承 德 医 学 院 学 报
JOURNAL OF CHENGDE MEDICAL UNIVERSITY
Vol.43 No.3 2026

综 述

影像组学技术在常见恶性肿瘤诊疗中的应用进展

毕 晟,陈森炀,李 帆,刘 镭,张 力*
(承德医学院附属医院肿瘤科,河北 承德 067000)

关键词: 恶性肿瘤;影像组学;机器学习
中图分类号: R730.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-6879(2026)03-0238-05

恶性肿瘤是全球公共卫生领域面临的主要威胁之一,当前,其发病率与病死率呈现出持续攀升的态势,给人类的健康和生命安全带来了极为严重的威胁。世界卫生组织数据显示,每年有近千万人因恶性肿瘤死亡,且因人口老龄化、环境暴露及生活方式不良等因素,疾病负担仍在加剧。尽管传统诊疗手段(如手术、放化疗及靶向治疗等)不断优化,但肿瘤的高度异质性、耐药性及早期诊断困难仍是临床面临的严峻挑战。近年来,随着影像组学、多组学技术及人工智能的突破,恶性肿瘤的研究方向逐渐从"经验医学"向"精准医学"转型。影像组学技术不仅能够揭示传统影像学难以捕捉的生物学特性,还可以整合临床、基因组等多维度数据,为肿瘤无创性分型、疗效预测及预后评估提供了新思路,推动个体化和精准医疗策略的制定和发展。

1 影像组学的概述与工作流程

影像组学的概念由荷兰学者Philippe Lambin于2012年提出,通过高通量提取图像定量特征,如捕获肿瘤异质性的形状、直方图和纹理特征,然后分析所选特征与治疗结果或基因表达的关系,以改善精准医疗的决策[1]。影像组学通过计算机软件,利用机器学习算法对医学影像进行深度挖掘,提取肉眼无法识别的高维定量影像特征,从而解析临床信息。在数据采集上,它主要依据临床需求获取CT、MRI及PET等常规影像,无需依赖特殊的成像方式。

影像组学的处理流程大致为:获取CT、MRI等高质量医学影像数据,经去噪、标准化等图像预处理后,由3~5名资深影像科医师对感兴趣区域进行定义并勾画分割,精准勾画病变或目标组织区域,通过算法提取形态学、纹理及直方图等影像特征,再利用统计分析和机器学习方法进行特征筛选与降维,最终构建预测或评估模型,将影像转化为可量化的生物学标志物等关键信息,实现影像信息向临床决策的转化。

2 影像组学的特点与优势

影像组学能整合CT、MRI及PET等不同成像模式,综合利用各种成像技术的优势,获取更全面的影像学信息。例如,在肿瘤诊断中,CT可清晰显示肿瘤的形态和结构,PET能反映肿瘤的代谢情况,通过影像组学整合二者信息,可更准确地判断肿瘤的性质、分期等。有研究表明[2],基于多模态常规MRI的影像组学可以更好地预测胶质瘤术后早期复发,且纳入胶质瘤级别的影像-临床融合模型诊断效能并未优于影像组学模型;基于影像组学的联合模型在肺结节评估中可以很好地鉴别肺结节的良恶性[3],对肺癌的早期诊断和治疗具有重要意义。

影像组学的核心优势在于无创性、可重复性及对肿瘤微环境的深层解析能力,突破了传统影像学"肉眼判读"的局限。目前,影像组学结合机器学习的应用在多系统、多器官疾病的研究中取得了突破性进展[4],尤其在恶性肿瘤的诊断、疗效评估、预后及生物学行为预测等方面均有非常重要的应用价值,显示了它在肿瘤临床治疗中的潜在应用前景。

资助项目:河北省自然科学基金资助项目(H2021406021;H2024406046),河北省卫生健康委政府资助临床医学优秀人才项目,承德市应用技术与开发暨可持续发展议程创新示范区专项科技计划项目(202404B009)
作者简介:毕晟(1999—),男,硕士,研究方向:恶性肿瘤的综合治疗。
*通信作者:张力(1972—),男,硕士,主任医师,研究方向:恶性肿瘤微创治疗与精准放疗;E-mail:cd_zhangl@126.com。

3 影像组学在常见恶性肿瘤诊治中的应用

3.1 影像组学在肺癌中的应用

肺癌是我国发病率和病死率均较高的恶性肿瘤[5]。由于目前缺乏更为精准的疾病发展预测方法，致使诸多肺癌患者不能得到及时的治疗。影像组学在肺癌中应用较为普遍，通过分析影像特征，辅助肺癌早期诊断、病理分型、疗效评估及预后判断等，从而挖掘更多影像信息，为肺癌的精准医疗提供有力依据。影像组学对于肺结节良恶性具有较好的判断性能，Liu等[6]创建的影像组学随机森林预测模型可无创诊断肺小结节（直径＜10 mm）的良恶性（AUC值为0.877）。影像组学还可以对肺癌的术前淋巴结转移进行有效预测，Zhang等[7]对140例非小细胞肺癌（non-small cell lung cancer, NSCLC）患者的影像学资料进行了特征提取和模型创建，结果显示可有效预测临床Ⅰ～Ⅱ期NSCLC患者的术前淋巴结转移。另外，影像组学还可以预测肺癌患者的生存期和脑转移，陈亮亮等[8]的研究中共纳入NSCLC患者110例（脑转移组50例，非脑转移组60例），并收集其头颅MRI影像与临床等数据，通过影像组学技术构建的基于临床、影像学及纹理特征的一系列模型，对于NSCLC患者脑转移均具有较高的预测价值（AUC值为0.84），进而能够较早地对患者实施预防性脑转移等临床干预，以改善其预后并延长生存期。综上，影像组学技术通过对肺癌医学影像进行高通量特征提取与分析，在病灶定性诊断、疗效评估及预后预测等临床诊疗中，正逐步成为不可或缺的精准辅助手段。

3.2 影像组学在乳腺癌中的应用

乳腺癌在女性群体中发病率居首位[9]，已成为全球最常见、最具挑战性的恶性肿瘤之一，其所致的全球疾病负担已成为危害世界人口健康（尤其是女性健康）的重要因素[10-11]。在此背景下，影像组学正为乳腺癌的精准诊疗带来新突破，可以构建多维度的肿瘤表型图谱。例如，基于超声影像组学的模型能够预测基因分型（尤其对于HER-2的表达状态）。Zhang等[12]通过对222例乳腺癌患者的超声图像进行分析，发现联合影像组学特征与肿瘤形状、微钙化、边界等形态学特征，可对HER2低表达型乳腺癌进行有效预测（AUC值高达0.89）。通过超声影像组学还可以预测乳腺癌的无病生存率（disease-free survival, DFS），Xiong等[13]构建基于二维超声图像影像组学特征的预测模型以评估浸润性乳腺癌患者的DFS，表明影像组学特征与DFS具有显著相关性，可作为独立于临床病理学的预测因素。另外，基于MRI的乳腺癌影像组学模型可以预测肿瘤对淋巴细胞的浸润水平，Xu等[14]纳入172例乳腺癌患者的MRI图像，通过提取影像学特征并联合临床特征构建预测模型，该模型对肿瘤浸润淋巴细胞水平的预测效能良好（AUC值为0.84）。影像组学技术在乳腺癌早期筛查、分子分型判断及复发风险评估中的价值愈发凸显，通过量化分析乳腺影像特征，为精准识别肿瘤异质性、制定个体化治疗方案提供数据支撑，在提升诊断效率与预测基因分型准确性等方面展现出独特优势。

3.3 影像组学在结直肠癌中的应用

结直肠癌是全球范围内发病率居第三位的恶性肿瘤，在我国癌症发病及死亡统计中均位列第四位，根据GLOBOCAN 2022的统计数据，结直肠癌占全球恶性肿瘤发病总数的10.3%，发病顺位仅次于肺癌与乳腺癌[15]。影像组学在结直肠癌诊疗中具有多维度的应用价值，例如鉴别诊断、转移及生存期预测等。李厚颖等[16]在其研究中，对入组的67例患者MRI影像的T2WI和DWI图像提取影像组学特征，联合临床特征建立逻辑回归模型，用于区分直肠隆起型腺癌和直肠腺瘤。研究结果表明，影像组学对结直肠良恶性病变具有较强的鉴别作用，可辅助传统影像学检查。影像组学技术还可以预测结直肠癌的化疗反应，Maaref等[17]基于基线CT图像，利用深度卷积神经网络构建预测结直肠癌肝转移患者化疗反应的深度学习模型。并构建传统影像组学模型及结合临床因素的联合预测模型，其结果显示，基于深度学习的影像组学模型预测化疗反应的能力优于传统影像学模型和临床模型。另有研究表明[18]，基于结直肠癌CT影像组学构建的模型在术前预测直肠癌KRAS基因状态中具备一定诊断效能，可辅助临床医师为结直肠癌患者制定个体化治疗方案，进而可以指导靶向治疗药物的选择。随着人工智能的发展，影像组学技术在结直肠癌分期、肝转移预测及预后生存评估中的优势日益显著。

3.4 影像组学在前列腺癌中的应用

前列腺癌目前是全球第二大常见癌症，也是男性第五大癌症死因[19]。在中国，其发病率和病死率也逐年上升[20]。影像组学在前列腺癌诊疗中的应用较为广泛，尤

其在前列腺癌早期筛查、精准分型、评估疗效及预后等方面。首先，影像组学技术可用于预测前列腺癌的病理类型，Marvaso等[21]在其研究中共纳入949例行MRI检查及前列腺切除术的患者，通过结合患者的临床特征和前列腺放射学特征构建预测模型并进行验证，表明该模型可以在不进行手术的情况下提供有关患者病理的信息，从而预测前列腺病理类型和严重程度，为临床医师在治疗前提供准确的病理预测。其次，影像组学技术对于前列腺患者的预后具有较好的预测能力，Sushentsev等[22]通过研究发现，基于磁共振T2WI影像组学特征结合血清前列腺特异抗原浓度的模型，对于前列腺癌患者的无进展生存期具有较高的预测效能。此外，Zhang等[23]在其研究中构建了基于多参数磁共振成像的影像组学模型，依据穿刺活检所得格里森评分结果，对前列腺癌根治切除术后得到的格里森评分进行预测，以此甄别存在风险的患者，进而为治疗决策提供指导价值。该模型准确率的AUC值为0.868，这表明影像组学特征可作为前列腺癌个性化治疗方面的一种非侵入性生物标记物。

3.5 影像组学在胃癌中的应用

胃癌是我国第五大恶性肿瘤，致死人数高居第三位，严重危害人民群众生命健康[24]，由于胃癌早期症状隐匿，确诊时多已发展至中晚期，预后通常较差[25]。影像组学在胃癌中多用于早期诊断、鉴别良恶性、评估分期及预测淋巴结转移，还能预测疗效与预后等，为胃癌精准诊疗提供量化依据，辅助临床决策。首先，影像组学技术对于胃癌淋巴结转移以及淋巴血管侵犯等预后有较好的预测能力。He等[26]在研究中构建临床模型、影像组学模型和联合模型3种预测模型，其研究结果表明，联合模型在淋巴血管侵犯和周围神经浸润预测方面显示出良好的校准能力和临床实用性。其次，影像组学在评估胃癌的疗效中也有相关应用。赵福坤等[27]提出采用多层螺旋CT三维图像来评价胃癌新辅助治疗疗效，该项研究结果显示，肿瘤体积减小率与肿块最大厚度减小率均可以在一定程度上评估化疗疗效。影像组学技术在胃癌的诊断、分期，预测淋巴结转移，疗效评估及预后预测中潜力显著，可通过量化纹理与形态参数，辅助鉴别溃疡型胃癌与良性病变，结合深度学习模型提升淋巴结转移预测，并动态监测新辅助治疗响应。随着多模态融合技术发展，正推动胃癌诊疗向精准无创方向迈进。

3.6 影像组学在肝癌中的应用

肝癌是全球范围内发病率较高的恶性肿瘤之一，其中原发性肝癌目前是我国第四位常见恶性肿瘤及第二位肿瘤致死病因[28]。影像组学在肝癌应用中意义重大，它能通过分析影像特征，挖掘潜藏信息，辅助精准诊断肝癌，区分良恶性肿瘤，还可以评估肿瘤分期、预测疗效及复发风险，为制定个性化治疗方案提供有力依据，进而提升肝癌患者的诊疗水平。Guo等[29]基于全肝的三期增强CT图像，提取影像组学以及深度学习特征来构建相应模型，提示影像组学有望成为针对肝硬化人群原发性肝癌进行早期预警的有力手段。影像组学技术还可以筛选适合某一特定治疗的肝癌患者群体，例如，Shi等[30]构建的增强CT影像组学－临床融合模型，对中期肝细胞癌患者首次经导管动脉栓塞术治疗效果的术前预测效能良好，结果表明影像组学技术可以作为临床筛选适宜患者的有效工具。因此，影像组学技术在肝癌的诊治中有望成为精准医疗的关键助力手段，可以辅助鉴别肝癌等病变，预测病理特征与疗效等，推动肝癌诊疗走向精准化。

4 总结与展望

影像组学作为一门新兴的人工智能交叉学科，通过高通量提取并深度挖掘医学影像中的定量特征信息，为恶性肿瘤的精准诊疗提供了强有力的新工具。其在肿瘤早期识别、无创性病理分级、分子分型预测、疗效动态监测及预后评估方面展现出显著潜力，有效弥补了传统影像学主观性强、信息挖掘不足的局限，正逐步成为肿瘤精准医疗体系的关键组成部分。

然而，影像组学在临床应用中仍面临挑战。一方面，数据的标准化和质量控制亟待加强，不同设备、不同扫描参数获取的影像数据可能存在差异，影响特征提取的一致性和重复性；另一方面，模型的泛化能力有待提升，目前多数研究为单中心、小样本，缺乏多中心、大样本的验证，限制了模型在不同临床场景中的应用。此外，影像组学与临床实践的融合还需要进一步探索，如何将影像组学结果更好地转化为临床决策，是未来研究的重要方向。

综上所述，影像组学的兴起和发展为恶性肿瘤的诊疗带来机遇与光明，我们相信，随着人工智能技术的飞速发展和医学影像设备的不断更新，影像组学有望取得更

大突破。多模态影像融合技术将整合不同成像方式的优势，提供更全面的肿瘤信息；大数据和深度学习算法的应用将进一步提高模型的准确性和泛化能力；影像组学与基因组学、蛋白质组学等多组学的联合分析，将为恶性肿瘤的精准诊治开辟新的道路，为患者带来更好的治疗效果和生存质量。

参考文献

[1] 林阳兴，曾华驱. 影像组学在肿瘤放射治疗中的应用研究[J].中国医疗器械信息，2024，30(8)：44-46，144.

[2] 张裕辉，杨颖思，范伟雄，等. 基于多模态常规MRI的影像组学预测胶质瘤术后早期复发的价值[J].中国医学物理学杂志，2025，42(2)：208-212.

[3] 张凤，蒲红. 影像学在肺结节诊断中的研究进展[J].实用医院临床杂志，2023，20(5)：170-174.

[4] Shi Z, Zhang X, Jiang T. Study Progress of Radiomics in Precision Medicine for Lung Cancer[J]. Chinese Journal of Lung Cancer, 2019, 22 (6): 385-388.

[5] 王少明，郑荣寿，韩冰峰，等. 2022年中国人群恶性肿瘤发病与死亡年龄特征分析[J].中国肿瘤，2024，33(3)：165-174.

[6] Liu Q, Huang Y, Chen H, et al. Computed tomography-based radiomic features for diagnosis of indeterminate small pulmonary nodules[J]. J Comput Assist Tomogr, 2020, 44(1): 90-94.

[7] Zhang HF, Liao MY, Guo Q, et al. Predicting N2 lymph node metastasis in presurgical stage I-II non-small cell lung cancer using multiview radiomics and deep learning method[J]. Med Phys, 2023, 50(4): 2049-2060.

[8] 陈亮亮，陈基明，丁俊，等. CT影像组学特征预测非小细胞肺癌同步脑转移的价值[J].放射学实践，2022，37(4)：419-425.

[9] Global cancer burden growing, amidst mounting need for services[J]. Saudi Med J, 2024, 45(3): 326-327.

[10] Loibl S, Poortmans P, Morrow M, et al. Breast Cancer[J]. Lancet, 2021, 397(10286): 1750-1769.

[11] The global burden of cancer attributable to risk factors, 2010-19: a systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2019 [J]. The Lancet, 2022, 400(10352): 563-591.

[12] Zhang X, Wu S, Zu X, et al. Ultrasound-based radiomics nomogram for predicting HER2-low expression breast cancer [J]. Front Oncol, 2024, 14: 1438923.

[13] Xiong L, Chen H, Tang X, et al. Ultrasound-based radiomics analysis for predicting disease-free survival of invasive breast cancer [J]. Front Oncol, 2021, 11: 621993.

[14] Xu N, Zhou J, He X, et al. Radiomics model for evaluating the level of tumor-infiltrating lymphocytes in breast cancer based on dynamic contrast-enhanced MRI[J]. Clin Breast Cancer, 2021, 21(5): 440-449.

[15] 滕熠，张晓丹，夏昌发，等. 中国与全球癌症发病、死亡和患病对比及其预测分析：GLOBOCAN 2022数据解读[J]. 中华肿瘤防治杂志，2024，31(23)：1413-1420.

[16] 李厚颖，宋歌声，李盼盼，等. 基于MRI多序列鉴别直肠隆起型腺癌及直肠腺瘤的研究[J]. 临床放射学杂志，2020，39(12)：2471-2475.

[17] Maaref A, Romero FP, Montagnon E, et al. Predicting the response to FOLFOX-based chemotherapy regimen from untreated liver metastases on baseline CT: a deep neural network approach[J]. J Digit Imaging, 2020, 33(4): 937-945.

[18] 林礼波，陈晓丽，胥豪，等. 基于CT影像组学预测结直肠癌KRAS基因突变[J]. 中国医学影像学杂志，2023，31(6)：617-621，629.

[19] Bray F, Laversanne M, Sung H, et al. Global cancer statistics 2022: GLOBOCAN estimates of incidence and mortality worldwide for 36 cancers in 185 countries[J]. CA Cancer J Clin, 2024, 74(3): 229-263.

[20] Liu JZ, Dong L, Zhu YJ, et al. Prostate cancer treatment-China's perspective [J]. Cancer Lett, 2022, 550: 215927.

[21] Marvaso G, Isaksson LJ, Zaffaroni M, et al. Can we predict pathology without surgery? Weighing the added value of multiparametric MRI and whole prostate radiomics in integrative machine learning models [J]. Eur Radiol, 2024, 34(10): 6241-6253.

[22] Sushentsev N, Rundo L, Blyuss O, et al. MRI-derived radiomics model for baseline prediction of prostate cancer progression on active surveillance [J]. Sci Rep, 2021, 11(1): 12917.

[23] Zhang GMY, Han YQ, Wei JW, et al. Radiomics Based on MRI as a Biomarker to Guide Therapy by Predicting Upgrading of Prostate Cancer From Biopsy to Radical Prostatectomy[J]. JMRI, 2020, 52(4): 1239-1248.

[24] 张希，杨雷，刘硕，等. 2022年全球恶性肿瘤统计报告解读[J]. 中华肿瘤杂志，2024，46(7)：710-721.

[25] Ajani Jaffer A, D'Amico Thomas A, Bentrem David J, et al. Gastric cancer, version 2. 2022, NCCN clinical practice guidelines in oncology [J]. J Natl Compr Canc Netw, 2022, 20(2): 167-192.

[26] He YY, Yang M, Hou R, et al. Preoperative prediction of perineural invasion and lymphovascular invasion with CT radiomics in

gastric cancer [J]. European Journal of Radiology, 2024, 12: 100550.
[27] 赵福坤,董鹤翔,朱祥,等. CT对于进展期胃癌新辅助化疗疗效的预测价值[J].中国普外基础与临床杂志,2023,30(6):715-720.
[28] 原发性肝癌诊疗指南(2022年版)[J].肿瘤综合治疗电子杂志,2022,8(2):16-53.
[29] Guo L, Hao X, Chen L, et al. Early warning of hepatocellular carcinoma in cirrhotic patients by three-phase CT-based deep learning radiomics model: a retrospective, multicentre, cohort study[J]. EClinical Medicine, 2024, 74102718.
[30] Shi ZX, Li CF, Zhao LF, et al. Computed tomography radiomic features and clinical factors predicting the response to first transarterial chemoembolization in intermediate-stage hepatocellular carcinoma[J]. Hepatobiliary Pancreat Dis Int, 2024, 23(4): 361-369.

(收稿日期:2025-08-02)

Th细胞亚群在糖尿病性骨质疏松发病中的研究进展

李晓玲[1],王 芳[2*],李泽莹[1],郑 路[2]
(1.长治医学院第一临床学院,山西 长治 046000;2.长治医学院附属和平医院内分泌科,山西 长治 046000)

关键词: 糖尿病性骨质疏松;辅助性T细胞亚群;细胞因子;免疫性骨质疏松;骨代谢
中图分类号: R575.2 R580 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-6879(2026)03-0242-06

糖尿病(diabetes mellitus,DM)是一种慢性代谢紊乱性疾病,主要临床特征为持续高血糖。长期高血糖可并发全身多个系统的器质性病变,除典型的糖尿病肾病、视网膜病变、周围神经病变等慢性并发症,DM还会损害骨骼系统,导致骨质流失,引发骨质疏松症。糖尿病性骨质疏松(diabetic osteoporosis,DOP)是一种由糖尿病引起的全身代谢性骨骼疾患,其主要特征为持续性高血糖、骨密度下降、骨微结构受损,这些病理过程共同导致骨脆性增加,进而大大提高发生骨折的风险性[1]。与原发性骨质疏松症相比,DOP具有更高的致残性与骨折风险,DOP患病率逐年上升,且早期隐匿无症状,患者知晓率低、致残率高,造成的家庭及社会负担已成为中国乃至全球的公共卫生问题。相关研究表明[2],DM是骨质疏松发生的危险因素,糖尿病患者骨更加脆弱,可能存在机械损伤和骨骼抵抗力下降,发生骨折的风险远大于非糖尿病患者,2型糖尿病(type 2 diabetes mellitus,T2DM)患者骨质疏松患病率较非糖尿病患者升高4~5倍[3]。目前已有许多研究表明,免疫反应在DOP的发生发展过程中起到关键作用,免疫细胞及各类趋化因子和细胞因子影响了骨代谢进程[4]。在ARRON和CHOI等第一次提出骨免疫学这个概念后,骨免疫学逐渐引起学者们的重视。近年来,SRIVASTAVA等首次提出“免疫性骨质疏松”的概念,来强调免疫细胞在骨质疏松进展中所起的重要作用。辅助性T淋巴细胞(helper T cell,Th)作为适应性免疫应答的核心调节细胞,在接受不同微环境信号刺激后,可分化为功能各异的亚群。这些特异性Th细胞亚群通过分泌多种细胞因子及膜表面配体,直接或间接地参与调控成骨细胞与破骨细胞的生物学活性,从而在骨代谢平衡中发挥重要作用。

1 糖尿病性骨质疏松发病机制研究

1型糖尿病(type 1 diabetes mellitus,T1DM)显著病理生理学特征为β细胞的数量出现大幅度减少,乃至几乎完全消失的状态,导致胰岛素绝对缺乏的慢性自身免疫性疾病。在生理状态下,人体内骨形成和骨吸收之间存在着一种相对平衡的关系,然而在T1DM患者当中,这种动

资助项目:山西省科技厅基础研究计划项目基金(20210302123012)
作者简介:李晓玲(1996—),女,硕士研究生在读,研究方向:糖尿病性骨代谢异常相关机制研究。
*通信作者:王芳(1976—),女,硕士,主任医师,研究方向:糖尿病性骨代谢异常相关机制研究;E-mail:wangf1118@126.com。