

胰腺神经内分泌肿瘤放射组学研究进展

Advances in radiomics of pancreatic neuroendocrine tumors

李晓艳^{1,2a,2b}, 蒋源秋^{2a,2b,3}, 印隆林^{2a,2b,3}△

LI Xiao-yan, JIANG Yuan-qi, YIN Long-lin

1. 川北医学院附属医院放射科, 四川 南充 637000; 2. 四川省医学科学院·四川省人民医院(电子科技大学附属医院) a. 放射科, b. 放射医学研究所, 四川 成都 610072; 3. 电子科技大学医学院, 四川 成都 610056

【摘要】 胰腺神经内分泌肿瘤(pancreatic neuroendocrine tumor, pNET)是一种具有高度异质性的消化系统肿瘤,其术前准确诊断与鉴别、预测肿瘤病理分级、预测淋巴结及其他脏器转移风险、准确的疗效评估以及术后复发风险预测等对临床治疗管理具有重要意义。近年来,放射组学作为一种非侵入性工具在 pNET 各个领域的应用已成为研究热点并取得了丰硕的成果,本文就放射组学在 pNET 的相关研究进展做一综述。

【关键词】 胰腺神经内分泌肿瘤;影像组学;深度学习;体层摄影术;磁共振成像

【中图分类号】 R735

【文献标志码】 B

【文章编号】 1672-6170(2026)02-0204-05

胰腺神经内分泌肿瘤(pancreatic neuroendocrine tumor, pNET)是指起源于胰腺肽能神经元和神经内分泌细胞的一类高度异质性肿瘤,约占全部神经内分泌肿瘤(neuroendocrine tumor, NET)的 7%、所有胰腺肿瘤的 1%~5%^[1,2]。近年来,随着对 pNET 认识的不断加深及影像学检查技术的显著进步,其发病率呈上升趋势^[3]。根据 2019 年 WHO 神经内分泌肿瘤最新分类标准,基于肿瘤分化程度将胃肠胰 NET 分为高分化 NET 和低分化神经内分泌癌(neuroendocrine carcinoma, NEC),又依据核分裂象、Ki-67 增殖指数将 NET 分为 G1、G2、G3^[4,5]。pNET 的治疗方案及预后与其病理分级密切相关,手术切除是其首选的治疗方案^[6],其次是药物、放射性核素、靶向治疗等。

CT、MRI、PET-CT/MRI 等传统影像学检查技术在 pNET 诊断、分期、预后预测及随访过程中发挥着重要作用。但传统影像学检查有其局限性,如存在误诊漏诊、不能准确预测肿瘤病理分级等。目前,术前确诊 pNET 及其病理分级主要依靠内镜超声引导下细针穿刺活检(via endoscopic ultrasound and fine needle aspiration, EUS-FNA)^[7],但其为有创操作且存在取材局限性,可能会影响对肿

瘤特征及异质性的准确判断。因此,临床亟需一种能术前无创性诊断 pNET 并预测其病理分级、淋巴结和其他脏器转移风险的方法。近年来,人工智能与放射组学的迅猛发展为解决这一难题提供了重要辅助手段,在各类疾病诊治过程中发挥着越来越重要的作用。现本文就 pNET 的放射组学研究进展做一综述。

1 放射组学概述

影像组学的概念由荷兰学者 Lambin 在 2012 年提出^[8],其从各种医学影像中提取并分析高通量影像特征,用于疾病的诊断与鉴别、预测肿瘤病理分级、疗效预测和评估等。放射组学可分为传统影像组学和深度学习影像组学。传统影像组学研究流程大致包括:图像采集和重建、图像分割和标注、特征提取和筛选、统计分析、模型构建^[9]。纹理分析是初阶的影像组学图像特征分析方法,其通过提取一阶、二阶等基础特征,使用统计法、结构法等分析方法来反映组织的微观信息^[10],主要侧重于对图像中纹理信息的量化描述。影像组学则通过提取和分析大量的影像数据,使用多样化的统计学方法和模型来反映组织的微环境和生物学特性^[11],其侧重于从大规模数据中提取更深层次的信息。随着计

[28] Kim GT, Hahn KW, Sohn K, et al. PLAG enhances macrophage mobility for efferocytosis of apoptotic neutrophils via membrane redistribution of P2Y2[J]. The FEBS Journal, 2019, 286(24): 5016-5029.

[29] Bergamaschi L, Vincini MG, Zaffaroni M, et al. Management of radiation-induced oral mucositis in head and neck cancer patients: a real-life survey among 25 Italian radiation oncology centers[J]. Support Care Cancer, 2024, 32(1): 38.

[30] Wu Y, Shi W, Li C, et al. Managing strategies of chemotherapy and

radiotherapy-induced oral mucositis[J]. Cancer Treatment Reviews, Elsevier, 2025, 133: 102372.

[31] Mohandas R, Mohapatra S. Comparative evaluation of the efficacy of herbal and benzydamine mouthwashes in preventing radiation-induced oral mucositis among head and neck cancer patients: a systematic review and network meta-analysis[J]. Evid Based Dent, 2025, 26(1): 1-10.

(收稿日期:2024-02-06;修回日期:2026-01-06)

(本文编辑:侯晓林)

算力提升和人工智能的快速发展,更加先进的深度学习方法正成为放射组学研究的热点。深度学习可分为监督、半监督、无监督等学习类型,典型算法包括卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)、循环神经网络(recurrent neural network, RNN)等,目前医学领域中应用最广泛的是 CNN^[12,13]。

2 pNET 的放射组学研究进展

2.1 pNET 诊断与鉴别

pNET 的传统影像学诊断与鉴别主要依赖于观察肿瘤的形态学特点及强化特征,绝大多数 pNET 表现为富血供持续强化模式,但少数 pNET 可表现为弱强化,且部分肿瘤容易发生囊变、坏死,少数可有钙化^[14],有时与胰腺其他类型肿瘤鉴别诊断十分困难。

放射组学的出现与发展为 pNET 的准确诊断与鉴别提供了新的技术手段。Wang 等^[15]基于 18 例 pNET 和 32 例胰腺导管腺癌(pancreatic ductal adenocarcinoma, PDAC)的体素内不相干运动(IVIM)MRI 图像,纳入了真性扩散系数(D)、假性扩散系数(D*)和灌注分数(f),随后提取熵、角二阶矩(angular second moment, ASM)、相关性等纹理特征,纹理分析结果表明:联合 D* 的纹理特征 ASM 和 D 的纹理特征相关性可有效鉴别 pNET 和 PDAC,曲线下面积(area under the curve, AUC)达到了 0.934。

单纯纹理分析并不能全面反映肿瘤的异质性,而影像组学可有效弥补这一缺憾。Song 等^[16]基于 57 例胰腺实性假乳头状瘤(solid pseudopapillary neoplasms of the pancreas, SPNs)和 22 例乏血供非功能性 pNET(non-functional pancreatic neuroendocrine tumor, NF-pNET)的 MRI 图像,对其平扫 T1W 和增强动脉期、门脉期和延迟期的图像进行体素重建、图像强度归一化等预处理,随后提取其一阶、高阶等影像组学特征,建立多期相影像组学模型,结果显示动脉期影像组学模型在两者的鉴别诊断中更具优势,在训练集和验证集中的 AUC 达到了 0.978 和 0.907。Shi 等^[17]回顾性分析了 31 例 pNET 和 36 例 SPNs 的 MRI T2W 和扩散峰度成像(DKI)图像,提取其影像组学特征,同时结合临床特征构建联合模型,模型在训练集和验证集中均显示出不错的鉴别诊断效能(AUC 分别为 0.97、0.86),并且所构建的预测模型鉴别诊断准确性显著优于两名具有 8 年和 10 年工作经验的放

射科医生(准确率分别为 92.42%、77.27%、78.79%)。Zhang 等^[18]回顾性纳入 156 例 PDAC 和 82 例 pNET 的动、静脉期 CT 图像并提取其影像组学特征,采用机器学习算法(5 种特征选择算法和 9 种分类算法)构建了 45 个鉴别诊断模型,结果表明:以梯度增强决策树(GBDT)、随机森林(random forest, RF)分别作为特征选择算法和分类算法的鉴别诊断效能最佳,训练集和验证集的 AUC 分别为 0.971、0.930。Han 等^[19]基于 66 例胰腺囊腺瘤和 54 例 pNET 的门脉期 CT 图像,筛选出 48 个影像组学特征,使用特征选择算法和机器学习分类器建立鉴别诊断模型,结果显示,以距离相关(distance correlation, DC)作为特征选择算法和 RF 作为分类器构建的模型可有效鉴别胰腺囊腺瘤与 pNET(AUC 高达 0.997);极端梯度提升(XGBoost)和 RF 的结合展现出同样的鉴别诊断效能。

目前探讨深度学习在 pNET 诊断与鉴别中价值的文献报道相对较少。Shi 等^[20]回顾性纳入 132 例 PDAC、45 例 pNET 和 54 例 SPNs 的弥散加权成像(DWI)MRI 图像,通过将其转化为直方图输入到 2D-CNN 模型,该模型以端到端的方式直接输出预测结果,结果表明其能有效鉴别 PDAC 和非 PDAC(pNET 和 SPNs),训练集、验证集和测试集 AUC 分别为 0.896、0.846、0.839。由于 pNET 和 SPNs 具有相似的治疗方案以及该研究中这两类肿瘤样本量较少,该学者的另一研究认为基于 MRI 图像的影像组学特征更适合鉴别 pNET 和 SPNs^[17]。

2.2 预测 pNET 病理分级

pNET 的病理分级与其治疗方案、预后密切相关。传统影像学主要依据肿瘤大小、形态、密度/信号/回声、强化模式、是否发生淋巴结或其他脏器转移等特征推测其病理分级。如肿瘤直径 ≤ 3 cm、T2W 呈高或稍高信号、富血供持续强化等特征多见于 G1/G2 pNET,而 G3 pNET 通常表现为直径 > 3 cm、T2W 呈低或中等信号、中低度强化模式^[21-23]。总体而言,依靠传统影像学特征预测 pNET 的病理分级存在很大主观性与局限性。目前术前准确评价 pNET 的病理分级主要依靠 EUS-FNA,但其存在有创、取材局限性等缺陷,难以全面评估肿瘤的整体病理特征及异质性。

放射组学的广泛应用可有效弥补上述不足。Guo 等^[24]基于 37 例 pNET 动脉期 CT 图像,提取门静脉增强比(portal enhancement ratio, PER)、动脉增强比(arterial enhancement ratio, AER)、平均灰度、熵等影像学特征和纹理特征,分析结果表明

【基金项目】四川省科技厅重点研发项目(编号:23ZDYF1685; 2021YF50375);四川省干保局普及应用项目(编号:川干研 2023-215)

△通讯作者

AER 和 PER 可有效鉴别胰腺 NEC G3 (WHO 2010 年 pNET 分级标准) 与 G1/2 pNET, AUC 均为 0.98。Wang 等^[25]从 139 例 pNET 的平扫、增强动脉期和门脉期 CT 图像中提取组学特征,构建预测 G1 与 G2/3 pNET 的影像组学模型,其在训练集和验证集中的 AUC 分别为 0.911、0.837;然后将平扫 CT 图像的影像组学特征和主胰管/胆管扩张状态、T 分期等临床特征结合构成了列线图,结果表明列线图的预测效能更佳(训练集和验证集 AUC 分别为 0.919、0.875),展现了多维度模型的优势性。Ye 等^[26]基于 222 例 pNET 的 CT 图像提取其动、静脉期的影像组学特征,随后使用机器学习算法建立预测模型,结果显示 RF 模型可有效鉴别 G1 与 G2/3 的 pNET,训练集和测试集的 AUC 分别为 0.827、0.779;此外,他们利用 SHAP 技术筛选出模型中最突出的特征,随后比较其在 Ki-67 \leq 2% 和 Ki-67 $>$ 2% 两组、有丝分裂计数 $<$ 2/10 高倍视野和有丝分裂计数 \geq 2/10 高倍视野两组之间的差异性,结果显示差异均具有统计学意义,进而验证了模型的可解释性。Zhang 等^[27]纳入 82 例 pNET 的 CT 图像,提取其动脉期和门脉期的影像组学特征并与多种机器学习算法结合,评估 5 种特征选择算法和 9 种机器学习分类器在 pNET 病理分级中的预测价值,研究结果显示 DC 作为特征选择方法、自适应提升 (AdaBoost) 作为分类器的预测效能最优越,两者结合能有效区分 G1 与 G2、G2 与 G3、G1 与 G3 的 pNET (AUC 分别为 0.82、0.70、0.85)。

近年来,一些学者探讨了深度学习方法预测 pNET 病理分级的价值并取得了不错的成果。Park 等^[28]从 58 例 pNET 的 PET/CT 图像中提取组学特征,并应用神经网络 (neural network, NN) 和 RF 算法分别构建 3 个模型 (临床模型、影像组学模型、临床-影像组学模型) 预测 pNET 的病理分级,结果显示临床-影像组学特征与 NN 算法的集成模型有最佳预测效能,其 AUC 达到了 0.864。Luo 等^[29]纳入 93 例 pNET 动脉期和门脉期的 CT 图像,基于 ResNet50 网络构架建立了 3 个 3D-CNN 模型 (动脉期模型、门脉期模型和动脉/门脉模型) 鉴别 G1/2 与 G3 pNET,结果表明动脉期 3D-CNN 模型预测效能更佳,在内部验证集和外部测试集中的 AUC 分别为 0.81、0.82。

2.3 预测 pNET 淋巴结及其他脏器转移 pNET 是否发生淋巴结和/或其他脏器转移是 pNET 临床分期的重要依据,与临床治疗策略的制定及患者预后息息相关。一些学者初步探讨了放射组学在预

测 pNET 淋巴结和/或其他脏器转移方面的价值,但目前相关研究总体尚少。

Ahmed 等^[30]提取了 320 例 NF-pNET 术前动、静脉期 CT 图像的影像组学特征,使用最小冗余最大相关算法筛选出 10 个影像组学特征,并结合临床病理特征构建预测模型,该模型可有效预测 pNET 淋巴结转移 (AUC 为 0.80)。Mapelli^[31]等纳入 72 例 NF-pNET 的 PET/CT 和 PET/MRI 图像并提取其影像组学特征,应用线性判别分析 (linear discriminant analysis, LDA)、逻辑回归等分类器构建预测 NF-pNET 淋巴结转移风险预测模型,结果显示结合 LDA 的影像组学模型具有更优越的预测效能,其灵敏度和特异度分别为 77%、61%。在另一项多中心研究中,Gu 等^[32]回顾性纳入 320 例 NF-pNET 的动脉期 CT 图像并提取其影像组学特征和深度学习特征,构建影像组学-深度学习标签 (RDPs),随后将临床特征与所构建的标签结合建立预测 NF-pNET 淋巴结转移风险的列线图,其 AUC 高达 0.93。Mori 等^[33]基于 101 例 pNET 平扫和动脉期的 CT 图像提取影像组学特征,并与临床、形态学特征结合构建联合模型,结果表明其在训练集和验证集中预测肝转移风险的 AUC 分别为 0.85、0.77。Ma 等^[34]纳入 163 例 R0 切除 pNET 患者的动脉期 CT 图像进行分析,从中提取影像组学特征,基于 ResNet101 网络架构获取深度学习特征,构建了深度学习-影像组学评分,随后与临床相关因素、病理组学评分结合建立联合模型预测 pNET 患者 R0 切除术后肝转移风险,该模型展现了较好的预测效能,训练集和验证集 AUC 分别为 0.985、0.961。

2.4 pNET 疗效评估及无复发生存期预测 若 pNET 患者合并手术高危因素或伴有转移等因素导致无法手术切除时通常采用化疗、靶向治疗等方法控制肿瘤生长^[6]。此外,肿瘤术后是否复发与患者的生存周期密切相关。传统疗效评估、肿瘤是否复发主要依靠血清标志物 (如嗜铬粒蛋白 A、神经元特异性烯醇化酶等) 监测与常规影像学检查随访。血清标志物监测易受药物、非肿瘤性疾病等因素影响导致假阳性或假阴性结果。传统影像学检查主要依靠观察肿瘤大小、形态、密度/信号/回声、强化等特征 (即实体瘤疗效评价标准, RECIST 1.1) 评价肿瘤疗效,但这一标准存在较多局限性,如通常反映近期 (如 4 周或 1 个月) 的疗效;局限于对肿瘤本身的评估,无法全面、准确反映实际的临床疗效等^[38]。

放射组学的发展与应用为 pNET 疗效评估及无复发生存期预测提供了新的手段。目前放射组学

已广泛应用于各种肿瘤的疗效评估且取得丰硕的成果^[36,37]。但目前关于放射组学在 pNET 疗效评估方面的研究较少,可能归因于手术切除是大部分 pNET 首选的治疗方案^[38]。Chen 等^[39]基于 274 例 pNET 动脉期 CT 图像的研究发现:肿瘤 CT 值和腹主动脉 CT 值之比可有效预测舒尼替尼的疗效, AUC 值达到了 0.759;然后他们基于其动脉期 CT 图像建立了舒尼替尼疗效预测模型,结果显示该模型具有更优越的预测性能,在训练集和验证集中的 AUC 分别为 0.915、0.770。

多项研究验证了放射组学在预测 pNET 无复发生存期 (recurrence-free survival, RFS) 的价值。Homps 等^[40]从 37 例 pNET 术前 CT 图像中提取影像组学特征,建立影像组学指数(0~1),结果显示患者(影像组学指数>0.4)的中位 RFS 比影像组学指数≤0.4 的患者短,表明影像组学指数可有效预测 pNET 患者的 RFS。在 Heo^[41]等的一项多中心研究中,他们对经根治性切除术后 600 例 G1~2 级 pNET 患者进行 5~6 年的随访,从其动脉期、门脉期 CT 图像中提取影像组学特征,使用相关性分析、LASSO 筛选特征,构建临床模型、临床-影像组学联合模型预测 pNET 的 RFS,结果表明联合模型的预测效能优于单独的临床模型(AUC 分别为 0.734、0.662)。Song 等^[42]基于 74 例 pNET 术前动、静脉期的 CT 图像提取影像组学特征,并使用二维 U-Net 模型获得深度学习特征,分别构建影像组学模型和深度学习模型预测 pNET 患者根治术后 5 年复发情况,结果表明动脉期深度学习模型的预测效能更佳(测试集和验证集 AUC 分别为 0.80、0.77);结合临床因素后建立的预测模型在测试集的 AUC 提高至 0.83。

3 总结与展望

总之,放射组学在 pNET 的诊断与鉴别、预测肿瘤病理分级、预测淋巴结与其他脏器转移、疗效评估及预测肿瘤复发等方面取得了丰硕的研究成果并展现出强大的生命力,具有良好的临床应用前景。但目前 pNET 的放射组学研究仍面临一些巨大挑战,如:大部分研究属于单中心、回顾性研究,样本量普遍较小且缺乏外部验证,因此所得研究结论尚需多中心、大样本及前瞻性研究进一步验证;其次,目前的研究多为手动或半自动定位与分割病灶,提取的数据易受人为因素干扰,影响模型的稳定性及普适性。随着深度学习技术的快速发展,使放射组学分析更加精准和高效。未来相信在人工智能技术的驱动下,同时结合临床、病理、基因等多维度信息,可以有效提高放射组学的准确性和可靠

性,构建出更普适、高效、精准的预测模型,在 pNET 的诊疗过程中发挥更积极的作用,协助临床实现精准诊疗的目标。

【参考文献】

- [1] Das S, Dasari A. Epidemiology, incidence, and prevalence of neuroendocrine neoplasms: are there global differences? [J]. *Current Oncology Reports*, 2021,23(4):43.
- [2] Peri G, Prakash LR, Katz MHG. Pancreatic neuroendocrine tumors [J]. *Curr Opin Gastroenterol*, 2019,35(5):468-477.
- [3] Liu X, Chen B, Chen J, et al. The incidence, prevalence, and survival analysis of pancreatic neuroendocrine tumors in the United States [J]. *J Endocrinol Invest*, 2023,46(7):1373-1384.
- [4] Nagtegaal ID, Odze RD, Klimstra D, et al. The 2019 WHO classification of tumours of the digestive system [J]. *Histopathology*, 2020,76(2):182-188.
- [5] Helderman NC, Suerink M, Kiliç G, et al. Relation between WHO classification and location- and functionality-based classifications of neuroendocrine neoplasms of the digestive tract [J]. *Neuroendocrinology*, 2024,114(2):120-133.
- [6] 中国抗癌协会神经内分泌肿瘤专业委员会. 中国抗癌协会神经内分泌肿瘤诊治指南(2022 年版) [J]. *中国癌症杂志*, 2022,32(6):545-580.
- [7] Javed AA, Pulvirenti A, Razi S, et al. Grading pancreatic neuroendocrine tumors via endoscopic ultrasound-guided fine needle aspiration: a multi-institutional study [J]. *Ann Surg*, 2023,277(6):1284-1290.
- [8] 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.
- [9] Rizzo S, Botta F, Raimondi S, et al. Radiomics: the facts and the challenges of image analysis [J]. *Eur Radiol Exp*, 2018,2(1):36.
- [10] 刘菲涂,杜芳,程海泉. 基于 MRI 图像纹理分析的应用及研究进展 [J]. *中国医学计算机成像杂志*, 2018,24(5):426-429.
- [11] Gillies RJ, Kinahan PE, Hricak H. Radiomics: images are more than pictures, they are data [J]. *Radiology*, 2016,278(2):563-577.
- [12] 张姣,邵立江,乔琛,等. 深度学习在医学影像研究中的应用 [J]. *数学建模及其应用*, 2023,12(3):15-32.
- [13] Martín Noguero T, Paulano-Godino F, Martín-Valdivia MT, et al. Strengths, weaknesses, opportunities, and threats analysis of artificial intelligence and machine learning applications in radiology [J]. *J Am Coll Radiol*, 2019,16(9):1239-1247.
- [14] Chiti G, Grazzini G, Cozzi D, et al. Imaging of pancreatic neuroendocrine neoplasms [J]. *Int J Environ Res Public Health*, 2021,18(17):8895.
- [15] Wang YW, Zhang XH, Wang BT, et al. Value of texture analysis of intravoxel incoherent motion parameters in differential diagnosis of pancreatic neuroendocrine tumor and pancreatic adenocarcinoma [J]. *Chin Med Sci J*, 2019,34(1):1-9.
- [16] Song T, Zhang QW, Duan SF, et al. MRI-based radiomics approach for differentiation of hypovascular non-functional pancreatic neuroendocrine tumors and solid pseudopapillary neoplasms of the pancreas [J]. *BMC Med Imaging*, 2021,21(1):36.
- [17] Shi YJ, Zhu HT, Liu YL, et al. Radiomics analysis based on diffusion

- kurtosis imaging and t2 weighted imaging for differentiation of pancreatic neuroendocrine tumors from solid pseudopapillary tumors [J]. *Front Oncol*, 2020,10:1624.
- [18] Zhang T, Xiang Y, Wang H, et al. Radiomics combined with multiple machine learning algorithms in differentiating pancreatic ductal adenocarcinoma from pancreatic neuroendocrine tumor; more hands produce a stronger flame[J]. *J Clin Med*, 2022,11(22):6789.
- [19] Han X, Yang J, Luo J, et al. Application of CT-based radiomics in discriminating pancreatic cystadenomas from pancreatic neuroendocrine tumors using machine learning methods[J]. *Front Oncol*, 2021,11:606677.
- [20] Shi YJ, Zhu HT, Li XT, et al. Histogram array and convolutional neural network of DWI for differentiating pancreatic ductal adenocarcinomas from solid pseudopapillary neoplasms and neuroendocrine neoplasms[J]. *Clin Imaging*, 2023,96:15-22.
- [21] Li WX, Miao F, Xu XQ, et al. Pancreatic neuroendocrine neoplasms; ct spectral imaging in grading[J]. *Acad Radiol*, 2021,28(2):208-216.
- [22] Salahshour F, Mehrabinejad MM, Zare Dehnavi A, et al. Pancreatic neuroendocrine tumors (pNETs): the predictive value of MDCT characteristics in the differentiation of histopathological grades[J]. *Abdom Radiol (NY)*, 2020,45(10):3155-3162.
- [23] De Robertis R, Maris B, Cardobi N, et al. Can histogram analysis of MR images predict aggressiveness in pancreatic neuroendocrine tumors? [J]. *Eur Radiol*, 2018,28(6):2582-2591.
- [24] Guo C, Zhuge X, Wang Z, et al. Textural analysis on contrast-enhanced CT in pancreatic neuroendocrine neoplasms; association with WHO grade[J]. *Abdom Radiol (NY)*, 2019,44(2):576-585.
- [25] Wang X, Qiu JJ, Tan CL, et al. Development and validation of a novel radiomics-based nomogram with machine learning to preoperatively predict histologic grade in pancreatic neuroendocrine tumors[J]. *Front Oncol*, 2022,12:843376.
- [26] Ye JY, Fang P, Peng ZP, et al. A radiomics-based interpretable model to predict the pathological grade of pancreatic neuroendocrine tumors[J]. *Eur Radiol*, 2024,34(3):1994-2005.
- [27] Zhang T, Zhang Y, Liu X, et al. Application of radiomics analysis based on ct combined with machine learning in diagnostic of pancreatic neuroendocrine tumors patient's pathological grades [J]. *Front Oncol*, 2021,10:521831.
- [28] Park YJ, Park YS, Kim ST, et al. A machine learning approach using [18f] fdg pet-based radiomics for prediction of tumor grade and prognosis in pancreatic neuroendocrine tumor[J]. *Mol Imaging Biol*, 2023,25(5):897-910.
- [29] Luo Y, Chen X, Chen J, et al. Preoperative prediction of pancreatic neuroendocrine neoplasms grading based on enhanced computed tomography imaging; validation of deep learning with a convolutional neural network [J]. *Neuroendocrinology*, 2020,110(5):338-350.
- [30] Ahmed TM, Zhu Z, Yasrab M, et al. Preoperative prediction of lymph node metastases in nonfunctional pancreatic neuroendocrine tumors using a combined ct radiomics-clinical model[J]. *Ann Surg Oncol*, 2024,31(12):8136-8145.
- [31] Mapelli P, Bezzi C, Muffatti F, et al. Preoperative assessment of lymph nodal metastases with [68Ga]Ga-DOTATOC PET radiomics for improved surgical planning in well-differentiated pancreatic neuroendocrine tumours[J]. *Eur J Nucl Med Mol Imaging*, 2024,51(9):2774-2783.
- [32] Gu W, Chen Y, Zhu H, et al. Development and validation of CT-based radiomics deep learning signatures to predict lymph node metastasis in non-functional pancreatic neuroendocrine tumors; a multicohort study[J]. *Eclinical Medicine*, 2023,65:102269.
- [33] Mori M, Palumbo D, Muffatti F, et al. Prediction of the characteristics of aggressiveness of pancreatic neuroendocrine neoplasms (PanNENs) based on CT radiomic features [J]. *Eur Radiol*, 2023,33(6):4412-4421.
- [34] Ma M, Gu W, Liang Y, et al. A novel model for predicting post-operative liver metastasis in R0 resected pancreatic neuroendocrine tumors; integrating computational pathology and deep learning-radiomics[J]. *J Transl Med*, 2024,22(1):768.
- [35] 王树堂,周瑞生,周岱翰. 实体瘤中医疗效评价标准的再优化与实施[J]. *中医学肿瘤学杂志*, 2023,5(4):1-5.
- [36] Xu N, Guo X, Ouyang Z, et al. Multiparametric MRI-based radiomics combined with pathomics features for prediction of the efficacy of neoadjuvant chemotherapy in breast cancer[J]. *Heliyon*, 2024,10(2):e24371.
- [37] Peng J, Zhang X, Hu Y, et al. Deep learning to estimate response of concurrent chemoradiotherapy in non-small-cell lung carcinoma [J]. *J Transl Med*, 2024,22(1):896.
- [38] 梅文通,李非. 胰腺神经内分泌肿瘤手术治疗的研究现状 [J]. *中华普通外科杂志*, 2022,37(11):867-870.
- [39] Chen L, Wang W, Jin K, et al. Special issue "The advance of solid tumor research in China": prediction of sunitinib efficacy using computed tomography in patients with pancreatic neuroendocrine tumors[J]. *Int J Cancer*, 2023,152(1):90-99.
- [40] Homs M, Soyer P, Coriat R, et al. A preoperative computed tomography radiomics model to predict disease-free survival in patients with pancreatic neuroendocrine tumors [J]. *Eur J Endocrinol*, 2023,189(4):476-484.
- [41] Heo S, Park HJ, Kim HJ, et al. Prognostic value of CT-based radiomics in grade 1-2 pancreatic neuroendocrine tumors[J]. *Cancer Imaging*, 2024,24(1):28.
- [42] Song C, Wang M, Luo Y, et al. Predicting the recurrence risk of pancreatic neuroendocrine neoplasms after radical resection using deep learning radiomics with preoperative computed tomography images[J]. *Ann Transl Med*, 2021,9(10):833.

(收稿日期:2025-12-12;修回日期:2025-03-20)

(本文编辑:林 贇)