



影像组学在胃癌患者预后预测中的应用进展

冯 涵, 谢明国

Application Advancements of Radiomics in Predicting the Prognosis of Patients with Gastric Cancer

FENG Han and XIE Mingguo

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.15953/j.ctta.2024.040>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in



关注微信公众号, 获得更多资讯信息

冯涵, 谢明国. 影像组学在胃癌患者预后预测中的应用进展[J]. CT 理论与应用研究 (中英文), xxxx, x(x): 1-7. DOI:10.15953/j.ctta.2024.040.

FENG H, XIE M G. Application Advancements of Radiomics in Predicting the Prognosis of Patients with Gastric Cancer[J]. CT Theory and Applications, xxxx, x(x): 1-7. DOI:10.15953/j.ctta.2024.040. (in Chinese).

影像组学在胃癌患者预后预测中的应用进展

冯涵¹, 谢明国²

- 成都中医药大学医学与生命科学学院, 成都 611137
- 成都中医药大学附属医院放射科, 成都 610032

摘要: 胃癌是发病率和死亡率较高的肿瘤之一, 术前进行精准的预测对预后至关重要。影像组学是一种新型的、有效的医学图像解码技术, 可以从影像图像中提取难以定量描述的高维特征, 并提供肿瘤异质性的评估以及肿瘤微环境的功能信息, 在预测胃癌患者的预后中有较高的价值。本文就影像组学在胃癌患者的预后预测中的应用进展进行综述。

关键词: 胃癌; 影像组学; 预后预测

DOI:10.15953/j.ctta.2024.040 中图分类号: 文献标识码: A

胃癌是最常见的癌症之一, 也是全球癌症相关死亡的主要原因之一, 仅在 2020 年就报告了约 769000 例死亡^[1]。准确的诊断和评估胃癌是制定治疗方案的基础和提高生存期的关键, 而获取胃癌的精准信息通常是由有创的内镜活检获得^[2], 可能由于经验有限、客观标准及观察者差异而产生误差^[3]。胃癌患者的主要治疗方法是手术切除, 辅以围手术期化疗、放疗等综合治疗^[4], 然而根治性切除后的肿瘤复发率仍高达 40%^[5], 因此, 尽可能多地识别预后的预测因素有助于制定个性化治疗策略。

与传统的人工检查方法相比, 影像组学可以通过使用自动数据表征算法将图像数据从感兴趣区域转换为高通量定量特征, 提供了处理图像并将其转化为定量数据的新方法, 从而能识别人眼看不到的肿瘤的微观特征^[6]。本文中系统地回顾并总结了影像组学在胃癌患者预后预测的作用, 重点从淋巴结状态、腹膜转移、神经及淋巴血管浸润、人类表皮生长因子受体 2 (human epidermal growth factor receptor 2, HER2) 表达以及术后生存期方面进行综述, 强调了基于人工智能的胃癌患者预后预测研究中面临的挑战和机遇, 供未来研究参考。

1 影像组学在预测淋巴结状态中的应用

胃癌最佳治疗策略的选择主要基于肿瘤-淋巴结-转移 (tumor lymph node metastasis, TNM) 分期系统。通过对肿瘤浸润深度 (T)、淋巴结累及 (N) 和远处转移 (M) 的程度的评估来制定胃癌患者的治疗方式。淋巴结转移状态不仅对于选择胃癌的最佳治疗方案尤为重要, 也是影响胃癌患者生存和术后肿瘤复发的重要预后因素^[7-8]。

Wang 等^[9]纳入 247 例进展期患者并收集了术前动脉期 CT 图像进行病灶分割并提取特征, 采用随机森林算法构建了影像组学模型, 结合影像组学评分和临床预测因子评估模型效果, 结果显示影像组学模型在训练集和验证集曲线下面积 (area under the curve, AUC) 值分别为 0.844 [95% 置信区间 (confidence interval, CI), 0.759~0.909]、0.837 (95% CI, 0.705~0.926), 准确率为 80% (灵敏度为 90%; 特异性为 71%) 和 84% (敏感性为 86%; 特异性为 77%)。Gao 等^[10]从早期胃癌

收稿日期: 2024-03-11。

基金项目: 胃癌区域淋巴结转移 128 层 MDCT 辐射剂量灌注成像及其临床应用研究 (YYZX2020016)。

患者的门静脉期CT图像中提取影像组学特征,利用最小绝对收缩和选择算子方法(least absolute shrinkage and selection operator, LASSO),通过多因素 Logistic 回归分析构建与 CT 淋巴结状态相结合的影像组学模型,在训练集和验证集 AUC 值分别为 0.91 (95% CI: 0.87~0.95) 和 0.89 (95% CI: 0.84~0.95)。

与前者不同的是, Zhang 等^[11]利用卷积神经网络提取深度学习特征,并选择了一个最佳模型与影像组学模型比较,结果验证集的 AUC 值为 0.796 (95% CI, 0.7150~0.865), 准确率为 75.2% (95% CI, 67.2%~81.5%), 而影像组学模型的准确率为 0.704 (0.625~0.783) 和 61.8% (54.5%~69.9%), 表明深度学习模型预测性能优于传统机器学习模型。

Chen 等^[12]纳入进展期胃癌患者的 3.0T 磁共振成像(magnetic resonance imaging, MRI)图像,采用 LASSO 算法和学习向量量化方法来选择影像组学特征,结合独立的临床预测因素建立影像组学模型,结果显示影像组学模型显示出良好的淋巴结状态判别性能(AUC 值为 0.857, 准确率为 0.851, 特异性为 0.846, 灵敏度为 0.853)。

上述研究结果表明,不论是早期胃癌抑或是进展期胃癌中,CT 影像组学在预测胃癌淋巴结转移方面表现出良好的性能,影像组学在胃癌淋巴结转移的精准预测中具有潜在优势,其中基于 MRI 的影像组学模型还取得了和基于 CT 建立的影像组学模型相似的性能。

2 影像组学在预测 HER2 状态中的应用

HER2 与晚期胃癌预后不良相关^[13]。已有研究证实,HER2 过表达是胃癌发生的重要驱动因素^[14]。曲妥珠单抗联合标准化疗可显著提高 her2 阳性晚期疾病的总生存率^[15]。HER2 阳性程度越高,治疗效果越好。因此,精准识别 HER2 的状态对胃癌的治疗至关重要^[16]。

Li 等^[17]收集了胃癌患者的图像,应用 LASSO 选择特征,结合影像组学特征和癌胚抗原(cea)水平的构建的预测模型,结果显示训练集的 auc 值为 0.799 (95% ci: 0.704~0.894), 验证集的 AUC 值为 0.771 (95%CI: 0.607~0.934), 这表明该预测模型对 HER2 状态预测具有良好的判别性能。

Guan 等^[18]提取了 357 例胃癌患者的动脉期图像,使用支持向量机和随机森林算法构建模型,结果显示影像组学-支持向量机模型具有良好的分类性能(AUC, 训练集: 0.8069; 验证集: 0.7869)。学者进一步使用卷积神经网络提取深度学习特征,结果显示该模型优于影像组学模型(AUC, 0.8955 vs 0.7869), 由此可见深度学习特征可以补充影像组学特征。

Liu 等^[19]回顾性纳入了 90 例胃癌患者的 18F-FDG PET/CT 图像,采用平衡装袋算法,用 7 个影像组学特征建立的联合模型预测 HER2 表达的准确率为 83.3% (灵敏度为 84.6%; 特异性为 80%; AUC 为 72.2%), 预后预测模型准确率为 77.8% (敏感性为 81.8%; 特异性为 71.4%; AUC 为 75.3%)。

3 影像组学在预测腹膜转移中的应用

胃癌的常见转移部位之一是腹膜^[20],尤其是发生于晚期胃癌的患者在发现腹膜转移时往往难以救治,然而早期腹膜转移在常规 CT 图像上难以诊断^[21]。因此,发现非侵入性早期检测和诊断隐匿性腹膜转移的工具对于胃癌患者预后具有临床意义,已有研究评估了基于 CT 的机器学习方法预测隐匿性腹膜转移的价值^[22]。

Dong 等^[23]进行了一项多中心性研究,发现采用诺莫图结合影像组学特征和 Lauren 分型在预测腹膜转移方面具有较大的应用潜力。在 Chen 等^[24]的研究中,通过对双能 CT 的门静脉期和延迟期的标准化碘摄取和 120kV 等效混合图像(模拟传统 CT 图像)进行特征提取并分析,研究发现标准化碘摄取衍生的影像组学特征为预测隐匿性腹膜转移提供了价值。

Huang 等^[25]首先开展了基于 CT 图像的深度卷积神经网络模型对术前诊断晚期胃癌患者隐匿性腹膜转移的应用价值,他们提出深度卷积神经网络模型显示出良好的准确性, AUC 值为 0.900 (95% CI: 0.851~0.953), 优于传统临床模型 (AUC = 0.670, 95%CI: 0.615~0.739; $p < 0.001$)。在一

项纳入 1978 例胃癌患者的多中心研究中, Jiang 等^[26]开发了一种具有长-短连接的深度卷积神经网络模型来预测隐匿性腹膜转移, 与传统的卷积神经网络相比, 他们的模型包含了一个长连接, 便于提取多水平肿瘤特征, 然后将这些特征集中进行预测, 模型的最佳 AUC 值为 0.946, 取得了较好的性能。

鉴于手动勾画感兴趣区域耗时且存在差异性, 而邻近的非肿瘤组织也可以提供丰富的肿瘤发生信息, Liu 等^[27]应用边界盒法(包括肿瘤和肿瘤周围区域), 建立了腹膜转移预测模型, 该影像组学模型的 AUC 值为 0.873(95% CI, 0.820~0.940), 显著优于感兴趣区域模型[AUC: 0.781(95% CI: 0.710~0.863); $p = 0.047$]。

4 影像组学在预测术后生存期中的应用

胃癌的预后预测主要依赖于传统的 TNM(肿瘤、淋巴结和转移)系统。手术切除对于大多数 I-III 期和部分 IV 期胃癌患者仍然是主要的治疗措施, 但由于胃癌具有高度异质性, 术后切除的胃癌患者 5 年生存率仍不足 33%。因此, 以下研究调查和分析了基于影像组学和深度学习的方法预测胃癌生存和复发风险的潜力及其附加价值。

Li 等^[28]发现影像组学结合临床病理危险因素可以有效预测胃癌根治患者的总生存率(overall survival, OS)。Jin 等^[29]提出了预测胃癌患者无病生存率(disease-free survival, DFS)和 OS 的影像组学模型, 与 TNM 分期相结合显著增强了预后能力。Shin 等^[30]在 420 例局部进展期胃癌患者中探讨了基于 CT 的影像组学特征与无复发生存率(recurrence-free survival, RFS)之间的关系, 影像组学特征和重要临床特征组成的联合模型比单独的影像组学模型及临床特征模型显示出更好的准确性。

Jiang 等^[31]利用一种名为“S-net”的新型深度神经网络集成了综合多尺度图像特征来预测进展期患者的 DFS 和 OS。与传统的卷积神经网络架构不同, S-net 模型可以有效地提取和整合全面的多尺度图像特征, 从而能够彻底了解复杂的肿瘤表型, 为个性化诊疗提出依据。Zhang 等^[32]进一步提出了一种多焦点融合特征金字塔网络, 将分离的低层次特征与融合的高层次特征统一起来。在该模型中, 学者设计了一种新的串级连接策略, 从自下而上的路径中提取单个和融合的底层特征, 该模型表现出比传统机器学习方法更好的预测性能。

Chen 等^[33]纳入胃癌患者的 MRI 图像, 用 T2WI、ADC 和动态对比增强 MR 成像的静脉期构建 Rad-score, 使用多因素回归分析建立 MRI 影像组学列线图, 在训练集和验证集中的 AUC 值分别为 0.844(95% CI, 0.749~0.914)、0.820(95% CI, 0.695~0.910), 结果显示基于 MRI 的影像组学列线图在预测胃癌患者生存期中有一定的效能。

5 影像组学在预测神经及淋巴血管浸润中的应用

淋巴管血管侵犯(lymphovascular invasion, LVI)指淋巴和/或血管的侵袭, 既是胃癌患者早期复发的独立危险因素^[34], 也是肿瘤远处转移的危险因素。神经周围浸润(perineural invasion, PNI)是癌症细胞局部扩散的重要途径之一, 术前难以识别。因此, 术前精准预测 PNI 及 LVI 状态对胃癌患者预后具有重要意义。

Yardımcı 等^[35]收集了门脉期 CT 图像的纹理特征得到了 LVI 和 PNI 的 5 个纹理特征, 使用 8 种机器学习算法进行模型预测, 其中预测 LVI 的平均 AUC 值和准确率范围分别为 0.777~0.894 和 76%~81.5%, 预测 PNI 的平均 AUC 值和准确率范围分别为 0.482~0.754 和 54%~68.2%, 结果显示随机森林和朴素贝叶斯算法分别对 LVI 和 PNI 的预测效果最好。

在另一项研究中, Chen 等^[36]从 160 例胃癌患者动脉期、静脉期和动静脉期结合的图像中提取和筛选了影像组学特征 180 个, 采用多因素 Logistic 回归构建了 3 种影像组学预测模型, 而将 T 期、N 期分别纳入预测模型后, 训练集和验证集的整体预测能力得到了提升, AUC 值分别为 0.856 和 0.792。

Jia 等^[37]纳入了胃癌患者的动脉期CT图像,最终选取了15个影像组学特征建立模型,进一步结合临床病理因素建立联合模型,训练集的AUC值为0.851(95% CI: 0.769~0.933),验证集的AUC值为0.842(95% CI: 0.713~0.970),验证集的AUC值为0.813(95% CI: 0.672~0.954)。

He 等^[38]将纳入患者分为LVI和PNI组,提取病人的静脉期CT图像影像特征,使用最小绝对收缩和LASSO回归方法选择特征,构建了临床模型、影像组学模型和联合模型3种预测模型。在LVI组中,联合模型的预测能力(AUC=0.871, 0.822)在训练组和验证组中均优于临床模型(AUC=0.792, 0.728)和影像组学模型(AUC=0.792, 0.728)。在PNI组中,无论是训练组还是验证组,联合模型(AUC=0.834, 0.828)的预测能力也优于临床模型(AUC=0.764, 0.632)和影像组学模型(AUC=0.764, 0.632)。联合模型在LVI和PNI预测方面显示出良好的校准和临床实用性。

6 局限性与未来展望

人工智能在胃癌预后预测中具有极大的潜力和优势,为个体化精准治疗提供重要价值。但目前还存在一些问题:①部分研究中的感兴趣区域无法代表整个肿瘤,尤其是当从2D或3D图像中提取的影像组学特征可能会受到影响,未来结果三维成像的模型可能会进一步提高效能。②目前关于图像采集、处理和机器学习方法并没有统一的标准,例如CT扫描时间、扫描仪CT参数、手动勾画感兴趣区域、特征提取方法等等都会对结果造成差异,即使采用最先进的深度学习方法,精准地对肿瘤进行分割仍然是一项具有挑战性的任务,为此有团队推动了图像生物标志物标准化倡议,并提供了标准化的放射组学功能来校准不同的软件^[39]来减少结果偏差,同时诊断准确性研究报告标准(standard for reporting of diagnostic accuracy studies, STARD)建议对研究进行结构化报告^[40],但统一标准的可行性仍有待考证。③机器学习的固有局限在于它的决策过程十分复杂,临床实践中对于模型做出的预测以及原理难以理解,故难以广泛应用^[41]。为了将人工智能模型转化为常规临床实践,以及为人工智能模型提供更透明、可解释的方式,目前有学者提出了解释性人工智能(explanatory artificial intelligence, XAI),未来在医学诊断中的应用还有待发展。④不同种族群体中胃癌患者的患病率存在差异,比如亚洲人群的胃癌发病率高于西方国家,而影像组学模型应当在不同种族群体中经过严格验证和更多的外部验证。⑤关于淋巴结转移的影像组学研究,目前仍以淋巴结阴性和淋巴结阳性的二分类为主,未来需要进一步完善影像组学在预测淋巴结转移的详细分期(N1-N3b)和解剖位置中的作用。⑥目前多数研究都是回顾性、单中心性,可能会导致模型的过度拟合,故未来可以开展大样本、多中心研究建立数据集确保模型的准确性。

人工智能工具对诊断准确性的提高和放射科医生工作量的减少显示出较大的优势。然而,人工智能的目标不是取代人类的能力,而是帮助临床医生在实践中做出决定。因此,放射科医生应该在人工智能应用中发挥主导作用,并探索在临床实践中整合这些互补技术的最佳方式。

参考文献

- [1] SUNG H, FERLAY J, SIEGEL R, et al. Global cancer statistics 2020: Globocan estimates of incidence and mortality worldwide for 36 cancers in 185 countries[J]. *Ca-A Cancer Journal for Clinicians*, 2021, 71: 209-249. DOI:10.3322/caac.21660.
- [2] VEITCH A M, UEDO N, YAO K S, et al. Optimizing early upper gastrointestinal cancer detection at endoscopy[J]. *Nature Reviews Gastroenterology & Hepatology*, 2015, 12: 660-667.
- [3] MENON S, TRUDGILL N. How commonly is upper gastrointestinal cancer missed at endoscopy? A meta-analysis[J]. *Endoscopy International Open*, 2014, 2(2): E46-E50. DOI:10.1055/s-0034-1365524.
- [4] LI H, FENG L Q, BIAN Y Y, et al. Comparison of endoscopic submucosal dissection with surgical gastrectomy for early gastric cancer: An updated meta-analysis[J]. *World Journal of Gastrointestinal Oncology*, 2019, 11: 161-171. DOI:10.4251/wjgo.v11.i2.161.
- [5] JÁCOME A A, COUTINHO A K, LIMA E M, et al. Personalized medicine in gastric cancer: Where are we and where are we going?[J]. *World Journal of Gastroenterology*, 2016, 22: 1160-1171. DOI:10.3748/wjg.v22.i3.1160.

- [6] AERTS HUGO J W L, VELAZQUEZ EMMANUEL RIOS, LEIJENAAR RALPH T H, et al. Decoding tumour phenotype by noninvasive imaging using a quantitative radiomics approach[J]. *Nature Communications*, 2014, 5: 4006. DOI:10.1038/ncomms5006.
- [7] ASSOCIATION J G C. Japanese gastric cancer treatment guidelines 2018 (5th edition)[J]. *Gastric Cancer*, 2020(S1): 1–21.
- [8] BENSON AL B, VENOOK ALAN P, AL-HAWARY MAHMOUD M, et al. Colon cancer, Version 2. 2021, NCCN clinical practice guidelines in oncology[J]. *Journal of the National Comprehensive Cancer Network*, 2021, 19: 329–359.
- [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. DOI:10.1007/s00330-019-06398-z.
- [10] GAO X J, MA T T, CUI J L, et al. A CT-based radiomics model for prediction of lymph node metastasis in early stage gastric cancer[J]. *Academic Radiology*, 2021, 28: e155–e164. 5.
- [11] ZHANG A Q, ZHAO H P, LI F, et al. Computed tomography-based deep-learning prediction of lymph node metastasis risk in locally advanced gastric cancer[J]. *Frontiers in Oncology*, 2022, 12: 969707. DOI:10.3389/fonc.2022.969707.
- [12] CHEN W J, WANG S W, 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. DOI:10.3389/fonc.2019.01265.
- [13] BOKU N. HER2-positive gastric cancer[J]. *Gastric Cancer*, 2014, 17(1): 1–12. DOI 10.1007/s10120-013-0252-z.
- [14] BANG Y J, VAN C E, FEYEREISLOVA A, et al. Trastuzumab in combination with chemotherapy versus chemotherapy alone for treatment of HER2-positive advanced gastric or gastro-oesophageal junction cancer (ToGA): A phase 3, open-label, randomised controlled trial[J]. *Lancet*, 2010, 376: 687–697. DOI:10.1016/S0140-6736(10)61121-X.
- [15] CHARALAMPAKIS N, ECONOMOPOULOU P, KOTSANTIS I, et al. Medical management of gastric cancer: A 2017 update[J]. *Cancer Medicine*, 2018, 7: 123–133. DOI:10.1002/cam4.1274.
- [16] CUREA F G, HEBBAR M, ILIE SILVIA M, et al. Current targeted therapies in HER2-positive gastric adenocarcinoma[J]. *Cancer Biotherapy and Radiopharmaceuticals*, 2017, 32: 351–363. DOI:10.1089/cbr.2017.2249.
- [17] LI Y X, CHENG Z X, 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]. *Chinese Journal of Cancer Research*, 2020, 32: 62–71. DOI:10.21147/j.issn.1000-9604.2020.01.08.
- [18] GUAN X, LU N, ZHANG J P. Evaluation of epidermal growth factor receptor 2 status in gastric cancer by CT-based deep learning radiomics nomogram[J]. *Frontiers in Oncology*, 2022, 12: 905203. DOI:10.3389/fonc.2022.905203.
- [19] LIU Q F, LI J R, XIN B W, et al. Preoperative F-FDG PET/CT radiomics analysis for predicting HER2 expression and prognosis in gastric cancer[J]. *Quantitative Imaging in Medicine and Surgery*, 2023, 13: 1537–1549. DOI:10.21037/qims-22-148.
- [20] COCCOLINI F, COTTE E, GLEHEN O, et al. Intraperitoneal chemotherapy in advanced gastric cancer. Meta-analysis of randomized trials[J]. *European Society of Surgical Oncology*, 2014, 40: 12–26. DOI:10.1016/j.ejso.2013.10.019.
- [21] KIM S J, KIM HYUNG-HO, KIM Y H, et al. Peritoneal metastasis: Detection with 16- or 64-detector row CT in patients undergoing surgery for gastric cancer[J]. *Radiology*, 2009, 253: 407–15. DOI:10.1148/radiol.2532082272.
- [22] MIRNIAHARIKANDEHEI S, HEIDARI M, DANALA G, et al. Applying a random projection algorithm to optimize machine learning model for predicting peritoneal metastasis in gastric cancer patients using CT images[J]. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2021, 200: 105937. DOI:10.1016/j.cmpb.2021.105937.
- [23] DONG D, TANG L, LI Z Y, et al. Development and validation of an individualized nomogram to identify occult peritoneal metastasis in patients with advanced gastric cancer[J]. *Annals of Oncology*, 2019, 30: 431–438. DOI:10.1093/annonc/mdz001.
- [24] CHEN Y, XI W Q, YAO W W, et al. Dual-energy computed tomography-based radiomics to predict peritoneal metastasis in gastric cancer[J]. *Frontiers in Oncology*, 2021, 11: 659981. DOI:10.3389/fonc.2021.659981.
- [25] HUANG Z X, LIU D, CHEN X Z, et al. Deep convolutional neural network based on computed tomography

- images for the preoperative diagnosis of occult peritoneal metastasis in advanced gastric cancer[J]. *Frontiers in Oncology*, 2020, 10: 601869. DOI:10.3389/fonc.2020.601869.
- [26] JIANG Y M, LIANG X K, WANG W, et al. Noninvasive prediction of occult peritoneal metastasis in gastric cancer using deep learning[J]. *Jama Network Open*, 2021, 4: e2032269. DOI:10.1001/jamanetworkopen.2020.32269.
- [27] LIU D, ZHANG W H, HU F B, et al. A Bounding box-based radiomics model for detecting occult peritoneal metastasis in advanced gastric cancer: A multicenter study[J]. *Frontiers in Oncology*, 2021, 11: 777760. DOI:10.3389/fonc.2021.777760.
- [28] LI W C, ZHANG L W, TIAN C, et al. Prognostic value of computed tomography radiomics features in patients with gastric cancer following curative resection[J]. *European Radiology*, 2019, 29: 3079-3089. DOI:10.1007/s00330-018-5861-9.
- [29] JIN Y, XU Y L, LI Y Y, et al. Integrative radiogenomics approach for risk assessment of postoperative and adjuvant chemotherapy benefits for gastric cancer patients[J]. *Frontiers in Oncology*, 2021, 11: 755271. DOI:10.3389/fonc.2021.755271.
- [30] SHIN J, LIM J S, HUH Y M, et al. A radiomics-based model for predicting prognosis of locally advanced gastric cancer in the preoperative setting[J]. *Scientific Reports*, 2021, 11: 1879. DOI:10.1038/s41598-021-81408-z.
- [31] JIANG Y M, 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]. *Annals of Surgery*, 2021, 274: e1153-e1161. DOI:10.1097/SLA.0000000000003778.
- [32] ZHANG L W, DONG D, ZHONG L Z, et al. Multi-focus network to decode imaging phenotype for overall survival prediction of gastric cancer patients[J]. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2021, 25: 3933-3942. DOI:10.1109/JBHI.2021.3087634.
- [33] CHEN W J, GAO C, HU C et al. Risk Stratification and Overall Survival Prediction in Advanced Gastric Cancer Patients Based on Whole-Volume MRI Radiomics. [J]. *Journal of Magnetic Resonance Imaging*, 2023, 58: 1161-1174. DOI:10.1002/jmri.28621.
- [34] ZHANG C D, NING F L, ZENG X T, et al. Lymphovascular invasion as a predictor for lymph node metastasis and a prognostic factor in gastric cancer patients under 70 years of age: A retrospective analysis[J]. *International Journal of Surgery*, 2018, 53: 214-220. DOI:10.1016/j.ijssu.2018.03.073.
- [35] YARDIMCI AYTÜL H, KOÇAK B, TURAN BEKTAŞ C, et al. Tubular gastric adenocarcinoma: machine learning-based CT texture analysis for predicting lymphovascular and perineural invasion[J]. *Diagnostic and Interventional Radiology*, 2020, 26: 515-522. DOI:10.5152/dir.2020.19507.
- [36] CHEN X F, YANG Z Q, YANG J D, 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: 24. DOI:10.1186/s40644-020-00302-5.
- [37] JIA H, LI R Z, LIU Y W, et al. Preoperative prediction of perineural invasion and prognosis in gastric cancer based on machine learning through a radiomics-clinicopathological nomogram[J]. *Cancers (Basel)*, 2024, 16: undefined.
- [38] 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.
- [39] BOSSUYT P K M, REITSMA J B, BRUNS D E, et al. STARD 2015: An updated list of essential items for reporting diagnostic accuracy studies[J]. *British Medical Journal*, 2015, 351: h5527.
- [40] ZHANG Y M, WENG Y, LUND JONATHAN. Applications of Explainable Artificial Intelligence in Diagnosis and Surgery[J]. *Diagnostics (Basel)*, 2022, 12: undefined.
- [41] PANTELIS L, VASILIS P, SOTIRIS K. Explainable AI: A review of machine learning interpretability methods[J]. *Entropy (Basel, Switzerland)*, 2020, 23(1):

Application Advancements of Radiomics in Predicting the Prognosis of Patients with Gastric Cancer

FENG Han¹, XIE Mingguo^{2✉}

1. Chengdu University of Traditional Chinese Medicine, Chengdu 610072, China

2. Department of radiology, Hospital of Chengdu University of traditional Chinese Medicine, Chengdu 610032, China

Abstract: Gastric cancer has high morbidity and mortality; thus, accurate prognostic predictions before surgery are very important. Radiomics is a new and effective medical image technology that extracts high-dimensional features that are difficult to describe quantitatively from images and provides an evaluation of tumor heterogeneity and functional information on the tumor microenvironment, which has a high value in predicting the prognosis of patients with gastric cancer. This article reviews the application of radiomics for the prognostic prediction of patients with gastric cancer.

Keywords: Gastric cancer; radiomics; predicting prognosis



作者简介：冯涵，女，成都中医药大学硕士研究生，主要研究方向为腹部肿瘤，E-mail: 840926802@qq.com；谢明国[✉]，成都中医药大学硕士生导师，成都中医药大学附属医院放射科主任医师，主要研究方向为神经系统 MR，E-mail: xmg6806@163.com。