

影像组学及深度学习在预测胃癌淋巴结转移中的研究进展

赵彬 刘靖琳 许双燕 曹振东*

承德医学院附属医院

DOI:10.12238/bmtr.v7i1.11794

[摘要] 胃癌是最常见的恶性肿瘤之一,淋巴结状态对于胃癌临床分期、治疗决策及预后起着重要作用。术前评估淋巴结状态对临床治疗决策至关重要,影像组学和深度学习技术通过高通量地提取影像组学特征来预测肿瘤的生物行为,具有可重复性、无创性及客观性等特点,现已广泛应用于胃癌诊断、淋巴结转移及预后评估等方面。本文基于CT、MRI及PET/CT的影像组学和深度学习技术在预测胃癌淋巴结转移中的研究进展予以综述,以期为临床个体化精准医疗提供新思路。

[关键词] 胃癌; 淋巴结; 影像组学; 深度学习

中图分类号: R322.4+4 文献标识码: A

Research progress of radiomics and deep learning in predicting lymph node metastasis in gastric cancer

Bin Zhao Jinglin Liu Shuangyan Xu Zhendong Cao*

Affiliated Hospital of Chengde Medical University

[Abstract] Gastric cancer is one of the most common malignant tumors, and lymph node status plays an important role in the clinical stage, treatment decision and prognosis of gastric cancer. Radiomics and deep learning technology can predict the biological behavior of tumors by extracting radiomics features with high throughput, which is reproducible, non-invasive and objective, and has been widely used in the diagnosis of gastric cancer, lymph node metastasis and prognosis evaluation. In this paper, the research progress of radiomics and deep learning technology based on CT, MRI and PET/CT in predicting lymph node metastasis of gastric cancer is reviewed, in order to provide new ideas for clinical individualized precision medicine.

[Key words] Gastric cancer; lymph nodes; radiomics; deep learning

引言

胃癌是一种起源于胃粘膜上皮的恶性肿瘤,是最常见的恶性肿瘤之一。根据国际癌症研究机构(IARC)2022年的数据,胃癌在全球的发病率为第五位、死亡率也为第五位^[1]。淋巴结转移是胃癌最常见的转移途径,几乎贯穿于胃癌的各个病程阶段,是影响胃癌预后的关键因素之一。在区域淋巴结转移的分期和诊断中,超声引导下细针穿刺活检被认为是一种重要的检查手段。然而,这一诊断方法的准确性在很大程度上依赖于操作医生的技术水平和经验。分子生物标志物也被广泛研究作为淋巴结转移的预测因子,然而,由于分子生物标志物检测涉及较高的成本,并且在操作上对技术要求较为严格,因此其临床应用仍处于探索阶段^[2]。此外,一些研究已经对前哨淋巴结活检的有效性进行了分析,尽管该方法在一定程度上能够帮助判断淋巴结转移的情况,但其假阴性率较高,需要进一步的研究与验证^[3]。CT扫描检查是术前评估淋巴结状态的常规检查工具。然而,依赖放射科医生通过目测分析CT影像来进行预测,其准确性并不理想,准确

率仅为50%~70%左右^[4]。因此,单纯依靠影像学检查在胃癌淋巴结分期中尚存在诸多问题,需要结合其它方法来提高诊断的准确性和可靠性。随着计算机技术的迅猛发展,机器学习已经被广泛应用于医学影像的处理和研究中。影像组学和深度学习是机器学习在医学影像领域应用中最为广泛且常用的两种方法。这两种技术通过不同的方式对医学影像数据进行深入分析,从而挖掘出医学影像中潜在的有价值信息。

(1) 影像组学概述。影像组学这一概念最早由Lambin于2012年提出^[5],指的是通过高通量技术从医学影像中提取大量定量特征信息,并利用自动化或半自动化的方法将这些影像数据转化为高分辨率、可进行深入分析的多维数据。影像组学的工作流程通常包括以下步骤^[6]: ①图像数据采集; ②肿瘤校准、分割及感兴趣区域轮廓绘制; ③图像特征的提取; ④数据挖掘与特征选择; ⑤模型的建立与验证。在影像组学的研究中,图像分割通常以手动绘制肿瘤的感兴趣区域为主要方法^[7],手动勾画的方法允许医生或研究人员根据视觉判断精确地标定肿瘤的位置

置和边界,尤其是在影像质量较差或者病灶位置较为复杂的情况下,这种方法通常能够提供较为准确的分割结果。图像特征提取则通常涉及多种类型的特征,包括形态学特征(如肿瘤的体积、形状)、灰度特征(如图像中的灰度分布、对比度)以及纹理特征(如图像中的纹理复杂度),这些特征有助于揭示肿瘤的内部结构、组织异质性以及周围组织的关系。在建立预测模型时,常采用算法有逻辑回归、支持向量机、随机森林、决策树等。这些模型利用从影像数据中提取的特征来训练分类器或回归模型,实现肿瘤的诊断、预后评估或治疗反应预测。

(2)深度学习概述。深度学习^[8]是一种自我学习未知特征的算法,通过多层神经网络在有限监督下提升分类性能。作为先进的机器学习方法,深度学习模拟人脑进行数据分析,广泛应用于医学影像分析领域,并取得了重要进展,它通过多层非线性处理层对数据自动提取相关的特征。与传统方法相比,深度学习采用端到端模型,直接从数据中输出结果,减少了人工特征提取和预处理的需求。这使得深度学习在分类和可视化任务中表现出显著优势,并提供了更基本的特征表示。此外,深度学习的鲁棒性使其能够应对各种不可预测的变量,如观察者差异和临床条件的变化。在医疗领域,深度学习通过多层神经网络的训练,逐渐在肿瘤诊断、分子分型预测和生存预后评估等方面展现了重要应用价值。

1 影像组学和深度学习在胃癌中的应用

1.1 CT影像组学及深度学习对胃癌淋巴结状态评估中的应用价值

Wang等^[9]分析了274名经病理证实的胃癌患者(训练集197名,测试集50名)增强扫描动脉期CT图像,预测模型由影像组学评分和CT报告的淋巴结状态组成。模型在训练集和测试集中显示出很好的区分度,AUC分别为0.886(95%CI: 0.808-0.941)和0.881(95%CI: 0.759-0.956)。该模型在鉴别淋巴结是否转移方面性能优于常规CT,准确率提高至80%-84%。除了关注胃癌原发灶的影像组学特征外,淋巴结自身的影像学特征同样不容忽视,Wang等^[10]对早期胃癌(T1-T2)患者的原发肿瘤和第3站淋巴结的影像组学特征进行深入分析,开发了用于预测第3站淋巴结转移的预测模型,基于该模型取得的良好预测效果,作者进一步将相同的方法应用于预测更小样本的第4站淋巴结转移,以此作为验证集进行评估和验证,结果表明预测模型在预测第4站淋巴结转移中有一定积极作用。除了传统的常规CT扫描外,能谱CT通过对肿瘤在增强扫描过程中碘浓度变化的多参数定量分析,可以更加全面和深入地反映肿瘤的病理学特征与信息。王睿等^[11]从胃癌患者术前不同能级的动脉期和静脉期图像中提取影像组学特征,结果显示基于能谱CT的影像组学对术前定量预测进展期胃癌淋巴结转移状态具有良好的应用价值。

在深度学习领域,Dong等^[12]以T2-T4a期胃癌患者的原发灶为研究对象,进行了回顾性分析,纳入了来自国内五个不同医疗中心和意大利一个医疗中心的共730例胃癌患者。通过建立基于深度学习的影像组学列线图(deep learning radiomic nomogram,DLRN),

综合评估淋巴结的状态与分期。结果显示DLRN评分与病理N分期呈显著正相关,DLRN与患者的年龄、性别、组织学类型、肿瘤位置等临床因素没有显著关联,并且与CT扫描的参数以及层厚等技术性因素也没有明显的关联性。该模型能够有效地区分所有研究队列中的非N0组(淋巴结转移阳性组)与N0组(淋巴结转移阴性组),具有良好的分类能力。进一步的决策曲线分析显示,基于DLRN模型的指导可以在淋巴结清扫术的决策中提供更多临床益处,具体表现为非N0患者推荐进行淋巴结清扫术,N0患者无需淋巴结清扫术。与分子生物标志物、传统临床模型相比,DLRN能够为患者提供更为精准的决策支持,进而提高治疗效果。该研究的关键意义在于,DLRN经过多中心验证,表现出了在不同中心出色的预测性能和可重复性。然而,国际队列的样本量有限,作者指出未来可以通过在更广的范围内进行前瞻性研究,特别是包含亚洲及非亚洲人群的多样化样本,进一步提高该模型的性能和普适性,从而为全球范围内的临床实践提供更多的参考和支持。

1.2 MRI影像组学对胃癌淋巴结状态评估中的应用价值

Chen等人^[13]从两个不同的医学中心招募了共146名患者,所有患者在手术前均接受了3.0T磁共振成像(MRI)扫描。这些患者的数据被分配到三个不同的队列进行分析,71名患者被分配到一个中心的训练集,用于模型的构建和训练;47名患者则被分配到该中心的内部验证集;另外28名患者来自另一医学中心,构成外部验证集。研究结果表明,三个队列中的数据均显示淋巴结状态与影像组学列线图之间存在显著的相关性。特别是使用影像组学方法得出的结果优于单纯依赖MRI影像的预测效果。基于此作者认为虽然该模型预测能力较好,但该研究样本量较小,仍然需要进一步进行规模更大的研究。此外,作者还指出,未来研究的方向应当将淋巴结分期进行更加细致的划分,以进一步探讨不同淋巴结分期对患者预后的影响。

1.3 PET/CT影像组学对胃癌淋巴结状态评估中的应用价值

Xue等^[14]使用18F-FDG PET/CT分析了来自两个不同中心的224例胃癌患者的影像组学特征,预测模型包含了PET/CT影像组学特征以及一些常见的临床特征,如肿瘤标志物Ca199和PET/CT报告的淋巴结状态。研究发现,基于影像组学的列线图在预测价值上超过了单独依赖PET/CT扫描的效果,尤其是在提高模型的敏感性方面表现突出。具体而言,影像组学模型在所有三个队列中都能有效检测到患者的病情,而其特异性略有下降。作者因此得出结论,影像组学列线图可能成为一种有效的辅助工具,能够弥补术前PET/CT诊断在敏感性方面的不足。尽管如此,正如作者所指出的,这项研究的主要局限性在于样本量相对较小,同时研究仅限于判断淋巴结转移(LNM)的存在,而未进一步定义阳性淋巴结的分期和具体位置。因此,未来的研究需要扩大样本规模,并探索更多关于淋巴结转移的详细信息。

2 总结和展望

影像组学与深度学习作为一种评估胃癌患者淋巴结转移风险的技术方法,已引起了广泛关注。然而,从技术层面来看,影像

组学的应用面临着一些局限性。其中一个主要问题是特征提取过程缺乏统一的标准,这导致了不同研究之间存在较大的差异,进而影响了模型的普适性。此外,图像分割问题也是影像组学方法中的一个潜在限制。手动分割影像需要依赖操作员的经验和判断,因此会面临较大的主观性和操作误差。尽管自动分割技术可以减少人为因素的干扰,但它仍然需要依赖专门的软件工具,这些工具的开发和优化仍然存在挑战。

在其它恶性肿瘤的研究中,影像组学与深度学习已经得到了广泛且深入的分析与应用。相比之下,胃癌的相关研究相对较晚,直到近年来随着技术的不断发展和研究的深入,大量新兴的研究论文开始探讨影像组学与深度学习在胃癌不同临床环境中的应用,涵盖了多个层面的重要内容。这些临床应用场景包括但不限于预后分层;腹膜病变的预测;对新辅助治疗(如化疗或放疗)反应的评估;以及术后并发症的预测。在这些应用领域中,利用影像组学与深度学习技术预测淋巴结转移是当前研究中探索最为深入的方向之一。通过结合影像数据与定量分析方法,影像组学与深度学习不仅可以提高淋巴结转移的预测准确性,还能为个体化治疗提供更加精确的指导,进而为患者制定更优化的治疗方案。因此,影像组学与深度学习技术在胃癌的临床应用潜力巨大,未来有望成为辅助胃癌早期诊断、治疗反应监测及预后评估的关键工具。

[参考文献]

- [1] 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: a cancer journal for clinicians, 2024, 74(3): 229-263.
- [2] Huang K H, Lan Y T, Fang W L, et al. The correlation between miRNA and lymph node metastasis in gastric cancer[J]. BioMed research international, 2015, 2015(1): 543163.
- [3] Kitagawa Y, Takeuchi H, Takagi Y, et al. Sentinel node mapping for gastric cancer: a prospective multicenter trial in Japan[J]. Journal of clinical oncology, 2013, 31(29): 3704-3710.
- [4] Kim H J, Kim A Y, Oh S T, et al. Gastric cancer staging at multi-detector row CT gastrography: comparison of transverse and volumetric CT scanning[J]. Radiology, 2005, 236(3): 879-885.
- [5] Lambin P, Rios-Velazquez E, Leijenaar R, et al. Radiomics: extracting more information from medical images using

advanced feature analysis[J]. European journal of cancer, 2012, 48(4): 441-446.

[6] Larue R T H M, Defraene G, De Ruysscher D, et al. Quantitative radiomics studies for tissue characterization: a review of technology and methodological procedures[J]. The British journal of radiology, 2017, 90(1070): 20160665.

[7] 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): 633-6.

[8] 姚琼, 王觅也, 师庆科, 等. 深度学习在现代医疗领域中的应用[J]. 计算机系统应用, 2022, 31(04): 33-46.

[9] Wang Y, Liu W, Yu Y, et al. CT radiomics nomogram for the preoperative prediction of lymph node metastasis in gastric cancer[J]. European radiology, 2020, 30: 976-986.

[10] Wang X, Li C, Fang M, et al. Integrating No. 3 lymph nodes and primary tumor radiomics to predict lymph node metastasis in T1-2 gastric cancer[J]. BMC medical imaging, 2021, 21: 1-10.

[11] 王睿, 李靖, 方梦捷, 等. 基于能谱CT的影像组学术前预测进展期胃癌淋巴结转移的价值[J]. 中华医学杂志, 2020, 1(21): 1617-1622.

[12] Dong D, Fang M J, Tang L, et al. Deep learning radiomic nomogram can predict the number of lymph node metastasis in locally advanced gastric cancer: an international multicenter study[J]. Annals of oncology, 2020, 31(7): 912-920.

[13] Xue X, Yu W J, Shi X, et al. 18F-FDG PET/CT-based radiomics nomogram for the preoperative prediction of lymph node metastasis in gastric cancer[J]. Frontiers in Oncology, 2022, 12: 911168.

[14] Chen W, Wang S, Dong D, et al. Evaluation of lymph node metastasis in advanced gastric cancer using magnetic resonance imaging-based radiomics[J]. Frontiers in oncology, 2019, 9: 1265.

作者简介:

赵彬(1998--), 男, 汉族, 河北省高碑店市人, 硕士, 研究方向: 腹部影像诊断。

*通讯作者:

曹振东(1972--), 男, 汉族, 吉林省白城市人, 硕士, 主任医师, 教授, 硕士研究生导师, 研究方向: 腹部影像诊断研究。