



食管癌疗效评价及预后的CT影像组学研究进展

周慧, 冯峰

Enhancing Esophageal Cancer Prognosis and Treatment Evaluation: Recent Advances in Computed Tomography Radiomics

ZHOU Hui and FENG Feng

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.15953/j.ctta.2023.155>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

中央型肺癌放化疗疗效影像学评价研究进展

The Research Progress in Imaging Evaluation of Efficacy of Radiotherapy and Chemotherapy for Central Lung Cancer

CT理论与应用研究. 2018, 27(6): 805–812

基于肝段CT影像组学特征评估肝硬化食管静脉曲张程度

Evaluation of the Severity Degree of Esophageal Varices in Cirrhosis Based on Radiomics Features of Hepatic Segment CT Imaging

CT理论与应用研究. 2021, 30(6): 717–726

CT强化幅度与食管癌病理形态学和血管内皮生长因子表达间的关系

The Relationship of CT Enhancement Magnitude between the Pathological Morphology and the Expression of VEGF in Esophageal Carcinoma

CT理论与应用研究. 2017, 26(6): 737–743

双能CT影像组学模型评估进展期胃癌新辅助化疗后浆膜侵犯的临床价值研究

Clinical Value of Applying Dual-energy CT Radio-mics Model to Evaluate Serosal Invasion of Advanced Gastric Cancer after Neoadjuvant Chemotherapy Treatment

CT理论与应用研究. 2021, 30(5): 591–602

多原发肺癌的CT表现与患者预后相关性研究

Correlation between CT Features and Patient's Prognosis of Multiple Primary Lung Cancer

CT理论与应用研究. 2019, 28(1): 29–38

肿瘤淋巴结转移患者CT能谱诊断的效果及其预后质量的影响

Effect of CT Spectral Diagnosis on Prognosis of Patients with Lymph Node Metastasis and its Prognostic Value

CT理论与应用研究. 2018, 27(2): 179–186



关注微信公众号, 获得更多资讯信息

周慧, 冯峰. 食管癌疗效评价及预后的 CT 影像组学研究进展[J]. CT 理论与应用研究(中英文), 2024, 33(3): 377-383. DOI:10.15953/j.ctta.2023.155.

ZHOU H, FENG F. Enhancing Esophageal Cancer Prognosis and Treatment Evaluation: Recent Advances in Computed Tomography Radiomics[J]. CT Theory and Applications, 2024, 33(3): 377-383. DOI:10.15953/j.ctta.2023.155. (in Chinese).

食管癌疗效评价及预后的 CT 影像组学研究进展

周慧, 冯峰[✉]

南通大学附属肿瘤医院影像科, 江苏 南通 226000

摘要: 食管癌是一种发病率和死亡率较高的恶性肿瘤, 及时的疗效评价和预后预测是必要的。影像组学通过算法从医学图像中挖掘病灶的高通量特征并进行分析, 获得可视化定量参数, 为患者的个体化治疗提供依据, 在预测食管癌的治疗反应和预后中有较高的价值。本文就 CT 影像组学在食管癌预后和疗效评价中的研究进展进行综述。

关键词: 影像组学; 食管癌; 疗效评价; 预后

DOI:10.15953/j.ctta.2023.155 中图分类号: R814; R735 文献标识码: A

食管癌 (esophageal cancer, EC) 是一种侵袭性较高的癌症, 居于癌症相关死因的第 6 位^[1]。目前 EC 患者的预后较差, 5 年生存率仅约为 21%^[2], 因此对 EC 患者治疗方案的疗效评价和预后评估显得至关重要。目前, CT 作为 EC 的常规检查手段, 能够呈现肿瘤的位置、大小、体积以及与周围结构的关系等解剖学信息, 在一定程度上反映了组织病理学特征以及预后信息^[3]。然而, 这些影像学结果通常受到影像科医师主观评价的影响, 且传统的 CT 扫描无法显示出肿瘤微环境和肿瘤异质性等相关信息。

近年来, 影像组学作为一种新兴的技术, 不仅能够揭示同一类型肿瘤的个体差异, 提供关于肿瘤微环境的额外信息, 还能够反映肿瘤更丰富更全面的异质性信息^[4], 它不依赖于影像科医师的主观评价, 有望用于提高各类型癌症的疗效和预后预测。影像组学通过对医学图像进行量化, 形成与预测目标相关的高维数据, 并通过算法进行模型构建, 从而对研究目的进行定量预测或评估^[5]。在预测 EC 患者的治疗反应和预后方面, 影像组学具备很高的潜力。多项研究证实了基于 CT 的影像组学在预测 EC 患者的生存期、淋巴结转移、远处转移以及经不同治疗方案后患者预后等方面的应用价值^[6-10]。影像组学可以动态监测患者的治疗反应, 对患者的临床个性化治疗提供一定的指导作用。

本文综述 CT 影像组学在 EC 预后及疗效评价中的作用, 旨在为临床实现更为精准的治疗提供新思路。

1 CT 影像组学预测 EC 预后

EC 患者的预后受多种因素影响, 包括遗传易感因素、肿瘤 TMN 分期、病理类型及转移复发情况等。然而, 这些因素往往是定性的, 难以直观地评估患者的预后情况。

CT 影像组学运用算法将 EC 患者的预后情况可视化, 并对患者进行分层, 根据患者的影像数据和临床信息, 制定个体化治疗方案, 从而提高治疗效果和患者的生存率。

1.1 预测生存期

目前, CT 影像组学对 EC 患者生存期的预测主要涵盖了总生存期 (overall survival, OS)、无进展生存期 (progression free survival, PFS) 和无病生存期 (disease free survival, DFS)。莫笑开等^[10]从肿瘤的最大层面勾画肿瘤感兴趣区 (region of interest, ROI) 提取影像组学特征,

与病理 N 分期等临床风险因素结合构建了影像组学-临床综合模型用于预测根治术后食管鳞癌 (esophageal squamous cell carcinoma, ESCC) 患者的 DFS, 表现出良好的识别能力 (C 指数: 0.74), 能有效辨识高风险肿瘤进展患者, 为临床提供了一种可靠的精准诊疗的工具。

上述研究在 ROI 勾画上选择了肿瘤单层面, 而 Peng 等^[9]则分别勾画了单层面、三层面及全体积 ROI 提取影像组学特征, 结果表明全体积 ROI 特征计算的影像组学评分 (rad-score) 是预测术后 ESCC 患者 OS 和 PFS 的独立预测因子。该研究将全体积 rad-score 和临床风险因素 (TNM 分期、淋巴血管侵犯、神经周围侵犯) 结合构建了影像组学列线图, 实现了模型的可视化和预测术后 EC 患者预后精度的计算。全体积 ROI 考虑了完整的三维空间数据, 能够更全面地反映组织结构和特征, 更好的预测预后。相比之下, 单层面的 ROI 可能无法捕获整体的结构信息。

此外 Cao 等^[6]整合了肿瘤和淋巴结的影像组学特征构建模型预测术后 EC 患者的 OS, 研究评估了淋巴结影像组学特征在 OS 预测中的附加价值。联合影像组学特征构建的模型显示出优于临床 TNM (cTNM) 分期模型的性能, 并与病理 TNM (pTNM) 分期模型相媲美。研究最后将影像组学特征和性别、术前血清钠浓度、pTNM 分期结合建立了综合列线图模型, 预测患者 OS 的能力最优。该研究建立的列线图将肿瘤和淋巴结的影像组学特征结合起来, 以填补 EC 患者分期系统中的空白, 进而帮助临床医生更精准地做出治疗决策和预测患者的生存期。

以上几位的研究对象均为术后 ES 患者。与此不同, Cui 等^[7]的研究侧重于预测非手术治疗 ESCC 患者的 PFS 和 OS, 构建的列线图模型结合了临床变量和增强 CT 图像的影像特征。基于所得的 C 指数 (PFS: 0.81, OS: 0.72) 和曲线下面积 (area under the curve, AUC) (PFS: 0.85, OS: 0.74), 列线图模型展现出明显优势, 相较于单一的影像组学模型或临床模型具有更优异的性能表现。

列线图模型是一种综合预测模型, 能够结合临床因素和影像组学信息, 并通过可视化方法将这些信息呈现出来。列线图将患者的临床数据和影像数据进行整合表示为一条条直线, 直线的形态和位置反映了不同的信息以及它们与生存期之间的关系, 从而实现对患者生存期的评估。这种可视化方法不仅能够提高临床医生对患者情况的认识和理解, 还能够帮助医生更准确地评估患者的预后。

1.2 预测复发

复发是 EC 患者预后不良的主要原因之一, 癌症患者一旦复发, 预后通常都较差, 因此建立肿瘤复发风险评估对于改善预后十分有益。有研究^[11]使用 CT 影像组学预测 ESCC 患者的局部无复发生存期 (recurrence free survival, RFS) 对患者进行复发风险评估。该研究将影像组学特征、深度学习特征和临床因素相结合构建了列线图, 其在训练集 (C 指数: 0.82)、内部验证集 (C 指数: 0.78) 和外部验证集 (C 指数: 0.76) 均展现出优秀的预测性能, 且研究引入深度学习进一步提高了模型的准确性和可靠性。

预测局部复发有助于医生对不同风险的患者进行精准医疗, 对复发风险高的患者可以及早施行合适的治疗策略。Tang 等^[12]基于增强 CT 图像构建了 3 种不同治疗模式 (新辅助治疗、放疗及手术) 下预测 ESCC 患者 2 年内复发情况的模型, 其联合预测模型 (AUC: 0.879) 的表现优于单独影像组学模型 (AUC: 0.754) 和临床模型 (AUC: 0.679); 此外针对局部晚期 ESCC 患者同步放化疗后 1 年内复发的预后, 同样发现联合模型 (AUC: 0.821) 获得了最优的预测结果。

而 Qiu 等^[13]研究侧重于预测新辅助治疗后获得病理完全应答 (pathological complete response, pCR) 状态的 ESCC 患者的 RFS, 建立的包含影像组学和临床特征的列线图在训练集 (C 指数: 0.74) 和验证集 (C 指数: 0.72) 获得了最佳性能。

这些研究显示 CT 影像组学可作为评估 EC 患者复发的有力工具, 能够将患者复发风险划分为高、低危组, 为预后分层提供有益信息, 以期寻找更为有效的治疗方案。

1.3 预测远处转移

据报道, 近一半接受治愈性治疗的 EC 患者在 5 年内会出现远处转移^[14], 转移性 EC 患者的 5 年

生存率不足 5%^[15], 远处转移往往预示着不良预后。

Zhu 等^[8]采用机器学习算法, 将临床病理预测因素和 CT 影像组学有效地结合, 通过监督学习建立了可靠且准确的预测模型, 实现对 EC 远处转移的精准预测, 旨在为 EC 的防治提供新视角。研究中分别采用支持向量机、K-近邻、随机森林和 Logistic 回归建立组学模型, 评估影像组学预测 EC 远处转移的最大效率, 并选择最佳算法拟合影像特征。研究结果表明 Logistic 回归模型 (AUC: 0.827) 的判别能力优于其他算法模型, 可作为预测 EC 远处转移的最佳模型。此模型有助于早期鉴别 EC 远处转移高危患者, 进而进行有效干预, 从而改善患者预后。CT 影像组学可作为 EC 远处转移预测的重要工具。

目前有关基于 CT 影像组学特征构建模型预测 EC 远处转移的研究报道相对有限。因此, 未来需要进一步探索 CT 影像组学在该领域的价值, 完善和补充现有的研究成果, 并为临床实践提供更加准确和有效的 EC 远处转移预测方法。

1.4 预测淋巴结转移

淋巴结转移对 EC 的预后影响巨大, 转移淋巴结数量的增加意味着疾病的恶化^[16-17]。准确预测术前的 EC 淋巴结转移对肿瘤分期、制定个体化治疗计划及预后评估等均具有重要的临床价值。

近年来影像组学的发展为无创预测患者淋巴结转移提供了契机。Shen 等^[18]结合基于 CT 图像的影像组学特征、CT 报告可疑淋巴结数和肿瘤位置 3 个要素构建了术前预测 EC 淋巴结转移模型。研究发现综合预测模型 (AUC: 0.8) 对 EC 淋巴结转移的预测较常规 CT (AUC: 0.6) 更为可靠。Tan 等^[19]开发并验证了一个列线图模型用于术前诊断可切除 ESCC 患者的淋巴结转移情况。该研究的列线图首次将增强 CT 的影像组学特征和 CT 报告的淋巴结大小标准 (测量淋巴结的最大短径) 相结合。

影像组学列线图有助于弥合仅依赖大小标准和病理确诊淋巴结转移之间的差距, 是改进和优化临床治疗的有用工具, 为临床医生评估个人淋巴结转移风险和为患者精准治疗提供新的思路。

以上研究均采用增强 CT 图像进行影像组学研究, 而 Peng 等^[20]在 Tan 等^[19]研究的基础上首次运用不同时相的 CT 图像进行定量分析预测 EC 淋巴结转移。分别从平扫期和增强期图像中提取肿瘤的定量图像信息建立模型, 发现两种模型在经过 DeLong 检验计算后无统计学差异。研究高度表明平扫期图像也包含了丰富的肿瘤生物学信息。基于 CT 影像组学特征的模型能准确预测 ESCC 淋巴结转移, 其预测效率优于基于大小标准的临床模型。非对比增强的 CT 图像可能包含丰富的肿瘤异质性信息, 也可作为预测 EC 淋巴结转移的合理选择。

2 CT 影像组学对 EC 的疗效评估

EC 的治疗方式主要取决于诊断时的肿瘤分期、患者的年龄及身体状况等因素, 在治疗 EC 的过程中, 如果单纯使用手术切除的方法, 效果可能并不尽人意。除手术治疗外, 放化疗、新辅助治疗及免疫治疗等在 EC 治疗中也具有重要的价值^[21]。

及时准确的评价治疗疗效对调整辅助临床治疗策略是至关重要的。目前 CT 影像组学在该方面具有较好的预测潜能。

2.1 对 EC 手术治疗的疗效评估

手术仍然是可切除 EC 的主要治疗方式。Peng 等^[9]研究从肿瘤全体积增强 CT 动脉期图像中提取影像组学特征构建影像组学模型, 来预测接受根治性食管切除术后 ESCC 患者 3 年预后。该研究将影像组学和临床风险因素结合构建了组合模型列线图, 实现了组合模型的可视化和预测术后预后精度的计算, 构建的组合预测模型比单一的 TNM 分期模型提供了更多的个性化信息, 可以更好地进行手术治疗的预后评估。部分手术治疗的患者术后仍需要进一步的辅助治疗, 但并非所有患者都能从辅助治疗中获益。

影像组学可以进一步探讨能从辅助治疗获益的患者群体。莫笑开等^[10]构建了用于预测 ESCC 患者 DFS 的影像组学模型, 研究基于治疗前的 CT 图像及病理 N 分期的临床风险因素构建了影像组学-临床综合模型, 该模型有效识别术后肿瘤进展高风险人群, 模型在训练集 (C 指数: 0.744) 及验证集 (C 指数: 0.774) 中均能良好地区分高低风险患者, 为临床提供了一种可靠的精准诊疗的工具。

2.2 对 EC 新辅助治疗的疗效评估

术前新辅助治疗是新的治疗思路, 通过手术联合新辅助放化疗, 相较于单纯手术, 可以提高可切除进展期 EC 患者的生存率^[22-24]。Larue 等^[25]针对接受新辅助治疗后 ESCC 患者, 采用基于 CT 图像的纹理特征来构建预测 3 年 OS 的预后模型, 发现结合 CT 特征的预测模型能为患者的风险分层带来益处。有一项基于 CT 图像的研究^[26]通过结合血液炎症指标构建影像组学列线图可以对 ESCC 患者新辅助治疗的疗效进行评价。研究发现 CT 纹理参数区域熵可以评估患者新辅助治疗的疗效。区域熵反映了肿瘤的异质性, 此纹理参数的值与治疗效果呈正相关, 说明愈加混乱的肿瘤微环境更有助于化疗药物作用于肿瘤细胞。

上述的影像特征主要集中在肿瘤病灶区域, 而对肿瘤周围影像特征的作用甚少注意。Hu 等^[27]利用瘤内和瘤周的影像组学特征建立预测模型来预测接受新辅助治疗的 ESCC 患者的 pCR。研究证明了瘤内和瘤周特征的结合提高了预测精度 (AUC: 0.906), 证实了瘤周影像特征的额外预测价值, 主要因为周围区域可以提供肿瘤异质性的补充信息。瘤周区域的影像特征可以反映肿瘤周围组织的状态, 如瘤周炎症、瘤周纤维化、瘤周血管生成水肿和坏死等, 这些影像特征可以为肿瘤的预后评估提供额外的信息。

因此, 利用瘤周影像特征进行肿瘤预后评估可以更全面地反映肿瘤异质性, 提高预测模型的准确性和稳定性。基于 CT 影像组学预测模型可以在治疗前较好地预测 EC 患者新辅助治疗的疗效, 为患者制订个性化治疗方案提供参考。

2.3 对 EC 根治性放化疗的疗效评估

对于无法手术或存在手术禁忌症的 EC 患者, 根治性放化疗是主要的治疗方法^[21, 28]。Luo 等^[29]建立了结合临床分期和基于 CT 图像的影像组学特征的列线图模型, 以预测接受根治性放化疗的 EC 患者的临床完全反应 (complete response, CR) 状态, 模型在训练集 (AUC: 0.844) 和验证集 (AUC: 0.807) 上均具有较高的预测能力。CR 状态的预测模型有助于在治疗前对患者的放射敏感性进行分类, 并制定更精准的治疗方案。

Jin 等^[30]利用机器学习将影像组学特征和剂量学参数结合建立综合模型对接受根治性放化疗的 EC 患者进行疗效评估。在这项研究中, 联合模型 (AUC: 0.708) 在预测接受根治性放化疗患者的治疗反应方面优于单纯影像组学特征模型 (AUC: 0.689)。并且研究发现影像组学特征中 Globalmean x.333.1、Correlation、Coarseness 和 Skewness 与患者的治疗反应有关, CT 的纹理特征可以评估 EC 患者的肿瘤异质性, 可以区分放化疗治疗的 EC 患者的疾病稳定和部分反应状态。以上两项研究结果表明影像组学模型在预测 EC 根治性放化疗的疗效方面有很高的应用价值。

2.4 对 EC 免疫治疗的疗效评估

近几年免疫治疗在晚期 EC 一线或二线治疗中取得了较好的疗效^[31], 然而如何筛选出受益的患者并制定个性化的诊疗计划仍是一个很大的挑战。

Zhu 等^[32]对接受免疫检查点抑制剂联合化疗治疗的晚期 ESCC 患者建立了一种基于 2D 影像组学模型的列线图预测其疗效。此研究比较了 2D 和 3D 模型发现易于操作和省时的 2D 模型获得了最优性能 (AUC: 0.818)。研究建立的 2D 影像组学列线图可以对接受抗程序性死亡受体 1 (programmed cell death 1, PD1) 抗体联合化疗治疗的晚期 EC 患者进行无创筛选, 在治疗前识别出免疫治疗的潜在应答者, 提高其疗效。因此基于 CT 影像组学构建的预后模型可以作为预测性生物标志物, 有助于筛选

出免疫治疗获益的患者, 对于预后大有助益。

3 小结与展望

影像组学从定量图像分析中构建成像生物标志物在推进精准医学和提高肿瘤生物学知识方面具有巨大的潜力。CT 影像组学可以将 EC 患者的临床资料和病理信息以及反应肿瘤异质性的影像特征整合到一个模型中, 可以全面反映肿瘤的病理生理信息及时间空间异质性, 为实现精准医疗和个性化医疗提供有力的支撑。当下, 大多数研究都采用将临床数据与影像组学相结合来构建联合模型, 因此未来的趋势必然是跨学科的, 预计会更侧重于将影像组学数据与基因组学、蛋白质组学等其他组学相结合和分析上, 以提供更丰富、更有价值的信息, 从而推动个体化医疗的发展。

随着更多成像数据和更先进的算法技术的出现, 以及其他成像技术的可用性, 影像组学的研究仍有很大的改进空间。未来的研究应更加详细地报告建模工作的具体细节, 采用更可靠的模型构建方法, 并对最终模型进行独立的外部验证。这些改进将有助于提高影像组学在医学领域中的可靠性和准确性, 从而更好地指导临床治疗策略的制定和调整。

参考文献

- [1] SUNG H, FERLAY J, SIEGEL R L, 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(3): 209–249. DOI:10.3322/caac.21660.
- [2] SIEGEL R L, MILLER K D, WAGLE N S, et al. Cancer statistics, 2023[J]. *CA a Cancer Journal for Clinicians*, 2023, 73(1): 17–48. DOI:10.3322/caac.21763.
- [3] RUAN R, CHEN S, TAO Y, et al. A nomogram for predicting lymphovascular invasion in superficial esophageal squamous cell carcinoma[J]. *Front Oncol*, 2021, 11: 663802. DOI:10.3389/fonc.2021.663802.
- [4] PENG H, YANG Q, XUE T, et al. Computed tomography-based radiomics analysis to predict lymphovascular invasion in esophageal squamous cell carcinoma[J]. *The British Journal of Radiology*, 2022, 95(1130): 20210918. DOI:10.1259/bjr.20210918.
- [5] MAO Q, ZHOU M T, ZHAO Z P, et al. Role of radiomics in the diagnosis and treatment of gastrointestinal cancer[J]. *World Journal of Gastroenterology*, 2022, 28(42): 6002–6016. DOI:10.3748/wjg.v28.i42.6002.
- [6] CAO B, MI K, DAI W, et al. Prognostic and incremental value of computed tomography-based radiomics from tumor and nodal regions in esophageal squamous cell carcinoma[J]. *Chinese Journal of Cancer Research*, 2022, 34(2): 71–82.
- [7] CUI Y, LI Z, XIANG M, et al. Machine learning models predict overall survival and progression free survival of non-surgical esophageal cancer patients with chemoradiotherapy based on CT image radiomics signatures[J]. *Radiation Oncology*, 2022, 17(1): 212. DOI:10.1186/s13014-022-02186-0.
- [8] ZHU C, MU F, WANG S, et al. Prediction of distant metastasis in esophageal cancer using a radiomics-clinical model[J]. *European Journal of Medical Research*, 2022, 27(1): 272. DOI:10.1186/s40001-022-00877-8.
- [9] PENG H, XUE T, CHEN Q, et al. Computed tomography-based radiomics nomogram for predicting the postoperative prognosis of esophageal squamous cell carcinoma: A multicenter study[J]. *Academic Radiology*, 2022, S1076-6332(22): 00070–8.
- [10] 莫笑开, 林少帆, 伍光恒, 等. CT 影像组学模型对食管癌术后个体化辅助治疗的评估价值[J]. *暨南大学学报(自然科学与医学版)*, 2022, 43(3): 302–311.
MO X K, LIN S F, WU G H, et al. Evaluation value of CT imaging model for individualized adjuvant therapy after esophageal cancer surgery[J]. *Journal of Jinan University (Natural Science & Medicine Edition)*, 2022, 43(3): 302–311. (in Chinese).
- [11] GONG J, ZHANG W, HUANG W, et al. CT-based radiomics nomogram may predict local recurrence-free survival in esophageal cancer patients receiving definitive chemoradiation or radiotherapy: A multicenter study[J]. *Radiotherapy and Oncology*, 2022, 174: 8–15. DOI:10.1016/j.radonc.2022.06.010.
- [12] TANG S, QU J, WU Y P, et al. Contrast-enhanced CT radiomics features to predict recurrence of locally advanced oesophageal squamous cell cancer within 2 years after trimodal therapy: A case-control study[J]. *Medicine (Baltimore)*, 2021, 100(27): e26557. DOI:10.1097/MD.00000000000026557.

- [13] QIU Q, DUAN J, DENG H, et al. Development and validation of a radiomics nomogram model for predicting postoperative recurrence in patients with esophageal squamous cell cancer who achieved pCR after neoadjuvant chemoradiotherapy followed by surgery[J]. *Frontiers in Oncology*, 2020, 10: 1398. DOI:10.3389/fonc.2020.01398.
- [14] HOEPPNER J, KULEMANN B. Circulating tumor cells in esophageal cancer[J]. *Oncology Research and Treatment*, 2017, 40(7/8): 417–422.
- [15] NOONE A M, CRONIN K A, ALTEKRUSE S F, et al. Cancer incidence and survival trends by subtype using data from the surveillance epidemiology and end results program, 1992–2013[J]. *Cancer Epidemiology, Biomarkers & Prevention*, 2017, 26(4): 632–641.
- [16] ZHANG H L, CHEN L Q, LIU R L, et al. The number of lymph node metastases influences survival and International Union Against Cancer tumor-node-metastasis classification for esophageal squamous cell carcinoma[J]. *Diseases of the Esophagus*, 2010, 23(1): 53–58. DOI:10.1111/j.1442-2050.2009.00971.x.
- [17] KAYANI B, ZACHARAKIS E, AHMED K, et al. Lymph node metastases and prognosis in oesophageal carcinoma: A systematic review[J]. *European Journal of Surgical Oncology*, 2011, 37(9): 747–753.
- [18] SHEN C, LIU Z, WANG Z, et al. Building CT radiomics based nomogram for preoperative esophageal cancer patients lymph node metastasis prediction[J]. *Translational Oncology*, 2018, 11(3): 815–824. DOI:10.1016/j.tranon.2018.04.005.
- [19] TAN X, MA Z, YAN L, et al. Radiomics nomogram outperforms size criteria in discriminating lymph node metastasis in resectable esophageal squamous cell carcinoma[J]. *European Radiology*, 2019, 29(1): 392–400.
- [20] PENG G, ZHAN Y, WU Y, et al. Radiomics models based on CT at different phases predicting lymph node metastasis of esophageal squamous cell carcinoma (GASTO-1089)[J]. *Frontiers in Oncology*, 2022, 12: 988859. DOI:10.3389/fonc.2022.988859.
- [21] SHEIKH M, ROSHANDEL G, McCORMACK V, et al. Current status and future prospects for esophageal cancer[J]. *Cancers (Basel)*, 2023, 15(3): 765.
- [22] YANG H, LIU H, CHEN Y, et al. Neoadjuvant chemoradiotherapy followed by surgery versus surgery alone for locally advanced squamous cell carcinoma of the esophagus (NEOCRTEC5010): A phase III multicenter, randomized, open-label clinical trial[J]. *Journal of Clinical Oncology*, 2018, 36(27): 2796–2803. DOI:10.1200/JCO.2018.79.1483.
- [23] SHAPIRO J, Van LANSCHOT J J B, HULSHOF M, et al. Neoadjuvant chemoradiotherapy plus surgery versus surgery alone for oesophageal or junctional cancer (CROSS): Long-term results of a randomised controlled trial[J]. *The Lancet: Oncology*, 2015, 16(9): 1090–1098. DOI:10.1016/S1470-2045(15)00040-6.
- [24] EYCK B M, Van LANSCHOT J J B, HULSHOF M, et al. Ten-year outcome of neoadjuvant chemoradiotherapy plus surgery for esophageal cancer: The randomized controlled CROSS trial[J]. *Journal of Clinical Oncology*, 2021, 39(18): 1995–2004. DOI:10.1200/JCO.20.03614.
- [25] LARUE R, KLAASSEN R, JOCHEMS A, et al. Pre-treatment CT radiomics to predict 3-year overall survival following chemoradiotherapy of esophageal cancer[J]. *Acta Oncologica*, 2018, 57(11): 1475–1481. DOI:10.1080/0284186X.2018.1486039.
- [26] 宫悦, 胡逸凡, 夏茜, 等. CT影像组学联合炎症指标构建逻辑回归模型预测食管鳞癌新辅助化疗疗效[J]. *放射学实践*, 2022, 37(12): 1474–1479.
GONG Y, HU Y F, XIA Q, et al. CT imaging combined with inflammatory indicators to construct a logistic regression model to predict the efficacy of neoadjuvant chemotherapy for esophageal squamous cell carcinoma[J]. *Radiological Practice*, 2022, 37(12): 1474–1479. (in Chinese).
- [27] HU Y, XIE C, YANG H, et al. Assessment of intratumoral and peritumoral computed tomography radiomics for predicting pathological complete response to neoadjuvant chemoradiation in patients with esophageal squamous cell carcinoma[J]. *JAMA Network Open*, 2020, 3(9): e2015927. DOI:10.1001/jamanetworkopen.2020.15927.
- [28] AJANI J A, D'AMICO T A, BENTREM D J, et al. Esophageal and esophagogastric junction cancers, version 2. 2019, NCCN clinical practice guidelines in oncology[J]. *Journal of the National Comprehensive Cancer Network*, 2019, 17(7): 855–883.
- [29] LUO H S, HUANG S F, XU H Y, et al. A nomogram based on pretreatment CT radiomics features for predicting complete response to chemoradiotherapy in patients with esophageal squamous cell cancer[J]. *Radiation Oncology*, 2020, 15(1): 249. DOI:10.1186/s13014-020-01692-3.
- [30] JIN X, ZHENG X, CHEN D, et al. Prediction of response after chemoradiation for esophageal cancer using a combination of dosimetry and CT radiomics[J]. *European Radiology*, 2019, 29(11): 6080–6088.
- [31] SIHAG S, KU G Y, TAN K S, et al. Safety and feasibility of esophagectomy following combined

immunotherapy and chemoradiotherapy for esophageal cancer[J]. *The Journal of Thoracic and Cardiovascular Surgery*, 2021, 161(3): 836-843.

- [32] ZHU Y, YAO W, XU B C, et al. Predicting response to immunotherapy plus chemotherapy in patients with esophageal squamous cell carcinoma using non-invasive radiomic biomarkers[J]. *BMC Cancer*, 2021, 21(1): 1167. DOI:[10.1186/s12885-021-08899-x](https://doi.org/10.1186/s12885-021-08899-x).

Enhancing Esophageal Cancer Prognosis and Treatment Evaluation: Recent Advances in Computed Tomography Radiomics

ZHOU Hui, FENG Feng✉

Department of Imaging, the Affiliated Cancer Hospital of Nantong University, Nantong 226000, China

Abstract: Esophageal cancer, a malignant tumor with devastatingly high incidence and mortality rates, necessitates prompt efficacy evaluation and accurate prognosis prediction. Radiomics is an algorithmic approach that extracts insightful quantitative parameters from medical images, offering a trove of high-throughput imaging features. This technology demonstrates significant predictive value in esophageal cancer, holding immense promise for personalized treatment and patient evaluation. This article delves into the latest research advancements of computed tomography radiomics in both prognosis prediction and efficacy evaluation of this aggressive disease.

Keywords: radiomics; esophageal cancer; efficacy evaluation; prognosis prediction.



作者简介: 周慧, 女, 南通大学附属肿瘤医院在读硕士, 主要从事食管癌影像组学研究, E-mail: zh12345st@163.com; 冯峰✉, 男, 博士, 南通大学附属肿瘤医院影像科主任医师, 主要从事胸部疾病的影像诊断和鉴别诊断工作, E-mail: drfeng-feng@163.com。