

^{18}F -FDG PET/CT 影像组学和人工智能在淋巴瘤诊疗中的研究进展

刘超颖¹ 张恒² 王浩² 倪昕晔²

¹南京医科大学第三附属医院(常州市第二人民医院)医学装备科,常州 213003;²南京医科大学第三附属医院(常州市第二人民医院)放疗科,常州 213003

通信作者:倪昕晔, Email: nxy@njmu.edu.cn

【摘要】 淋巴瘤是具有高度异质性的恶性肿瘤。影像组学能够高通量地提取量化特征,表征肿瘤异质性,而人工智能则进一步提升了组学分析的效率与精度。近年来,融合影像组学、人工智能以及多种生物标志物的集成建模不断成熟,提升了预测模型的稳定性和泛化能力。该文从诊断、预后预测和疗效评估等方面对 ^{18}F -FDG PET/CT 影像组学与人工智能在淋巴瘤诊疗中的研究进展进行综述,以期为该领域的研究提供思路借鉴。

【关键词】 淋巴瘤;影像组学;人工智能;正电子发射断层显像术;体层摄影术,X 线计算机;氟脱氧葡萄糖 F18;发展趋势

基金项目:国家自然科学基金(62371243);江苏省重点研发计划社会发展项目(BE2022720);江苏省自然科学基金(BK20231190)

DOI:10.3760/cma.j.cn321828-20250713-00245

Advances in ^{18}F -FDG PET/CT radiomics and artificial intelligence for lymphoma management

Liu Chaoying¹, Zhang Heng², Wang Hao², Ni Xinye²

¹Department of Medical Equipment, the Third Affiliated Hospital of Nanjing Medical University, the Second People's Hospital of Changzhou, Changzhou 213003, China; ²Department of Radiotherapy, the Third Affiliated Hospital of Nanjing Medical University, the Second People's Hospital of Changzhou, Changzhou 213003, China

Corresponding author: Ni Xinye, Email: nxy@njmu.edu.cn

【Abstract】 Lymphomas are a group of malignant tumors with high heterogeneity. Radiomics enables high-throughput extraction of quantitative imaging features which helps to capture intratumoral heterogeneity, and artificial intelligence (AI) further enhances the efficiency and accuracy. Recently, modeling strategies that combine radiomics, AI, and multiple biological biomarkers have gradually matured, thus enhancing the robustness and generalizability of models. This review summarizes the advances of ^{18}F -FDG PET/CT radiomics and AI in lymphoma management, with a specific focus on their applications in diagnosis, prognostic prediction, and treatment response assessment, aiming to provide methodological insights for future research in this field.

【Key words】 Lymphoma; Radiomics; Artificial intelligence; Positron-emission tomography; Tomography, X-ray computed; Fluorodeoxyglucose F18; Trends

Fund program: National Natural Science Foundation of China (62371243); Jiangsu Provincial Key Research and Development Program Social Development Project (BE2022720); Jiangsu Provincial Natural Science Foundation (BK20231190)

DOI:10.3760/cma.j.cn321828-20250713-00245

淋巴瘤是起源于淋巴造血系统的恶性肿瘤,具有高度异质性。全球癌症统计数据显示,非霍奇金淋巴瘤(non-Hodgkin lymphoma, NHL)的发病率和死亡率均位居前列,霍奇金淋巴瘤(Hodgkin lymphoma, HL)虽然发病率较低,但在青中年群体中具有显著的公共卫生意义^[1]。 ^{18}F -FDG PET/CT 显像已广泛应用于临床,但观察者间一致性仅 60%~70%^[2-3]。影像组学能够自动化提取医学图像中大量高维特征,揭示传统影像无法识别的肿瘤异质性^[4]。同时,医学影像学研究领域中的人工智能(artificial intelligence, AI)技术,包括各种机器学习(machine learning, ML)和深度学习(deep

learning, DL)方法,在图像分割、特征提取与模型构建等任务中表现出优势^[5]。本文综述 ^{18}F -FDG PET/CT 影像组学与 AI 在淋巴瘤诊疗中的研究进展,聚焦上述方法在诊断、预后预测和疗效评估中的应用潜力,以期为该领域的研究提供思路借鉴。

一、诊断

1.淋巴瘤亚型区分。当前 PET/CT 影像组学及 AI 在淋巴瘤亚型区分中的研究主要围绕 DL 的端到端分类以及基于 ML 的影像组学分析两大技术路径展开。Hägström 等^[6]开发了基于残差网络(residual network, ResNet)34 的 AI 诊断

模型,在经过超 1.6 万例淋巴瘤 PET/CT 图像的大样本训练后,上述模型 AUC 超过 0.90。该研究融合最大密度投影(maximum intensity projection, MIP)、PET 和 CT 多模态数据以提高模型鲁棒性,但其临床实用性还有待验证。de Jesus 等^[7]在区分滤泡性淋巴瘤(follicular lymphoma, FL)和弥漫性大 B 细胞淋巴瘤(diffuse large B-cell lymphoma, DLBCL)的研究中构建多种 ML 模型,发现影像组学模型诊断准确性优于基于 SUV 的 logistic 回归(logistic regression, LR)模型。该研究采用的病灶级建模思路虽然在一定程度上扩大了样本量,但忽略了患者的个体差异。

淋巴瘤亚型诊断的难点在于其高度异质性^[8]。DL 依赖高质量标注数据且缺乏可解释性,难以解析影像异质性。影像组学虽可量化异质性,但现有 ML 分析多停留于特征层面,缺乏与基因、代谢等组学数据的联接。未来应构建多组学综合模型,推动 AI 实现分型诊断并揭示关键驱动机制。

2.骨髓浸润诊断。骨髓浸润是淋巴瘤的常见侵犯模式,骨髓活组织检查(简称活检)虽为诊断骨髓浸润的“金标准”,但存在取样偏倚及患者依从性差等局限。¹⁸F-FDG PET/CT 显像虽具备骨髓代谢评估能力,但其视觉评估易受到生理性摄取的干扰。Han 等^[9]将视觉评估、PET 影像组学与活检结果进行比较,发现 PET 影像组学的灵敏度、特异度分别可达 92.3%和 95.2%,影像组学与活检结果的一致性高于单纯的视觉评估。Faudemer 等^[10]通过最小绝对收缩和选择算子(least absolute shrinkage and selection operator, LASSO)筛选出 4 个影像组学特征,通过加权得到影像组学标签,其诊断结果与活检的差异无统计学意义($P>0.05$)。此外,Sadik 等^[11]开发的卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)在自动识别局灶性骨髓(骨骼)异常摄取并判断其与淋巴瘤的相关性方面,与临床医师评估的一致性达 81%。

AI 技术可弥补活检与视觉评估的局限,但仅凭¹⁸F-FDG PET/CT 基线影像难以反映肿瘤动态变化。考虑到淋巴瘤的多元浸润模式及克隆演化,未来研究进一步结合治疗前后的影像特征变化与血液学指标以构建纵向模型,或将更具探索价值。

3.淋巴瘤与其他高代谢病灶的鉴别诊断。多项研究提示¹⁸F-FDG PET/CT 影像组学与 AI 在淋巴瘤与肝脏、胰腺、乳腺等部位肿瘤的鉴别中颇具潜力^[12-16],相关模型性能比较见表 1。Wang 等^[13]构建的图神经网络模型鉴别胰腺癌与淋巴瘤的 AUC 达 0.99,该研究显示影像组学和 AI 在识别微小病灶和非典型病例方面具有较高灵敏度,但模型对图像质量较为敏感,在伪影干扰明显时其性能显著下降。Chen 等^[16]

通过引入注意力机制提升聚合卷积神经网络的可解释性,其 AI 模型在内外数据数据集上表现出优异的泛化能力。值得注意的是,部分研究提示,某些表征肿瘤边界信息的影像组学特征(灰度游程矩阵等)可能反映肿瘤的侵袭性生长模式^[15],未来研究可探索利用影像组学工具评估淋巴瘤的结外浸润,以进一步完善疾病分期。

二、预后预测

1. DLBCL 的预后预测。DLBCL 是常见的 NHL 亚型,具有高度异质性。尽管传统模型如国际预后指数(international prognostic index, IPI)在临床中被广泛应用,但其预测效能有限,这促使学者们探索影像组学和 AI 在 DLBCL 预后中的增益价值。Aide 等^[3,19]先后发现偏度(一阶特征)和长区域高灰度强调(纹理特征)与 DLBCL 预后相关。多项研究亦通过 Cox 比例风险回归和 Kaplan-Meier 生存分析证实:与传统临床参数相比,影像组学在预测 DLBCL 预后方面的表现更优^[20-22]。部分研究即使未纳入临床或代谢参数,仅基于基线 PET 或 CT 图像建模,亦能够有效预测 DLBCL 预后^[20,22-23]。由此可见,尽管多项研究提示基于 PET/CT 融合模态建模可提升预测性能^[24-26],但基于单一模态的建模分析仍具探索价值。

除常规特征外,表征肿瘤播散的影像组学特征也被用于淋巴瘤诊疗的研究中。Eertink 等^[27]引入肿瘤最大代谢径长(maximum metabolic diameter of the patient's tumor, $D_{\max \text{ patient}}$)、最大病变与其他病变间的最大距离(maximum distance between the largest lesion and the farthest other lesion, $D_{\max \text{ bulk}}$)构建的 LR 模型在预测 DLBCL 疾病进展方面表现出色,其阳性预测值较 IPI 提升 15%,后续研究基于更大规模的多中心数据集证实影像组学模型的预测性能全面超越 IPI^[28-29]。

近年来,研究趋势从单一模态向多组学、多模态融合发展。Mazzara 等^[30]针对 DLBCL 患者开展¹⁸F-FDG PET 影像组学与代谢基因表达联合分析,发现 6 个线粒体代谢基因与特定影像组学特征相关,基于 RadSig 构建的预测模型可优化预后分层,为影像组学的生物学基础提供了重要依据。总体而言,¹⁸F-FDG PET/CT 影像组学和 AI 在 DLBCL 的预后预测中表现良好,相关模型性能见表 2。

2.其他 NHL 的预后预测。FL 是常见的惰性淋巴瘤,其临床管理常因病情进展缓慢而被忽视,但早期识别组织学转化的 FL 对改善预后至关重要^[8]。Draye-Carbonnier 等^[31]通过单因素与多因素分析发现,总代谢肿瘤体积、肿瘤与脾脏血管比值、肿瘤质心至边缘中位距离这 3 项 PET 特征具有协同预测价值。在套细胞淋巴瘤领域,Bodet-Milin 等^[32]发现影

表 1 ¹⁸F-FDG PET/CT 影像组学和人工智能在鉴别诊断淋巴瘤与其他高代谢病灶中的性能比较

研究者	图像模态	样本(例)	鉴别疾病	最佳模型	AUC
Aoki 等 ^[17]	PET	118	结节病/淋巴瘤	卷积神经网络	0.96
Lovinfosse 等 ^[18]	PET	420	结节病/HL/DLBCL	病灶级影像组学	0.95
Cui 等 ^[15]	PET	126	PCNSL/脑转移瘤	随机森林	0.93
Chen 等 ^[16]	PET+CT	324	DLBCL/IDC	AACNN	0.87
Wang 等 ^[13]	PET+CT	86	胰腺癌/淋巴瘤	图神经网络	0.99
Sibille 等 ^[14]	PET+CT	629	肺癌/淋巴瘤	卷积神经网络	0.98

注:HL 为霍奇金淋巴瘤,DLBCL 为弥漫性大 B 细胞淋巴瘤,PCNSL 为原发性中枢神经系统淋巴瘤,IDC 为浸润性导管癌,AACNN 为基于注意力机制的聚合卷积神经网络

表 2 ¹⁸F-FDG PET/CT 影像组学和人工智能在 DLBCL 预后预测中的模型性能比较

研究者	研究终点	图像模态	最佳模型	C-index	HR	AUC
Lue 等 ^[20]	PFS、OS	PET	LASSO	-	15.70	-
Travaini 等 ^[21]	PFS、OS	PET+CT	弹性网络	0.90	3.83	-
Zhang 等 ^[22]	PFS、OS	PET+CT	LASSO Cox	-	13.19	0.83
Zhao 等 ^[23]	EFS	PET	堆叠集成学习	-	7.95	0.79
Jiang 等 ^[24]	PFS、OS	PET	极端梯度提升机	0.79	-	-
Eertink 等 ^[27]	TTP	PET	logistic 回归	-	4.70	0.79
Mazzara 等 ^[30]	PFS	PET	影像组学评分	0.89	-	-

注:DLBCL 为弥漫性大 B 细胞淋巴瘤,PFS 为无进展生存,OS 为总生存,EFS 为无事件生存,TTP 为疾病进展时间,LASSO 为最小绝对收缩和选择算子,C-index 为一致性指数,HR 为风险比;-表示文献中无数据

像组学较代谢参数具有更高的预测效能,即便在未纳入任何临床参数的情况下亦表现出较高灵敏度。Lisson 等^[33]则从技术层面开发了多种 AI 模型并用于预测套细胞淋巴瘤复发,其中优化后的三维 CNN 在基线 CT 图像上可实现 70% 的准确性。

需要指出的是,这类 AI 模型虽然表现出卓越的预测性能,且已有研究采用沙普利法提高模型的可解释性^[34],但其解释结果仍局限于特征层面,尚未能充分揭示影像特征与分子生物学机制之间的联系。后续研究应结合多组学数据,促进模型从统计学相关性向生物学可解释性的转化。

3. HL 的预后预测。HL 整体生物学行为相对一致,治疗响应良好,因此该领域的影像组学与 AI 研究起步相对滞后,研究深度与广度尚不及 NHL。区别于 NHL 的多病灶评估策略,Milgrom 等^[35]从 HL 纵隔病灶提取影像组学特征,研究结果证实局部病灶的影像异质性对疾病进展具有独立预测价值。同样具有代表性的还有 Lopei 等^[36]开展的一项多中心前瞻性研究,他们利用 AI 自动提取 HL 大块病灶的影像组学特征并评估其预后价值。Ortega 等^[37]使用经典 LR 模型与 Cox 回归分析,发现 CT 纹理特征可独立预测 HL 患者的无进展生存,而基于重采样的一阶 PET 特征则与 HL 患者的放疗需求相关,为 HL 的精准分层和治疗决策提供了多维支持。

三、疗效评估

尽管特定类型淋巴瘤的一线化疗方案已实现标准化,但临床实践中仍观察到部分患者对标准化治疗不敏感。Esposito 等^[38]通过体成分分析发现,高类固醇方案可能导致老年淋巴瘤患者产生更明显的不良代谢反应。Zhou 等^[39]证实 PET 纹理特征联合髓细胞增生症原癌基因/B 细胞淋巴瘤-2 基因双表达状态可预测嵌合抗原受体 T 细胞免疫疗法的效果,而 Leithner 等^[40]则认为影像组学特征在预测大 B 细胞淋巴瘤完全缓解方面价值有限。

部分免疫治疗或靶向治疗的价格相对昂贵,使得疗效评估研究往往受到样本量的限制。现有影像组学与 AI 模型未能充分挖掘治疗过程中动态特征变化及其与疗效的关联,难以实现真正意义上的个体化和动态评估。未来研究需进一步融合影像、临床、分子标志物及药物经济指标,构建多维评估体系。

四、总结与展望

¹⁸F-FDG PET/CT 影像组学与 AI 技术在淋巴瘤诊疗中展现出广阔的应用前景^[41]。从淋巴瘤的诊断到预后预测与疗效评估,影像组学作为一种非侵入性、量化的分析方法,

已在淋巴瘤全程管理中展现出潜力,而 AI 的加入则进一步提升了组学分析的效率与精度。目前,部分研究已进入临床试验阶段^[42]。影像组学和 AI 的临床转化需经历一系列关键环节,包括影像标准化、多中心大样本验证、算法透明度与可解释性的提升等。未来应进一步加强多学科协作,推动技术规范、模型共享与算法互认,实现影像组学与 AI 在淋巴瘤中的高质量转化,助力精准医学发展。

利益冲突 所有作者声明无利益冲突

作者贡献声明 刘超颖:文献整理与分析、论文撰写;张恒、王浩:论文修改;倪昕晔:研究指导、经费支持

参 考 文 献

- [1] Siegel RL, Kratzer TB, Giaquinto AN, et al. Cancer statistics, 2025[J]. CA Cancer J Clin, 2025, 75(1): 10-45. DOI: 10.3322/caac.21871.
- [2] Anan N, Zainon R, Tamal M. A review on advances in ¹⁸F-FDG PET/CT radiomics standardisation and application in lung disease management[J]. Insights Imaging, 2022, 13(1): 22. DOI: 10.1186/s13244-021-01153-9.
- [3] Aide N, Fruchart C, Nganoa C, et al. Baseline ¹⁸F-FDG PET radiomic features as predictors of 2-year event-free survival in diffuse large B cell lymphomas treated with immunochemotherapy[J]. Eur Radiol, 2020, 30(8): 4623-4632. DOI: 10.1007/s00330-020-06815-8.
- [4] Mayerhoefer ME, Materka A, Langs G, et al. Introduction to radiomics[J]. J Nucl Med, 2020, 61(4): 488-495. DOI: 10.2967/jnumed.118.222893.
- [5] Kebaili A, Lapuyade-Lahorgue J, Ruan S. Deep learning approaches for data augmentation in medical imaging: a review[J]. J Imaging, 2023, 9(4): 81. DOI: 10.3390/jimaging9040081.
- [6] Häggström I, Leithner D, Alvéén J, et al. Deep learning for [¹⁸F] fluorodeoxyglucose-PET-CT classification in patients with lymphoma: a dual-centre retrospective analysis[J]. Lancet Digit Health, 2024, 6(2): e114-e125. DOI: 10.1016/S2589-7500(23)00203-0.
- [7] de Jesus FM, Yin Y, Mantzorou-Kyriaki E, et al. Machine learning in the differentiation of follicular lymphoma from diffuse large B-cell lymphoma with radiomic [¹⁸F] FDG PET/CT features[J]. Eur J Nucl Med Mol Imaging, 2022, 49(5): 1535-1543. DOI: 10.1007/s00259-021-05626-3.
- [8] Alaggio R, Amador C, Anagnostopoulos I, et al. The 5th edition of the World Health Organization Classification of haematolymphoid tumours: lymphoid neoplasms[J]. Leukemia, 2022, 36(7): 1720-1748. DOI: 10.1038/s41375-022-01620-2.
- [9] Han EJ, O JH, Yoon H, et al. Comparison of FDG PET/CT and bone marrow biopsy results in patients with diffuse large B cell lym-

- phoma with subgroup analysis of PET radiomics [J]. *Diagnostics (Basel)*, 2022, 12(1): 222. DOI:10.3390/diagnostics12010222.
- [10] Faudemer J, Aide N, Gac AC, et al. Diagnostic value of baseline ^{18}F FDG PET/CT skeletal textural features in follicular lymphoma [J]. *Sci Rep*, 2021, 11(1): 23812. DOI:10.1038/s41598-021-03278-9.
 - [11] Sadik M, López-Urdaneta J, Ulén J, et al. Artificial intelligence could alert for focal skeleton/bone marrow uptake in Hodgkin's lymphoma patients staged with FDG-PET/CT [J]. *Sci Rep*, 2021, 11(1): 10382. DOI:10.1038/s41598-021-89656-9.
 - [12] 王婷, 王子阳, 陈旖文, 等. 基于 ^{18}F -FDG PET/CT 影像组学特征的机器学习对胃癌和原发性胃淋巴瘤的鉴别诊断价值 [J]. *中华核医学与分子影像杂志*, 2023, 43(7): 397-401. DOI:10.3760/cma.j.cn321828-20220705-00208.
Wang T, Wang ZY, Chen YW, et al. Value of machine learning model based on ^{18}F -FDG PET/CT radiomics features in differential diagnosis between gastric cancer and primary gastric lymphoma [J]. *Chin J Nucl Med Mol Imaging*, 2023, 43(7): 397-401. DOI:10.3760/cma.j.cn321828-20220705-00208.
 - [13] Wang J, Zhou Y, Zhou J, et al. Preliminary study on the ability of the machine learning models based on ^{18}F -FDG PET/CT to differentiate between mass-forming pancreatic lymphoma and pancreatic carcinoma [J]. *Eur J Radiol*, 2024, 176: 111531. DOI:10.1016/j.ejrad.2024.111531.
 - [14] Sibille L, Seifert R, Avramovic N, et al. ^{18}F -FDG PET/CT uptake classification in lymphoma and lung cancer by using deep convolutional neural networks [J]. *Radiology*, 2020, 294(2): 445-452. DOI:10.1148/radiol.2019191114.
 - [15] Cui C, Yao X, Xu L, et al. Improving the classification of PCNSL and brain metastases by developing a machine learning model based on ^{18}F -FDG PET [J]. *J Pers Med*, 2023, 13(3): 539. DOI:10.3390/jpm13030539.
 - [16] Chen W, Liu F, Wang R, et al. End-to-end deep learning radiomics: development and validation of a novel attention-based aggregate convolutional neural network to distinguish breast diffuse large B-cell lymphoma from breast invasive ductal carcinoma [J]. *Quant Imaging Med Surg*, 2023, 13(10): 6598-6614. DOI:10.21037/qims-22-1333.
 - [17] Aoki H, Miyazaki Y, Anzai T, et al. Deep convolutional neural network for differentiating between sarcoidosis and lymphoma based on ^{18}F FDG maximum-intensity projection images [J]. *Eur Radiol*, 2024, 34(1): 374-383. DOI:10.1007/s00330-023-09937-x.
 - [18] Lovinfosse P, Ferreira M, Withofs N, et al. Distinction of lymphoma from sarcoidosis on ^{18}F -FDG PET/CT: evaluation of radiomics-feature-guided machine learning versus human reader performance [J]. *J Nucl Med*, 2022, 63(12): 1933-1940. DOI:10.2967/jnumed.121.263598.
 - [19] Aide N, Talbot M, Fruchart C, et al. Diagnostic and prognostic value of baseline FDG PET/CT skeletal textural features in diffuse large B cell lymphoma [J]. *Eur J Nucl Med Mol Imaging*, 2018, 45(5): 699-711. DOI:10.1007/s00259-017-3899-6.
 - [20] Lue KH, Wu YF, Lin HH, et al. Prognostic value of baseline radiomic features of ^{18}F -FDG PET in patients with diffuse large B-cell lymphoma [J]. *Diagnostics (Basel)*, 2020, 11(1): 36. DOI:10.3390/diagnostics11010036.
 - [21] Travaini LL, Botta F, Derenzini E, et al. ^{18}F -FDG PET radiomic model as prognostic biomarker in diffuse large B-cell lymphoma [J]. *Hematol Oncol*, 2023, 41(4): 674-682. DOI:10.1002/hon.3171.
 - [22] Zhang X, Chen L, Jiang H, et al. A novel analytic approach for outcome prediction in diffuse large B-cell lymphoma by ^{18}F FDG PET/CT [J]. *Eur J Nucl Med Mol Imaging*, 2022, 49(4): 1298-1310. DOI:10.1007/s00259-021-05572-0.
 - [23] Zhao S, Wang J, Jin C, et al. Stacking ensemble learning-based ^{18}F FDG PET radiomics for outcome prediction in diffuse large B-cell lymphoma [J]. *J Nucl Med*, 2023, 64(10): 1603-1609. DOI:10.2967/jnumed.122.265244.
 - [24] Jiang C, Li A, Teng Y, et al. Optimal PET-based radiomic signature construction based on the cross-combination method for predicting the survival of patients with diffuse large B-cell lymphoma [J]. *Eur J Nucl Med Mol Imaging*, 2022, 49(8): 2902-2916. DOI:10.1007/s00259-022-05717-9.
 - [25] Jing F, Liu Y, Zhao X, et al. Baseline ^{18}F -FDG PET/CT radiomics for prognosis prediction in diffuse large B cell lymphoma [J]. *EJNMMI Res*, 2023, 13(1): 92. DOI:10.1186/s13550-023-01047-5.
 - [26] 崔曹哲, 马柠, 王倩楠, 等. ^{18}F -FDG PET/CT 影像组学的可解释性机器学习模型对弥漫性大 B 细胞淋巴瘤的预后评估 [J]. *中华核医学与分子影像杂志*, 2025, 45(1): 1-6. DOI:10.3760/cma.j.cn321828-20240131-00049.
Cui CZ, Ma N, Wang QN, et al. Interpretable machine learning model based on ^{18}F -FDG PET/CT radiomics for prognostic evaluation of diffuse large B-cell lymphoma [J]. *Chin J Nucl Med Mol Imaging*, 2025, 45(1): 1-6. DOI:10.3760/cma.j.cn321828-20240131-00049.
 - [27] Eertink JJ, van de Brug T, Wiegers SE, et al. ^{18}F -FDG PET baseline radiomics features improve the prediction of treatment outcome in diffuse large B-cell lymphoma [J]. *Eur J Nucl Med Mol Imaging*, 2022, 49(3): 932-942. DOI:10.1007/s00259-021-05480-3.
 - [28] Eertink JJ, Zwezerijnen GJC, Cysouw MCF, et al. Comparing lesion and feature selections to predict progression in newly diagnosed DLBCL patients with FDG PET/CT radiomics features [J]. *Eur J Nucl Med Mol Imaging*, 2022, 49(13): 4642-4651. DOI:10.1007/s00259-022-05916-4.
 - [29] Eertink JJ, Zwezerijnen GJC, Heymans MW, et al. Baseline PET radiomics outperforms the IPI risk score for prediction of outcome in diffuse large B-cell lymphoma [J]. *Blood*, 2023, 141(25): 3055-3064. DOI:10.1182/blood.2022018558.
 - [30] Mazzara S, Travaini L, Botta F, et al. Gene expression profiling and FDG-PET radiomics uncover radiometabolic signatures associated with outcome in DLBCL [J]. *Blood Adv*, 2023, 7(4): 630-643. DOI:10.1182/bloodadvances.2022007825.
 - [31] Draye-Carbonnier S, Camus V, Becker S, et al. Prognostic value of the combination of volume, massiveness and fragmentation parameters measured on baseline FDG PET in high-burden follicular lymphoma [J]. *Sci Rep*, 2024, 14(1): 8033. DOI:10.1038/s41598-024-58412-0.
 - [32] Bodet-Milin C, Morvant C, Carlier T, et al. Performance of baseline FDG-PET/CT radiomics for prediction of bone marrow minimal residual disease status in the LyMa-101 trial [J]. *Sci Rep*, 2023, 13(1): 18177. DOI:10.1038/s41598-023-45215-y.
 - [33] Lisson CS, Lisson CG, Mezger MF, et al. Deep neural networks and machine learning radiomics modelling for prediction of relapse in mantle cell lymphoma [J]. *Cancers (Basel)*, 2022, 14(8): 2008. DOI:10.3390/cancers14082008.
 - [34] Yang T, Liu D, Zhang Z, et al. Predicting T-cell lymphoma in

- children from ^{18}F -FDG PET-CT imaging with multiple machine learning models[J]. J Imaging Inform Med, 2024, 37(3): 952-964. DOI:10.1007/s10278-024-01007-y.
- [35] Milgrom SA, Elhalawani H, Lee J, et al. A PET radiomics model to predict refractory mediastinal Hodgkin lymphoma[J]. Sci Rep, 2019, 9(1): 1322. DOI:10.1038/s41598-018-37197-z.
- [36] Lopci E, Burnelli R, Elia C, et al. Additional value of volumetric and texture analysis on FDG PET assessment in paediatric Hodgkin lymphoma: an Italian multicentric study protocol[J]. BMJ Open, 2021, 11(3): e041252. DOI:10.1136/bmjopen-2020-041252.
- [37] Ortega C, Eshet Y, Prica A, et al. Combination of FDG PET/CT radiomics and clinical parameters for outcome prediction in patients with Hodgkin's lymphoma[J]. Cancers (Basel), 2023, 15(7): 2056. DOI:10.3390/cancers15072056.
- [38] Esposito F, Pascale MR, Tesei C, et al. Body composition in patients with follicular lymphoma: associations between changes in radiomic parameters in patients treated with R-CHOP-like and R-B regimens: LyRa 01F[J]. Cancers (Basel), 2023, 15(4): 999. DOI:10.3390/cancers15040999.
- [39] Zhou Y, Li J, Zhang X, et al. Prognostic value of radiomic features of ^{18}F -FDG PET/CT in patients with B-cell lymphoma treated with CD19/CD22 dual-targeted chimeric antigen receptor T cells[J]. Front Oncol, 2022, 12: 834288. DOI:10.3389/fonc.2022.834288.
- [40] Leithner D, Flynn JR, Devlin SM, et al. Conventional and novel [^{18}F] FDG PET/CT features as predictors of CAR-T cell therapy outcome in large B-cell lymphoma[J]. J Hematol Oncol, 2024, 17(1): 21. DOI:10.1186/s13045-024-01540-x.
- [41] 刘护丽, 周鹏, 张礼荣. 淋巴瘤 ^{18}F -FDG PET/CT 影像组学的应用及研究进展[J]. 中华核医学与分子影像杂志, 2024, 44(3): 183-186. DOI:10.3760/cma.j.cn321828-20221212-00370. Liu HL, Zhou P, Zhang LR. Research progress and application of ^{18}F -FDG PET/CT radiomics in lymphoma[J]. Chin J Nuc Med Mol Imaging, 2024, 44(3): 183-186. DOI: 10.3760/cma.j.cn321828-20221212-00370.
- [42] Carlier T, Frécon G, Mateus D, et al. Prognostic value of ^{18}F -FDG PET radiomics features at baseline in PET-guided consolidation strategy in diffuse large B-cell lymphoma: a machine-learning analysis from the GAINED Study[J]. J Nucl Med, 2024, 65(1): 156-162. DOI:10.2967/jnumed.123.265872.

(收稿日期:2025-07-13)

· 读者 · 作者 · 编者 ·

关于参考文献

请按 GB/T 7714—2015《信息与文献 参考文献著录规则》,采用顺序编码制著录。依照文献在文中出现的先后顺序用阿拉伯数字标出,并将序号置于方括号中,排列于文后。同一文献作者不超过 3 人全部著录;超过 3 人只著录前 3 人,后依文种加表示“等”的文字。作者姓名一律姓氏在前、名字在后,外国人的名字采用首字母缩写形式,缩写名后不加缩写点;不同作者姓名之间用“,”隔开,不用“和”“and”等连词。题名后标注文献类型和载体类型标识代码,文献类型和电子文献载体标识代码参照 GB/T 7714—2015《信息与文献参考文献著录规则》之《文献类型和文献载体标识代码》。中文期刊用全名;外文期刊名称用缩写,以美国国立医学图书馆编辑出版的医学索引(Index Medicus)中的格式为准;Index Medicus 未收录者,依次选用文献自身对刊名的缩写、期刊全称。每条参考文献著录起止页码。文献 DOI 号著录在该条文献最后,并需列出中文参考文献的英文表述(双语著录)。作者必须将参考文献与其原文核对无误。

本刊编辑部