

影像组学预测胃癌预后的研究进展

秦莉淋^{1,2}, 易贺庆², 李林法²

(1. 浙江中医药大学第二临床医学院, 浙江 杭州 310053; 2. 浙江省肿瘤医院, 中国科学院杭州医学研究所, 浙江 杭州 310022)

摘要: 影像组学是一种新兴分析方法, 可从医学图像中提取高维影像特征展开定量分析, 量化肿瘤异质性, 更科学、更准确地评估肿瘤的生物学行为。胃癌是常见消化道恶性肿瘤之一, 精准治疗是降低肿瘤死亡率的有效手段。利用影像组学可以预测胃癌患者 TNM 分期、治疗相关生物标志物表达状态、生存期等预后相关因素, 从而指导临床治疗决策, 实现个体化精准治疗。全文就影像组学在预测胃癌预后中的研究应用及进展作一综述。

关键词: 胃肿瘤; 影像组学; 预后

中图分类号: R735.2 **文献标识码:** A **文章编号:** 1671-170X(2023)10-0834-06

doi: 10.11735/j.issn.1671-170X.2023.10.B005

Research Progress of Radiomics in Predicting the Prognosis of Gastric Cancer

QIN Lilin^{1,2}, YI Heqing², LI Linfa²

(1. Second Clinical Medical College of Zhejiang Chinese Medical University, Hangzhou 310053, China; 2. Zhejiang Cancer Hospital, Hangzhou Institute of Medicine (HIM), Chinese Academy of Sciences, Hangzhou 310022, China)

Abstract: Radiomics is a new analytical method, which extracts high-dimensional features from medical images for quantitative analysis, to quantify tumor heterogeneity and evaluate the biological behavior of tumors more accurately. Gastric adenocarcinoma is one of the common malignant tumors of digestive tract, and precise treatment can effectively reduce tumor mortality. Radiomics can be used to predict prognostic factors such as TNM stage, expression of treatment-related biomarkers and survival time in patients with gastric cancer, so as to guide clinical decision making and achieve individualized precise treatment. This paper reviews the latest research progress of radiomics in predicting the prognosis of gastric adenocarcinoma.

Subject words: gastric cancer; radiomics; prognosis

胃癌是常见的消化道恶性肿瘤之一, 在我国所有恶性肿瘤中死亡率居第 3 位, 早诊早治是控制肿瘤发展的强有力手段^[1]。随着医疗技术的快速发展, 肿瘤的诊疗模式已迈入精准医疗阶段, 传统的影像检查分析技术不能完全适应个体化、精准医疗的发展。影像组学(radiomics)是近年发展起来的新型分析方法, 它能够将常规医学影像图像转化为高维、可发掘的特征空间, 从 CT、MRI、PET/CT 的医学图像中提取出与患者预后直接或间接相关的组学特征, 进而指导临床决策。本文就影像组学在预测胃癌患者预后以及疗效中的研究进展及其临床价值展开综述。

基金项目: 浙江省医药卫生重大科技计划项目(WKJ-ZJ-1814)

通信作者: 李林法, E-mail: pet-ct001@163.com

收稿日期: 2023-03-27

1 影像组学流程概述

影像组学这一概念于 2012 年由荷兰学者 Lambin 等^[2]首次提出, 影像组学主要是利用大量自动化算法将常规医学影像转化为高维、可发掘的特征空间, 进行统计学分析或者使用机器学习进行分析。影像组学数据包含一阶、二阶和高阶统计数据, 将这些数据与患者其他生物学数据相结合, 使用复杂的生物信息学工具进行挖掘分析, 开发出提高诊断、预测分期及病理分型、预后准确性的模型。影像组学研究基本流程包括: 图像获取及重建、图像分割、影像特征提取、建立模型及模型评价^[3-4]。

2 影像组学对胃癌预后相关因素的预测

胃癌的治疗主要是以手术为主的综合治疗,准确的 TNM 分期诊断对患者治疗方案的选择以及预后都至关重要。影像组学技术将医学影像转换为定量数据展开深度分析,可以识别肉眼难以观测到的肿瘤微观特征,在诊断、预测患者 TNM 分期方面有着独特的优势。

2.1 预测淋巴结转移

淋巴结转移的评估是肿瘤分期和选择手术方案的重要依据,特别是在以 TNM 分期为治疗导向的胃癌患者中,淋巴结是否发生转移与患者的预后息息相关。患者是否发生淋巴结转移是手术方式选择的决定性因素之一,淋巴结转移也是术后复发的主要危险因素。因此,在术前准确预测淋巴结转移情况显得格外重要。

影像组学相比常规的检查方法能够提供更多的信息以帮助临床医生在术前预测淋巴结转移情况,可以为患者个体化诊疗提供有效的参考,改善患者预后。Kim 等^[5]认为通过早期胃癌患者影像组学预测淋巴结转移可以避免不必要的胃切除术,改善患者生活质量。Gao 等^[6]在早期胃癌患者 CT 影像中共提取出 6 个特征,将影像组学特征与 CT 下淋巴结形态相结合,建立预测早期患者淋巴结转移的模型,训练组和测试组的 ROC 曲线下面积 (area under curve, AUC) 值分别为 0.91、0.89,显示出了优于传统增强 CT 的诊断性能。对于进展期胃癌而言,治疗方式的选择更加离不开淋巴结转移情况的评估。Dong 等^[7]开展了一项多中心研究,构建深度学习影像组学列线图 (deep learning radiomic nomogram, DLRN) 用于术前评估淋巴结转移个数,并且对该模型进行了全面测试,结果显示在所有队列中,DLRN 对淋巴结转移个数均有良好的判别能力。Wang 等^[8]通过随机森林算法构建模型以预测淋巴结转移,所建立的列线图由影像组学评分和 CT 报告的淋巴结状态组成,训练组和测试组的 AUC 分别为 0.886、0.881,均显示出良好的辨别力。Li 等^[9]也发现基于双能 CT 的深度学习影像组学对胃癌淋巴结转移风险的预测能力优于单能量 CT 以及常规的临床模型。上述研究提示,无论是在早期胃癌还是进展期胃癌中,影像组学术前预测淋巴结转移都有着较高的诊断效能。

胃的淋巴引流包括多个淋巴结站,而胃癌淋巴结转移通常涉及跳跃式转移,这两种情况都使淋巴结转移状态的术前诊断更加复杂。对于转移性淋巴结的切除程度目前仍有争议,术前准确预测各个站点的淋巴结情况对于患者预后极为重要。Jin 等^[10]开发了一个深度卷积神经网络系统,以预测 11 个区域淋巴结站的淋巴结转移情况。结果显示该深度学习模型在 11 个节点站的 AUC 值为 0.876,灵敏度为 0.743,特异度为 0.936。Sun 等^[11]将 CT 组学特征与临床特征相结合,构建了涉及 12 个淋巴结站的列线图预测模型,结果显示最佳 AUC 达到 0.871。

¹⁸F-FDG PET/CT 在胃腺癌淋巴结转移诊断中发挥着不可替代的作用,但是当部分病变没有明显的 ¹⁸F-FDG 摄取时,¹⁸F-FDG PET/CT 对于转移淋巴结的检测灵敏度不到 50%^[12]。已有研究表明在 ¹⁸F-FDG PET/CT 的基础上结合影像组学可以提高胃部淋巴结转移检测的准确性及灵敏度。Xue 等^[13]进行的一项双中心回顾性研究,探讨了基于术前 ¹⁸F-FDG PET/CT 的影像组学列线图在预测胃癌淋巴结转移中的价值,最终决策曲线分析表明相比于传统的 ¹⁸F-FDG PET/CT 参数,Rad-score 能够更准确的预测淋巴结转移情况,而 ¹⁸F-FDG PET/CT 影像组学列线图在大多数合理阈值概率范围内具有比 Rad-score 更高的净效益。有研究者也进行了类似的研究,研究建立在更大的样本量基础上,将 SUV 值和实验室参数组合,在训练队列中成功开发了用于胃癌淋巴结转移风险预测的列线图,并在内部验证队列中得到了验证^[14]。淋巴血管浸润是指肿瘤细胞侵入肿瘤附近的淋巴管和/或血管,是局部区域肿瘤扩散的重要途径之一,并且是胃癌中淋巴结转移和生物侵袭性的预测因子,多项研究也证明影像组学在预测患者是否发生淋巴管浸润中表现良好^[15-17]。在预测胃癌患者淋巴结转移方面,CT、PET/CT 结合影像组学都表现出比常规影像技术更优良的临床效能,提示影像组学技术在未来也许能够作为淋巴结转移的无创预测工具。

2.2 预测腹膜转移

除淋巴结之外,胃癌常见的转移部位还有腹膜。腹膜转移会明显缩短患者的生存期,存在腹膜转移的患者往往难以通过手术根治,而常规的影像学检查难以发现隐匿性腹膜转移,容易导致临床治疗决

策失误而影响患者预后,早期诊断以及术前预测腹膜转移具有重要的临床意义。Liu 等^[18]在门静脉期 CT 影像的基础上,建立多变量回归模型以预测腹膜转移,发现 6 个组学特征与腹膜转移相关。Masci 等^[19]研究了 CT 纹理特征在预测胃癌腹膜转移中的价值,发现共 22 个纹理参数与腹膜转移密切相关,其中体积以及 GLRLM_LRHGE 具有最佳 AUC。Jiang 等^[20]训练了一个深度卷积神经网络-腹膜转移网络(PMetNet)来预测隐匿性腹膜转移,结果显示在两个验证队列中的 AUC 达到 0.946、0.920,灵敏度分别为 75.4%、87.5%,特异度分别为 92.9%、98.2%,均显示了较高的预测效能。¹⁸F-FDG PET/CT 作为功能成像技术,在腹膜转移预测上也表现出一定的潜力。Xue 等^[21]基于术前 ¹⁸F-FDG PET/CT 筛选出 12 个组学特征来构建模型,结果显示结合影像组学评分(rad-score)、SUVmax 以及肿瘤标志物 CA125 的综合模型为胃癌患者术前腹膜转移的新的预测工具。

2.3 预测治疗相关生物标志物表达

随着胃癌免疫治疗和靶向治疗时代的到来,相关生物标志物也受到广泛关注,其中人表皮生长因子受体 2(human epidermal growth factor receptor 2, HER2)和 PD-L1 的表达状态与胃癌患者治疗方案的选择、预后等有着重要联系。目前 HER2、PD-L1 的检测仍依赖于免疫组化,然而肿瘤内部的异质性、标本质量等都会影响免疫组化的结果,而且免疫组化不能实时评估相关生物标志物的表达状态。近年来有研究表明影像组学在分子诊断方面也有着独特的优势,能够通过影像学检查无创、动态检测 HER2 表达状态^[22-24]。不仅在无创检测基因表达状态方面,影像组学在预测基因表达方面也表现出一定的潜能。Wang 等^[25]开发出影像组学特征结合 T 分期的列线图以预测食管胃交界处腺癌的 HER2 表达状态,在训练组中的 AUC 高达 0.946,验证组的 AUC 为 0.903。Li 等^[26]发现结合影像组学特征以及患者血清学结果也能够较为准确的预测 HER2 表达,他们所建立的模型 AUC 为 0.799。

目前胃癌的免疫治疗主要是 PD-1/PD-L1 免疫检查点抑制剂的治疗,获批的药物有:纳武利尤单抗、信迪利单抗、替雷利珠单抗等,主要是通过阻断 PD-1/PD-L1 通路,促进 T 细胞对肿瘤细胞的杀伤功能,恢复机体的抗肿瘤免疫。影像组学技术能够帮助

临床医生筛选出能从免疫治疗中最大获益的患者,监测治疗过程,预测生存率。Gu 等^[27]探讨了能否利用影像组学数据预测 PD-L1 的表达,研究者们回顾性分析了 169 例患者的增强 CT 图像,筛选出 4 个特征以构建模型。结果显示 AUC 为 0.786,灵敏度为 0.681,特异度为 0.826。这是一项新的尝试,代表着影像组学在胃癌分子诊断的探索中又迈出了新的一步。以上研究都显示了影像组学模型作为治疗前预测相关生物标志物表达状态的潜力,从而能够及时规划对潜在无反应患者的有效治疗,改善患者预后。

3 影像组学对不同治疗方式疗效的评估

胃癌的治疗是以手术为主的综合治疗,除了手术以外还包括新辅助化疗、生物治疗,生物治疗包括免疫治疗、基因治疗、靶向治疗等。准确评估患者状态,选择最佳的治疗方案,并根据患者治疗后反应及时做出调整是实现胃癌患者个体化精准治疗的重要途径。影像学对肿瘤疗效的预测与早期评价是临床决策以及调整治疗方案的重要依据,影像组学分析可以反映肿瘤内部成分及微环境,在该方面具有较传统影像学检查技术更好的应用潜力。

3.1 预测手术治疗预后

手术治疗是早期胃癌患者的首选方案,术后患者的生存期、复发风险、是否需要结合其他治疗等都是患者以及临床医生最关心的问题。除了术前的 TNM 分期,多项研究表明影像组学分析技术可以作为一种新型的影像学工具以预测术后患者的生存情况。Jiang 等^[28]提出了一种新的深度神经网络(S-net)用于预测胃癌患者手术切除后的无病生存期(disease-free survival, DFS)和总生存期(overall survival, OS),研究者们所开发的深度学习评分(DeLIS)在预测胃癌术后 DFS 的 AUC 在 0.731~0.789 之间,预测 OS 的 AUC 在 0.705~0.788 之间。将 DeLIS 与肿瘤分化、浸润深度、淋巴结转移和远处转移情况结合起来,模型的预测能力得到显著提升。该团队在另一项研究中所建立的深度学习模型不仅能够预测胃癌患者术后的 DFS,在腹膜复发预测中也显示了良好的结果^[29]。Li 等^[30]通过支持向量机构建的人工智能模型能够将术后患者分为低、中、高危组,该模型在预测胃癌切除术后 5 年总生存率以及无病生存率的表

现优于 TNM 分期,并且还能识别出哪些患者能够从化疗中受益。Hao 等^[31]提出了 SurvivalCNN,这是一种使用 CT 成像数据和非成像临床数据预测患者生存情况的深度学习结构,实验结果表明,SurvivalCNN 在预测 OS 和 PFS 方面的平均一致性指数分别达到了 0.849 和 0.783。在未来也许深度学习能够作为潜在的临床工具,以改善胃癌患者的生存估计和预后分析。

通过影像组学预测胃癌患者术后生存情况的研究不仅限于 CT 影像,Jiang 等^[32]还发现 ¹⁸F-FDG PET/CT 影像组学特征也是胃癌 OS 和 DFS 的有力预测指标,并且可以通过组学特征预测哪些患者可以从化疗中获益。Ahn 等^[33]也提出 ¹⁸F-FDG PET/CT 上的纹理特征与胃癌组织病理学分类、Lauren 分类、胃癌 pN 期、CD8 T 淋巴细胞、巨噬细胞浸润和肿瘤组织中基质金属蛋白酶-11 的表达有关,纹理特征能够反映癌细胞的组织病理学特征和免疫微环境,可用于预测患者术后无复发生存期。

3.2 预测新辅助化疗预后

提高胃癌的根治性切除率、改善预后一直是临床进展期胃癌治疗的难题,胃癌的新辅助化疗是指患者在术前进行化疗,主要目的是缩小肿瘤,消灭术前微小转移灶,从而提高手术切除率,降低术后复发风险,延长患者生存期。目前临床已将新辅助化疗联合手术作为局部晚期胃癌的常规治疗选择之一,然而并非所有患者都能从新辅助化疗中获益,因此及时地检测以及预测治疗后反应可以为临床决策提供重要信息。

Cui 等^[34]利用深度学习技术建立的模型预测新辅助化疗后患者 DFS,在不同队列中的 AUC 分别为 0.829、0.804 和 0.827。Wang 等^[35]在 7 477 个组学特征中筛选出 20 个特征构建影像组学模型预测疗效,在训练队列中 AUC 为 0.736,在外部验证队列中的 AUC 为 0.679。Zhang 等^[36]开发深度学习模型来预测局部晚期胃癌患者的新辅助化疗后耐药性,并通过梯度加权类激活图(Grad-CAM)以进行可视化,最后结合深度学习特征和临床特征构建综合模型,结果表明综合模型预测治疗后耐药性的表现明显优于临床模型。Li 等^[37]建立的基于多参数 MRI 的影像组学列线图,用于早期预测局部晚期胃癌新辅助化疗的治疗反应也取得了较高的临床价值,在预测病理

反应方面,列线图的 AUC 值达 0.844 和 0.820,预测 PFS 和 OS 的风险比分别为 2.597 和 2.570。与传统成像方式的肉眼鉴别不同,影像组学分析可以自动过滤图像中的综合数据并深入研究肿瘤异质性,能够提高对患者生存期预测的准确性,使得患者在治疗过程中最大获益。

4 总结与展望

影像组学在预测胃癌预后和疗效评价方面展现出较大的潜力,在未来,影像组学将与基因组学、蛋白组学及其他各类组学整合,为个体化医疗的实现提供更可靠的信息。但是影像组学预测胃癌预后目前临床上还存在以下问题:①患者检查前准备水平参差不齐,胃部充盈情况是否会影像图像的分析还有待研究;②鉴于胃癌病变形态的多样性,缺乏统一的病灶勾画标准等问题仍待解决;③影像组学以及深度学习的不可解释性是临床推广的难题之一。相信随着影像组学以及人工智能的不断发展,影像组学有望成为胃癌个体化治疗发展中不可或缺的重要工具,进而进一步提高胃癌诊疗水平,使患者获益。

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[J]. CA Cancer J Clin, 2021, 71(3):209-249.
- [2] 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.
- [3] Hatt M, Le Rest CC, Tixier F, et al. Radiomics: data are also images[J]. J Nucl Med, 2019, 60(Supplement 2):38S-44S.
- [4] Scapicchio C, Gabelloni M, Barucci A, et al. A deep look into radiomics[J]. Radiol Med, 2021, 126(10):1296-1311.
- [5] Kim SM, Min BH, Ahn JH, et al. Nomogram to predict lymph node metastasis in patients with early gastric cancer: a useful clinical tool to reduce gastrectomy after endoscopic resection[J]. Endoscopy, 2020, 52(6):435-443.
- [6] Gao X, Ma T, Cui J, et al. A CT-based radiomics model for prediction of lymph node metastasis in early stage gastric cancer [J]. Acad Radiol, 2021, 28(6):e155-e164.

- [7] Dong D, Fang MJ, 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]. *Ann Oncol*, 2020, 31(7):912–920.
- [8] Wang Y, Liu W, Yu Y, et al. CT radiomics nomogram for the preoperative prediction of lymph node metastasis in gastric cancer [J]. *Eur Radiol*, 2020, 30(2):976–986.
- [9] Li J, Dong D, Fang M, et al. Dual-energy CT-based deep learning radiomics can improve lymph node metastasis risk prediction for gastric cancer [J]. *Eur Radiol*, 2020, 30(4):2324–2333.
- [10] Jin C, Jiang Y, Yu H, et al. Deep learning analysis of the primary tumour and the prediction of lymph node metastases in gastric cancer [J]. *Br J Surg*, 2021, 108(5):542–549.
- [11] Sun Z, Jiang Y, Chen C, et al. Radiomics signature based on computed tomography images for the preoperative prediction of lymph node metastasis at individual stations in gastric cancer: a multicenter study [J]. *Radiother Oncol*, 2021, 165:179–190.
- [12] Bosch KD, Chicklore S, Cook GJ, et al. Staging FDG PET-CT changes management in patients with gastric adenocarcinoma who are eligible for radical treatment [J]. *Eur J Nucl Med Mol Imaging*, 2020, 47(4):759–767.
- [13] Xue XQ, Yu WJ, Shi X, et al. ¹⁸F-FDG PET/CT-based radiomics nomogram for the preoperative prediction of lymph node metastasis in gastric cancer [J]. *Front Oncol*, 2022, 12: 911168.
- [14] Song BI. Nomogram using F-18 fluorodeoxyglucose positron emission tomography/computed tomography for preoperative prediction of lymph node metastasis in gastric cancer [J]. *World J Gastrointest Oncol*, 2020, 12(4):447–456.
- [15] Li J, Wang Y, Wang R, et al. Spectral CT for preoperative prediction of lymphovascular invasion in resectable gastric cancer: with external prospective validation [J]. *Front Oncol*, 2022, 12: 942425.
- [16] Chen X, Yang Z, Yang J, et al. Radiomics analysis of contrast-enhanced CT predicts lymphovascular invasion and disease outcome in gastric cancer: a preliminary study [J]. *Cancer Imaging*, 2020, 20(1):24.
- [17] Ren T, Zhang W, Li S, et al. Combination of clinical and spectral-CT parameters for predicting lymphovascular and perineural invasion in gastric cancer [J]. *Diagn Interv Imaging*, 2022, 103(12):584–593.
- [18] Liu S, He J, Liu S, et al. Radiomics analysis using contrast-enhanced CT for preoperative prediction of occult peritoneal metastasis in advanced gastric cancer [J]. *Eur Radiol*, 2020, 30(1):239–246.
- [19] Masci GM, Ciccirelli F, Mattei FI, et al. Role of CT texture analysis for predicting peritoneal metastases in patients with gastric cancer [J]. *Radiol Med*, 2022, 127(3):251–258.
- [20] Jiang Y, Liang X, Wang W, et al. Noninvasive prediction of occult peritoneal metastasis in gastric cancer using deep learning [J]. *JAMA Netw Open*, 2021, 4(1):e2032269.
- [21] Xue B, Jiang J, Chen L, et al. Development and Validation of a radiomics model based on ¹⁸F-FDG PET of primary gastric cancer for predicting peritoneal metastasis [J]. *Front Oncol*, 2021, 11: 740111.
- [22] Zhao H, Liang P, Yong L, et al. Development and external validation of a radiomics model for assessment of HER2 positivity in men and women presenting with gastric cancer [J]. *Insights Imaging*, 2023, 14(1):20.
- [23] Zhao H, Li W, Huang W, et al. Dual-energy CT-based nomogram for decoding HER2 status in patients with gastric cancer [J]. *AJR Am J Roentgenol*, 2021, 216(6):1539–1548.
- [24] Guan X, Lu N, Zhang J. Evaluation of epidermal growth factor receptor 2 status in gastric cancer by CT-based deep learning radiomics nomogram [J]. *Front Oncol*, 2022, 12.
- [25] Wang S, Chen Y, Zhang H, et al. The value of predicting human epidermal growth factor receptor 2 status in adenocarcinoma of the esophagogastric junction on CT-based radiomics nomogram [J]. *Front Oncol*, 2021, 11.
- [26] Li Y, Cheng Z, Gevaert O, et al. A CT-based radiomics nomogram for prediction of human epidermal growth factor receptor 2 status in patients with gastric cancer [J]. *Chin J Cancer Res*, 2020, 32(1):62–71.
- [27] Gu X, Yu X, Shi G, et al. Can PD-L1 expression be predicted by contrast-enhanced CT in patients with gastric adenocarcinoma? A preliminary retrospective study [J]. *Abdom Radiol (NY)*, 2023, 48(1):220–228.
- [28] Jiang Y, Jin C, Yu H, et al. Development and validation of a deep learning CT signature to predict survival and chemotherapy benefit in gastric cancer: a multicenter, retrospective study [J]. *Ann Surg*, 2021, 274(6):e1153–e1161.
- [29] Jiang Y, Zhang Z, Yuan Q, et al. Predicting peritoneal recurrence and disease-free survival from CT images in gastric cancer with multitask deep learning: a retrospective study [J]. *Lancet Digit Health*, 2022, 4(5):e340–e350.
- [30] Li X, Zhai Z, Ding W, et al. An artificial intelligence model to predict survival and chemotherapy benefits for gastric cancer patients after gastrectomy development and validation in international multicenter cohorts [J]. *Int J*

- Surg,2022,105: 106889.
- [31] Hao D,Li Q,Feng QX,et al. SurvivalCNN: a deep learning-based method for gastric cancer survival prediction using radiological imaging data and clinicopathological variables [J]. Artif Intell Med,2022,134: 102424.
- [32] Jiang Y,Yuan Q,Lv W,et al. Radiomic signature of ¹⁸F fluorodeoxyglucose PET/CT for prediction of gastric cancer survival and chemotherapeutic benefits [J]. Theranostics,2018,8(21):5915–5928.
- [33] Ahn H,Song GJ,Jang SH,et al. Relationship of FDG PET/CT textural features with the tumor microenvironment and recurrence risks in patients with advanced gastric cancers[J]. Cancers,2022,14(16):3936.
- [34] Cui Y,Zhang J,Li Z,et al. A CT-based deep learning radiomics nomogram for predicting the response to neoadjuvant chemotherapy in patients with locally advanced gastric cancer: a multicenter cohort study [J]. EclinicalMedicine,2022,46: 101348.
- [35] Wang W,Peng Y,Feng X,et al. Development and validation of a computed tomography-based radiomics signature to predict response to neoadjuvant chemotherapy for locally advanced gastric cancer [J]. JAMA Netw Open, 2021,4(8):e2121143.
- [36] Zhang J,Cui Y,Wei K,et al. Deep learning predicts resistance to neoadjuvant chemotherapy for locally advanced gastric cancer: a multicenter study [J]. Gastric Cancer, 2022,25(6):1050–1059.
- [37] Li J,Yin H,Wang Y,et al. Multiparametric MRI-based radiomics nomogram for early prediction of pathological response to neoadjuvant chemotherapy in locally advanced gastric cancer[J]. Eur Radiol,2023,33(4):2746–2756.

《肿瘤学杂志》作者/通信作者校对文稿须知

作者/通信作者自校拟发排校样稿,是期刊出版工作中不可缺少的重要环节,也是确保期刊质量的重要手段。特此重申,请作者/通信作者务必按以下要求进行校对:

(1)首先全面校对全文,对编辑提出的校样稿中需特别注意校对及需补充的内容,必须予以改正或解释。

(2)所有需修改和补充的内容,均请用红笔将正确的字符书写清楚(避免使用不规范的汉字);必须改动的字符,直接在校样稿的空白处写出,所增删字数最好相符。

(3)文题、作者、单位名称、邮政编码、通信作者等信息,务必确认无误。

(4)对正文文字(包括外文字母及大小写)、标点符号、数据、图表、计量单位、参考文献等应认真细致逐一校对;请用规范的通用药品名称(不用商品名)和医学名词,认真核查并使用标准计量单位及药物剂量。

(5)参考文献缺项的部分,应按本刊规定的著录格式进行补充。请作者务必认真核实所引用文献是否正确,并核查正文中角码是否与文后所列参考文献序号对应。

(6)校对完毕请作者/通信作者签名,并在规定的日期内将校样稿寄回编辑部。如有要求补充的资料,也需一并寄回。

(7)由于出版周期的限制,如作者/通信作者不能在规定时间内校对寄回,请及时联系本刊编辑部说明原因,否则可能造成该文稿延期出版,或者取消刊发。