成髌股关节和胫股关节骨关节炎诊断;③ 通过分析关节间隙宽度和骨赘影像特征进行 K-L 和 OARSI 自动分级,基于 CNN 进行软骨退变程度分 级;④通过软骨、半月板、髌下脂肪垫、滑膜和软骨下骨 等组织预测 KOA 不同时期的病情发展;⑤预测 KOA 早、中期发病进展和关节间隙丢失程度,筛选 KOA 晚 期需 TKA、UKA 治疗的高风险人群。

目前,影像组学在 KOA 中的相关应用仍存在诸 多挑战,如软骨、软骨下骨和半月板等图像的标准化分 割、提取难以保障;模型泛化性、生物学可解释性和临 床易用性仍较缺乏<sup>[51]</sup>。临床应用的影像数据库主要 以OAI为主,国内缺乏相关的大型数据库;相关预测 模型的外部验证研究仍较缺乏,模型的外推性仍需进 一步深入探讨;基于 CNN 构建的模型可解释性较差, 相关图像标注工作繁琐;开发的影像组学模型缺乏循 证医学证据支持等。

未来,随着深度学习的快速发展,可为医学图像的 自动化、标准化分割提供保障。各研究中心也应不断 深化合作,开展多中心临床研究,基于不同地区、医院 的影像数据进行外部验证<sup>[52]</sup>。除此以外,在 KOA 领 域探索影像组学与基因组学的交叉融合,通过基因组 学分析明确软骨影像敏感性变异的遗传因素。从循证 医学角度出发,模型开发过程中的训练集图像数据其 本质就是证据,图像质量决定了模型的预测性能。因 此,应不断优化深度学习算法,将其应用于图像获取、 分割、特征提取和模型构建中,实现标准化的分析流 程。同时开展基于影像组学模型的循证医学研究,进 一步规范试验、报告操作规程,为临床决策提供高质量 的证据支持。

#### 参考文献:

- [1] 赵彦萍,林志国,林书典,等.骨关节炎诊疗规范[J].中华内科杂 志,2022,61(10):1136-1143.
- [2] Ren Y, Hu J, Tan J, et al. Incidence and risk factors of symptomatic knee osteoarthritis among the Chinese population: analysis from a nationwide longitudinal study [J]. BMC Public Health, 2020,20(1):1491.
- [3] 袁天蔚,薛淮,杨靖,等.从战略规划与科技布局看国内外人工智能 医学应用的发展现状[J].生命科学,2022,34(8):974-982.
- [4] Mayerhoefer ME, Materka A, Langs G, et al. Introduction to radiomics[J].J Nucl Med, 2020, 61(4): 488-495.
- [5] 俞婕妤,边云,陆建平.影像组学在胰腺癌诊治中的应用进展[J]. 放射学实践,2022,37(2):264-269.
- [6] Binvignat M, Pedoia V, Butte AJ, et al. Use of machine learning in osteoarthritis research: a systematic literature review [J]. RMD Open, 2022, 8(1):e001998.
- [7] Lambin P.Rios-Velazquez E, Leijenaar R, et al.Radiomics:extracting more information from medical images using advanced feature analysis[J].Eur J Cancer, 2012, 48(4):441-446.
- [8] Dicenso A, Bayley L, Haynes RB. Accessing pre-appraised evidence:fine-tuning the 5S model into a 6S model[J]. Evid Based Nurs,2009,12(4):99-101.
- [9] Bayramoglu N, Nieminen MT, Saarakkala S. Automated detection

of patellofemoral osteoarthritis from knee lateral view radiographs using deep learning: data from the Multicenter Osteoarthritis Study (MOST)[J].Osteoarthritis Cartilage, 2021, 29(10): 1432-1447.

- [10] Tuya E, Wang C, Cui Y, et al. Automatic diagnosis and grading of patellofemoral osteoarthritis from the axial radiographic view: a deep learning-based approach[J]. Acta Radiol, 2023, 64(2):658-665.
- [11] Linka K, Thüring J.Rieppo L, et al. Machine learning-augmented and microspectroscopy-informed multiparametric MRI for the non-invasive prediction of articular cartilage composition[J].Osteoarthritis Cartilage, 2021, 29(4):592-602.
- [12] 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):8513-8521.
- [13] Xue Z, Wang L, Sun Q, et al. Radiomics analysis using MR imaging of subchondral bone for identification of knee osteoarthritis[J].J Orthop Surg Res, 2022, 17(1), 414.
- [14] Morales Martinez A, Caliva F, Flament I, et al. Learning osteoarthritis imaging biomarkers from bone surface spherical encoding
  [J].Magn Reson Med, 2020, 84(4): 2190-2203.
- [15] Li W, Feng J, Zhu D, et al. Nomogram model based on radiomics signatures and age to assist in the diagnosis of knee osteoarthritis [J]. Exp Gerontol, 2023, 171, 112031.
- [16] Kim DH, Lee KJ, Choi D, et al. Can additional patient Information improve the diagnostic performance of deep learning for the interpretation of knee osteoarthritis severity [J]. J Clin Med, 2020,9(10):3341.
- [17] Wang S, Ouyang X, Liu T, et al. Follow my eye: using gaze to supervise computer-aided diagnosis[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2022, 41(7):1688-1698.
- [18] Abdullah SS, Rajasekaran MP. Automatic detection and classification of knee osteoarthritis using deep learning approach[J].Radiol Med, 2022, 127(4): 398-406.
- [19] Farajzadeh N, Sadeghzadeh N, Hashemzadeh M.IJES-OA net; a residual neural network to classify knee osteoarthritis from radiographic images based on the edges of the intra-joint spaces[J]. Med Eng Phys,2023,113:103957.
- [20] Cheung JC, Tam AY, Chan LC, et al. Superiority of multiple-joint space width over minimum-joint space width approach in the machine learning for radiographic severity and knee osteoarthritis progression[J].Biology (Basel).2021,10(11):1107.
- [21] Pongsakonpruttikul N, Angthong C, Kittichai V, et al. Artificial intelligence assistance in radiographic detection and classification of knee osteoarthritis and its severity: a cross-sectional diagnostic study[J].Eur Rev Med Pharmacol Sci, 2022, 26(5): 1549-1558.
- [22] Yang J.Ji Q.Ni M.et al.Automatic assessment of knee osteoarthritis severity in portable devices based on deep learning[J].J Orthop Surg Res, 2022, 17(1):540.
- [23] Wang Y,Bi Z,Xie Y, et al.Learning from highly confident samples for automatic knee osteoarthritis severity assessment: data from the osteoarthritis initiative[J].IEEE J Biomed Health Inform,2022,26(3):1239-1250.
- [24] Wang CT, Huang B, Thogiti N, et al. Successful real-world appli-

cation of an osteoarthritis classification deep-learning model using 9210 knees-An orthopedic surgeon's view[J].J Orthop Res, 2023,41(4):737-746.

- [25] Mahum R, Rehman SU, Meraj T, et al. A novel hybrid approach based on deep CNN features to detect knee osteoarthritis[J]. Sensors (Basel),2021,21(18):6189.
- [26] Nguyen HH, Saarakkala S, Blaschko MB, et al. Semixup: in- and out-of-manifold regularization for deep semi-supervised knee osteoarthritis severity grading from plain radiographs [J]. IEEE Trans Med Imaging, 2020, 39(12): 4346-4356.
- [27] Tiulpin A, Saarakkala S. Automatic grading of individual knee osteoarthritis features in plain radiographs using deep convolutional neural networks[J].Diagnostics (Basel),2020,10(11),932.
- [28] Rytky SJO, Tiulpin A, Frondelius T, et al. Automating three-dimensional osteoarthritis histopathological grading of human osteochondral tissue using machine learning on contrast-enhanced micro-computed tomography[J]. Osteoarthritis Cartilage, 2020, 28(8):1133-1144.
- [29] Zhuang Z, Si L, Wang S, et al. Knee cartilage defect assessment by graph representation and surface convolution[J].IEEE Trans Med Imaging, 2023, 42(2); 368-379.
- [30] Huo J, Ouyang X, Si L, et al. Automatic grading assessments for knee MRI cartilage defects via self-ensembling semi-supervised learning with dual-consistency [J]. Med Image Anal, 2022, 80: 102508.
- [31] Kundu S, Ashinsky BG, Bouhrara M, et al. Enabling early detection of osteoarthritis from presymptomatic cartilage texture maps via transport-based learning[J].Proc Natl Acad Sci USA, 2020,117(40):24709-24719.
- [32] Dório M, Hunter DJ, Collins JE, et al. Association of baseline and change in tibial and femoral cartilage thickness and development of widespread full-thickness cartilage loss in knee osteoarthritisdata from the Osteoarthritis Initiative[J]. Osteoarthritis Cartilage, 2020, 28(6); 811-818.
- [33] Thaha R, Jogi SP, Rajan S, et al. A semi-automatic framework based upon quantitative analysis of MR-images for classification of femur cartilage into asymptomatic, early OA, and advanced-OA groups[J].J Orthop Res, 2022, 40(4):779-790.
- [34] Foreman SC, Liu Y, Nevitt MC, et al. Meniscal root tears and extrusion are significantly associated with the development of accelerated knee osteoarthritis: data from the osteoarthritis initiative[J].Cartilage, 2021, 13(1suppl): 239S-248S.
- [35] Tack A, Shestakov A, Lüdke D, et al. A multi-task deep learning method for detection of meniscal tears in MRI data from the osteoarthritis initiative database[J].Front Bioeng Biotechnol, 2021, 9:747217.
- [36] Ye Q, He D, Ding X, et al. Quantitative evaluation of the infrapatellar fat pad in knee osteoarthritis: MRI-based radiomic signature[J].BMC Musculoskelet Disord, 2023, 24(1): 326.
- [37] Raman S, Gold GE, Rosen MS, et al. Automatic estimation of knee effusion from limited MRI data[J]. Sci Rep, 2022, 12(1): 3155.
- [38] Chang GH, Park LK, Le NA, et al. Subchondral bone length in

knee osteoarthritis: a deep learning-derived imaging measure and its association with radiographic and clinical outcomes[J]. Arthritis Rheumatol, 2021, 73(12); 2240-2248.

- [39] Hu K, Wu W, Li W, et al. Adversarial evolving neural Network for longitudinal knee osteoarthritis prediction [J]. IEEE Trans Med Imaging, 2022, 41(11): 3207-3217.
- [40] Deng C.Sun Y.Zhang Z. et al. Development and evaluation of nomograms for predicting osteoarthritis progression based on MRI cartilage parameters: data from the FNIH OA biomarkers Consortium[J].BMC Med Imaging.2023.23(1):43.
- [41] Sun Y, Deng C, Zhang Z, et al. Novel nomogram for predicting the progression of osteoarthritis based on 3D-MRI bone shape: data from the FNIH OA biomarkers consortium[J].BMC Musculoskelet Disord,2021,22(1):782.
- [42] Lin T.Peng S.Lu S.et al.Prediction of knee pain improvement over two years for knee osteoarthritis using a dynamic nomogram based on MRI-derived radiomics: a proof-of-concept study[J]. Osteoarthritis Cartilage,2023,31(2):267-278.
- [43] Joseph GB, McCulloch CE, Nevitt MC, et al. Machine learning to predict incident radiographic knee osteoarthritis over 8 Years using combined MR imaging features, demographics, and clinical factors: data from the Osteoarthritis Initiative[J]. Osteoarthritis Cartilage, 2022, 30(2):270-279.
- [44] 王迎春,丁明,王卫东,等.膝关节骨性关节炎影像技术和声波振动信号辅助诊断的研究进展[J].骨科,2019,10(3):253.
- [45] Almhdie-Imjabbar A, Nguyen KL, Toumi H, et al. Prediction of knee osteoarthritis progression using radiological descriptors obtained from bone texture analysis and Siamese neural networks: data from OAI and MOST cohorts[J].Arthritis Res Ther, 2022, 24(1):66.
- [46] Ntakolia C, Kokkotis C, Moustakidis S, et al.Prediction of joint space narrowing progression in knee osteoarthritis patients[J]. Diagnostics (Basel),2021,11(2):285.
- [47] Guan B, Liu F, Haj-Mirzaian A, et al. Deep learning risk assessment models for predicting progression of radiographic medial joint space loss over a 48-MONTH follow-up period[J]. Osteoarthritis Cartilage, 2020, 28(4): 428-437.
- [48] Almhdie-Imjabbar A, Toumi H, Harrar K, et al. Subchondral tibial bone texture of conventional X-rays predicts total knee arthroplasty[J].Sci Rep, 2022, 12(1):8327.
- [49] Leung K, Zhang B, Tan J, et al. Prediction of total knee replacement and diagnosis of osteoarthritis by using deep learning on knee radiographs: data from the osteoarthritis initiative[J].Radiology,2020,296(3):584-593.
- [50] Houserman DJ,Berend KR,Lombardi AV Jr, et al. The viability of an artificial intelligence/machine learning prediction model to determine candidates for knee arthroplasty[J].J Arthroplasty, 2023,38(10):2075-2080.
- [51] 石镇维,刘再毅.影像组学研究的困境和出路[J].中华放射学杂志,2022,56(1):9-11.
- [52] 史张,刘崎.影像组学技术方法的研究及挑战[J].放射学实践, 2018,33(6):633-636.