

影像组学及深度学习在胃癌 T 分期的研究进展

徐李杭 李明玉 米楠 尚会 曹振东*

承德医学院附属医院 河北承德 067000

摘要：胃癌的术前 T 分期对于治疗决策和预后评估至关重要，然而传统影像学在这方面存在一定的限制。影像组学作为一种新兴的技术，与卷积神经网络（Convolutional Neural Networks, CNNs）作为常见结构的深度学习（Deep Learning, DL）算法在解决传统方法局限性的同时，也为胃癌的精准诊断和治疗提供了新的可能性。影像组学及深度学习不仅可以提高胃癌 T 分期的准确性，还有助于个体化治疗方案的制定、疗效监测和预后评估。虽然目前还面临诸多挑战，比如数据获取的一致性、模型的普适性和临床验证的需求。但在未来，随着更多高质量数据的积累和多中心研究的开展，影像组学及深度学习在胃癌诊疗中的应用前景将更加广阔。

关键词：影像组学；深度学习；胃癌；T 分期

过去几十年，胃癌（Gastric cancer, GC）的发病率有所下降，但中国仍然占全球胃癌发病的 44%^[1]，这在大程度上归功于危险因素的控制。胃癌的治疗方案确实主要依赖于外科手术，尤其是在早期发现时，手术切除是最有效的治疗手段之一^[2]。早期胃癌因其症状不明显而难以发现，导致许多患者在确诊时已处于晚期。这种情况使得胃癌的预后大幅下降，患者的治疗难度和生存率显著受到影响。晚期胃癌多侵及胃浆膜，难以直接进行手术，此时胃癌属于 T4a 期，需要先进行辅助化疗，然后进行手术^[3]。因此，术前预测胃癌的 T 分期对于患者的手术选择和预后评估至关重要。

1. 胃癌的诊断方法

1.1 胃癌传统影像学检查方法

胃癌传统的影像学检查手段包括上消化道造影、多排螺旋 CT (Multislices helical computed tomography, MSCT)、磁共振成像、正电子发射断层成像及超声内镜检查。对于胃癌的影像学检查，MSCT 扫描通常被视为治疗前的首选非侵入性检查手段^[4]。

1.2 人工智能在胃癌诊断的应用

人工智能（Artificial Intelligence, AI）在医学影像研究中的应用，特别是在癌症临床分期方面，确实提供了新的研究方法和工具。其中，影像组学和 DL 是 AI 应用于医学影像分析中最为重要的技术手段^[5,6]。影像组学作为人工智能的一个重要应用领域，确实能够提供肉眼无法识别的客观信息，并且在医学影像分析中发挥着关键作用。它利用计算机

视觉和机器学习技术，将医学影像数据转化为深层次的特征来进行量化研究和分析、特征指标筛选及模型建立，进一步对胃癌的分期进行预测^[7,8]。

2. 机器学习（ML）的应用

2.1 影像组学

影像组学是一种先进的医学影像分析方法，旨在通过自动或半自动的方式从医学影像中提取大量的特征数据，并将这些数据转化为可以进行深度分析和挖掘的形式。该概念最早由荷兰学者 Lambin 等人在 2012 年提出^[9]，其主要应用于肿瘤学领域，可实现对肿瘤在空间和时间上异质性的全面、无创、定量观察。

2.2 深度学习

深度学习是机器学习的一个子领域，其中“深度”指的是神经网络中包含的层数。深度学习模型通常包含三种主要的层次：输入层（用于接收输入数据）、输出层（生成模型的预测结果）以及隐藏层（用于从数据中提取特征和模式。CNNs 是目前在图像分析中应用最广泛的深度学习算法，具有显著的优势^[10]。

2.3 ML 应用流程

影像组学和深度学习在肿瘤学中的应用展现出了巨大的潜力，对肿瘤的诊断、治疗和预后评估起到了重要作用^[11]。影像组学在肿瘤治疗决策中的应用展现出了强大的辅助作用，包括以下几个关键阶段^[12]：①图像采集及预处理：首先获取患者的影像数据进行格式转换，然后进行预处理和清

洗,以提高后续分析的准确性和可靠性。②感兴趣区的分割:将影像中感兴趣的区域从周围正常组织中分割出来。这一过程可以是自动化的、半自动的,或者完全手动的,取决于具体的病例和研究需求。③特征提取:组学特征可以从分割后的感兴趣区域中提取。而提取深度学习特征,则要选择所需的网络架构,如CNNs等。④统计分析:对提取的影像组学和深度学习特征进行统计学分析,这一步骤旨在筛选出最具诊断或预测能力的特征。统计学分析可以包括单因素分析、多因素分析等。⑤模型的构建、评估及验证:基于筛选出的关键影像组学特征,或结合其他临床特征,构建预测模型^[13]。这些模型用于评估患者的疾病状态、预测治疗反应或预后等。模型的评估和验证可以采用决策分析曲线(decision curve analysis, DCA)和校准曲线的方法,确保模型在临床实践中有效性和可靠性。

3. 胃癌 T 分期诊断

3.1 影像特征评估胃癌 T 分期

胃壁是由黏膜、黏膜肌层、黏膜下层、固有肌层和浆膜层构成,但在增强 CT 上仅能显示 2-3 层结构。胃癌在临床上的典型表现包括胃壁局部增厚、可能伴随溃疡、息肉样肿块或弥漫性病变。胃癌的准确分期是确保精准治疗的重要前提,因为治疗的方式和预后预测很大程度上依赖于癌症的分期。胃壁侵犯深度与胃癌的 T 分期紧密相关。增强 CT 可以根据胃壁强化情况、胃周脂肪组织及邻近器官的侵袭情况进行 T 分期。多平面重建(Multiplanar reformation, MPR)和虚拟胃镜(Virtual gastroscopy, VG)技术的应用,胃癌的 T 分期准确率得到了显著提高。多项研究已验证了这两项技术在胃癌 T 分期中的优势。Wani 等^[14]联合使用 MPR 和 VG 技术诊断胃癌 T 分期,总体诊断准确率为 82.5%,对于早期胃癌的诊断准确率达到 93.75%。Feng 等^[15]使用 MPR 技术对进展期胃癌进行 T 分期评估,将 T1-2 期作为对照。研究发现, T3-4 期的诊断准确率为 69.9%。

3.2 ML 预测胃癌 T 分期

第 8 版 AJCC (美国癌症联合委员会)胃癌分期系统在评估 T 分期时并没有明确提及 CT 影像的具体征象^[16]。影像组学在胃癌的 CT 分期中的应用展示了潜在的价值。Wang 等人的研究中,提出以下结论^[17]: CT 影像组学方法在胃癌 T2 期和 T3/4 期肿瘤的鉴别诊断中具有潜在作用。在影像组学模型方面,该研究发现,基于动脉期的影像组学模型在训

练组和测试组中显示曲线下面积为 0.899 和 0.825。基于门静脉期的影像组学模型显示训练组和测试组的曲线下面积分别为 0.843 和 0.818,动脉期影像组学的表现更好。Sun 等^[18]研究利用影像组学结合深度学习的方法,对胃癌浆膜浸润深度进行分析。这项研究回顾性收集 428 例病理证实 T3/T4a 期胃癌患者,前瞻性收集了 144 例临床诊断 T3/T4a 期胃癌患者,基于动脉期、静脉期及延迟期的图像提取手工传统特征及深度学习特征,通过多元 logistic 逻辑回归开发了影像组学列线图模型, AUC 为 0.87-0.90 对于 T4a 期胃癌的诊断显示出强大的诊断能力。Tao^[19]等一项多中心研究中使用了视觉转换器(Vision transformer, ViTs)代替 CNNs 进行图像分类,构建了深度学习模型对胃癌 T 分期进行预测。Oumaima^[20]研究了两者各自的优点与不足,提出了联合两种模型能够实现弥补各自的缺陷,得到更好的结果。

4. 未来的挑战及展望

影像组学和深度学习在胃癌的 T 分期展现出了巨大的潜力和优势。然而,仍然存在着的一些挑战。

首先,虽然近年也有一些多中心的研究,但回顾性和单中心研究是当前影像组学研究的主要形式,这导致了潜在的选择偏倚问题,影响了这些模型在真实临床情况下的适应性和准确性。建立更为全面的多中心数据库并开展前瞻性研究,帮助优化模型的训练和验证过程,进而提高影像组学在胃癌分期中的应用价值,这是发展的趋势所在。

其次,对胃癌的影像,目前多采用手动或半自动的方法进行肿瘤分割,存在诊断者经验不同和主观差异的问题,影响了特征的提取和可重复性。未来的发展应当致力于开发更精确、自动化的分割技术,减少人为因素的影响,提高影像分析的一致性和准确性。

综上所述,未来影像组学在胃癌的研究和临床应用中,需推动多中心、前瞻性研究的开展,优化影像分析的自动化和一致性。这些努力将有助于影像组学从科学研究到临床应用的转化,为胃癌的早期诊断和个体化治疗带来更为精准和有效的方案。

参考文献:

[1]Sung H, Ferlay J, Siegel RL, et al. Global Cancer Statistics 2020: GLOBOCAN Estimates of Incidence and Mortality Worldwide for 36 Cancers in 185 Countries. CA Cancer J Clin. 2021. 71(3): 209-249.

- [2] 胃癌诊疗规范(2018年版). 中华消化病与影像杂志(电子版). 2019. 9(03): 118-144.
- [3] Seevaratnam R, Cardoso R, McGregor C, et al. How useful is preoperative imaging for tumor, node, metastasis (TNM) staging of gastric cancer? A meta-analysis. *Gastric Cancer*. 2012. 15 Suppl 1: S3-18.
- [4] Tang LL, Chen YP, Chen CB, et al. The Chinese Society of Clinical Oncology (CSCO) clinical guidelines for the diagnosis and treatment of nasopharyngeal carcinoma. *Cancer Commun (Lond)*. 2021. 41(11): 1195-1227.
- [5] 韩英, 何生, 姜增誉, 李健丁. 人工智能在乳腺影像领域的应用现状. *放射学实践*. 2019. 34(07): 813-816.
- [6] 许梨梨, 孙昊, 金征宇. 前列腺癌包膜外侵犯的MRI相关影像及临床预测方法研究进展. *放射学实践*. 2022. 37(01): 110-114.
- [7] 廖淑婷, 于向荣. 能谱CT和人工智能在甲状腺癌诊断中的应用. *实用医学杂志*. 2022. 38(02): 129-133.
- [8] Avanzo M, Stancanello J, El Naqa I. Beyond imaging: The promise of radiomics. *Phys Med*. 2017. 38: 122-139.
- [9] Lambin P, Rios-Velazquez E, Leijenaar R, et al. Radiomics: extracting more information from medical images using advanced feature analysis. *Eur J Cancer*. 2012. 48(4): 441-6.
- [10] Hamilton PW, Bankhead P, Wang Y, et al. Digital pathology and image analysis in tissue biomarker research. *Methods*. 2014. 70(1): 59-73.
- [11] Gillies RJ, Kinahan PE, Hricak H. Radiomics: Images Are More than Pictures, They Are Data. *Radiology*. 2016. 278(2): 563-77.
- [12] Larue RT, Defraene G, De Ruysscher D, Lambin P, van Elmpt W. Quantitative radiomics studies for tissue characterization: a review of technology and methodological procedures. *Br J Radiol*. 2017. 90(1070): 20160665.
- [13] Bourcier C, Colinge J, Aillès N, et al. [Radiomics: Definition and clinical development]. *Cancer Radiother*. 2015. 19(6-7): 532-7.
- [14] Wani AH, Parry AH, Feroz I, Choh NA. Preoperative Staging of Gastric Cancer Using Computed Tomography and Its Correlation with Histopathology with Emphasis on Multi-planar Reformations and Virtual Gastroscopy. *J Gastrointest Cancer*. 2021. 52(2): 606-615.
- [15] Feng C, Cheng J, Zeng X, et al. Development and evaluation of a ceMDCT-based preoperative risk stratification model to predict disease-free survival after radical surgery in patients with gastric cancer. *Abdom Radiol (NY)*. 2021. 46(9): 4079-4089.
- [16] 唐磊. 从UICC/AJCC第8版TNM分期看胃癌影像学T分期的发展方向. *中华胃肠外科杂志*. 2017. 20(07): 735-739.
- [17] Wang Y, Liu W, Yu Y, et al. Prediction of the Depth of Tumor Invasion in Gastric Cancer: Potential Role of CT Radiomics. *Acad Radiol*. 2020. 27(8): 1077-1084.
- [18] Sun RJ, Fang MJ, Tang L, et al. CT-based deep learning radiomics analysis for evaluation of serosa invasion in advanced gastric cancer. *Eur J Radiol*. 2020. 132: 109277.
- [19] Tao J, Liu D, Hu FB, et al. Development and Validation of a Computed Tomography-Based Model for Noninvasive Prediction of the T Stage in Gastric Cancer: Multicenter Retrospective Study. *J Med Internet Res*. 2024. 26: e56851.
- [20] Moutik O, Sekkat H, Tigani S, et al. Convolutional Neural Networks or Vision Transformers: Who Will Win the Race for Action Recognitions in Visual Data. *Sensors (Basel)*. 2023. 23(2): 734.

作者简介:

徐李杭(1997—),男,满族,硕士研究生,主要研究方向:腹部影像诊断。

通讯作者:曹振东(1972—),男,汉族,主任医师、教授,主要研究方向:腹部影像诊断。