

# 影像组学在胰腺导管腺癌诊疗中的研究进展

潘炜枫, 肖文波\*

浙江大学医学院附属第一医院放射科, 浙江 杭州

收稿日期: 2025年6月9日; 录用日期: 2025年7月2日; 发布日期: 2025年7月9日

## 摘要

胰腺导管腺癌(PDAC)是一种恶性程度高、预后极差的消化系统肿瘤, 早期诊断困难且传统影像学评估存在主观性强、敏感性不足等局限。影像组学通过提取医学影像中的高通量定量特征并结合机器学习算法, 为PDAC的精准诊疗提供了新思路。本文就影像组学在PDAC的诊断及鉴别诊断、生物学行为预测、疗效评估、预后预测等方面的研究进行综述, 并展望未来发展方向。

## 关键词

胰腺导管腺癌, 影像组学, 研究进展

# Advances in Radiomics for the Diagnosis and Treatment of Pancreatic Ductal Adenocarcinoma

Weifeng Pan, Wenbo Xiao\*

Department of Radiology, The First Affiliated Hospital, Zhejiang University School of Medicine, Hangzhou Zhejiang

Received: Jun. 9<sup>th</sup>, 2025; accepted: Jul. 2<sup>nd</sup>, 2025; published: Jul. 9<sup>th</sup>, 2025

## Abstract

Pancreatic Ductal Adenocarcinoma (PDAC) is a highly malignant tumor of the digestive system with an extremely poor prognosis. Early diagnosis remains challenging due to the limitations of conventional imaging, including subjective variability and insufficient sensitivity. Radiomics, by extracting high-throughput quantitative features from medical images and integrating machine learning algo-

\*通讯作者。

文章引用: 潘炜枫, 肖文波. 影像组学在胰腺导管腺癌诊疗中的研究进展[J]. 临床医学进展, 2025, 15(7): 432-440.  
DOI: 10.12677/acm.2025.1572006

rithms, provides novel insights for the precision diagnosis and treatment of PDAC. This article reviews the research progress of radiomics in PDAC diagnosis and differential diagnosis, prediction of biological behavior, treatment efficacy evaluation, and prognostic prediction, while also discussing future development directions.

## Keywords

Pancreatic Ductal Adenocarcinoma, Radiomics, Research Advances

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

胰腺癌是一类具有高度致死性的消化系统恶性肿瘤,约90%的胰腺癌是外分泌肿瘤,最常见的病理类型为胰腺导管腺癌(Pancreatic Ductal Adenocarcinoma, PDAC) [1]。其发生率及死亡率均呈逐年升高趋势,在全球癌症发病率中位列第12位,肿瘤相关死亡率位居第6位,且预后极差,5年生存率仅为13% [2]。对于患者而言,唯一的治疗方法是实施根治性手术[3]。然而,由于PDAC具有早期症状隐匿、侵袭性强的特点,约80%的患者在晚期被诊断,治疗变得尤为复杂[4]。因此,亟需开发更精准化的诊断、预测模型及治疗方案,以优化临床决策,并改善患者预后。

影像学检查在PDAC患者的治疗决策中发挥了重要作用,常用的影像学检查方法包括超声、计算机断层扫描(Computed Tomography, CT)、磁共振成像(Magnetic Resonance Imaging, MRI)及正电子发射断层扫描(Positron Emission Tomography, PET) [5],其中CT是评估PDAC的首选检查方法[6]。然而,传统的影像学检查存在一定的局限性,如依赖单一解剖结构显像难以有效检测早期肿瘤病灶,降低早期诊断率,且在肿瘤监测、疗效评估及预后判断等方面表现出一定的时间滞后性。此外,影像学诊断结果容易受到诊断医师专业能力的干扰,存在潜在的主观偏差[7]。影像组学(Radiomics)作为医学影像学与计算机科学的交叉学科,通过将医学影像图像转换为高通量定量特征数据,并运用自动化的生物信息学工具对数据进行挖掘分析,进而构建预测模型以克服传统影像学检查的局限性,提高PDAC的早期诊断率、精准分期能力以及疗效预测和预后评估的准确性[8]。本文旨在对影像组学在PDAC诊疗领域的应用研究进展进行文献综述,并总结当前研究中存在的不足之处,展望其未来发展方向。

## 2. 影像组学概述

影像组学这一概念最早于2012年由Lambin等学者提出,其理论核心在于通过高通量提取技术从常规放射影像中获取定量影像特征参数[9]。同年,Kumar等[10]明确指出影像组学应整合CT、MRI或PET,高通量地提取并分析多维定量影像特征。其主要工作流程通常包括以下步骤:数据收集与预处理、图像分割、特征提取、特征选择与降维、模型构建与验证[11]。特征提取是影像组学分析中的关键步骤,所提取的特征包括了形态学特征、强度特征、纹理特征等多种类型,然而某些特征与参数间存在显著的相关性。因此,采用主成分分析、方差阈值法等方法进行特征降维,是确保后续分析可靠性的必要步骤[12]。目前,多种影像学模态(如CT、MRI、PET等)在PDAC的影像组学研究中得到了广泛应用及深入探索,这些研究为PDAC的精准诊断、治疗评估及预后预测提供了重要依据,展现出了显著的临床应用潜力。

### 3. 影像组学在 PDAC 诊断和鉴别诊断的应用

早期 PDAC 患者的手术切除率可达 90%~100%，术后 5 年生存率为 70%~100%，而进展期 PDAC 的 5 年生存率通常不足 5%，故提高 PDAC 早诊率意义重大[13]。传统的影像学检查方法在检测早期微小病灶方面存在局限性，影像组学通过高通量特征提取和定量分析，可显著提升 PDAC 的早期诊断能力。Mukherjee 等[14]基于 CT 建立了 4 种影像组学模型，包括 K 近邻算法(K-Nearest Neighbors, KNN)、支持向量机(Support Vector Machine, SVM)、随机森林(Random Forest, RF)及极限梯度提升(Extreme Gradient Boosting, XGBoost)，可在 PDAC 临床确诊前 3-36 个月发现胰腺组织的微小异质性，识别早期微小病灶，其中 SVM 模型具有最优效能，其灵敏度、特异度分别为 95.5%、90.3%，准确率可达到 92.2%，且显著优于放射科医生的肉眼判断(AUC: 0.98 vs 0.66,  $P < 0.001$ )。Chu 等[15]开展了一项回顾性队列研究，纳入了 190 例经病理证实的 PDAC 患者及 190 例无已知胰腺疾病的健康对照者，基于 CT 图像提取了 478 个影像组学特征，并筛选出 40 个特征进行分析，构建了 RF 模型，旨在区分 PDAC 和正常胰腺组织，在验证组中所有 PDAC 患者被正确分类，总体准确率为 99.2%，AUC 达 0.999，灵敏度为 100%，特异度为 98.5%。另外，Wu 等[16]为预测 PDAC 的分期(早期：I~II 期，晚期：III~IV 期)，通过双能 CT 获得多能谱图像(Polyenergetic Images, PEIs)和虚拟单能图像(Virtual Monoenergetic Images, VMIs)，基于动脉期和静脉期图像分别提取并筛选出了 19 个及 11 个最佳放射组学特征，结果显示基于 PEI 的组学模型在训练组和验证组中的 AUC 均为 0.92，基于 VMI 的组学模型在训练组和验证组中的 AUC 分别为 0.96 和 0.94，且结合临床特征(肿瘤直径和肿瘤门静脉期密度)后，联合模型在训练组和验证组中的 AUC 分别为 0.97 和 0.91，均表现出优秀的预测性能，为肿瘤分期提供了有力的工具。

在 PDAC 与其他胰腺良恶性疾病的鉴别诊断方面，影像组学同样展现出显著的诊断效能优势，为实现精准诊断及优化临床决策提供了重要依据。在 PDAC 与慢性胰腺炎的鉴别中，Tong 等[17]开发了一种基于超声造影图像的深度学习放射组学模型，其在训练组、内部验证组、外部验证组 1 和 2 中的 AUC 分别为 0.986、0.978、0.967 和 0.953，且在三个验证组中，该模型的灵敏度和特异度均高于或等于 5 位放射科医生的诊断结果。而在早期 PDAC (<2 cm)与胰腺神经内分泌肿瘤的鉴别中，Shen 等[18]基于 MRI 图像(T2WI、T1WI、DWI、动脉期、门静脉期和延迟期)提取了 7338 个放射组学特征，筛选出 9 个最佳特征用于构建放射组学评分模型，该模型在训练组、验证组中的 AUC 分别为 0.905、0.930，结合糖类抗原 19-9、肿瘤边缘和胰管扩张这 3 个临床特征后，融合模型表现出更优的判别性能，在训练组、验证组中的 AUC 分别为 0.977、0.941。此外，在一项鉴别 PDAC 和局灶型自身免疫性胰腺炎的研究中，Li 等[19]基于 CT 门静脉期图像构建了影像组学评分模型，其对 PDAC 诊断的灵敏度、特异度和准确度分别为 95.24%、92.73%和 0.94，AUC 为 0.97，为 PDAC 的鉴别诊断提供了一种准确的、非侵入性的工具。

上述研究表明，影像组学可有效提升 PDAC 的早期诊断率，提高诊断灵敏度、特异度和准确度，有望降低有创性的组织病理活检率，还可用于预测 PDAC 临床分期，为患者精准诊疗提供重要的技术支持。

### 4. 影像组学在 PDAC 生物学行为预测的应用

PDAC 具有极强的侵袭能力，常规影像学检查在评估 PDAC 生物学特征方面存在一定的局限性，主要体现在对淋巴结转移的精确分期以及对远处转移的检测敏感度不足[20]。鉴于 PDAC 的生物学行为与肿瘤治疗策略的选择及患者预后显著相关，建立准确的生物学行为预测模型对于优化个体化治疗方案、改善患者预后具有重要的临床意义。影像组学在 PDAC 淋巴结转移预测中展现出重要价值，如 Bian 等[21]基于 CT 动脉期图像提取并分析了 13 个组学特征，在训练队列和验证队列中均与淋巴结转移显著相关( $P < 0.05$ )，并开发了一个影像组学列线图，在两组队列均表现出良好的预测效能，AUC 分别为 0.75、

0.81。再有 Zeng 等[22]基于增强 MRI 和增强 CT 图像分别构建了影像组学模型,结果显示基于 MRI 的影像组学模型(训练队列 AUC = 0.791; 验证队列 AUC = 0.786)比 CT 影像组学(训练队列 AUC = 0.672; 验证队列: AUC = 0.655)具有更好的预测淋巴结转移的性能,且显著优于两名具有丰富经验的放射科医生的诊断结果,为 PDAC 患者术前评估淋巴结转移情况提供了一种非侵入性的工具。对于 PDAC 远处转移的研究,Shi 等[23]回顾性分析了 2012 年 1 月至 2022 年 10 月共 302 名 PDAC 患者,旨在预测 PDAC 隐匿性腹膜转移(Occult Peritoneal Metastases, OPM),该研究从 CT 图像中提取组学特征,采用互信息和最小绝对收缩与选择算子算法选择特征,并结合患者 CA19-9、T 分期和 N 分期构建组合模型,该模型在训练组、内部验证组、外部验证组的 AUC 分别为 0.853、0.845、0.852,展现出优异的预测效能。另外,Zhang 等[24]开发了一个影像组学列线图,用于鉴别晚期胰腺癌伴肝脏转移与其他转移模式的病理类型,该研究从门静脉期 CT 图像中提取了定量组学特征,并采用随机森林分类器进行特征筛选,结果显示该列线图在训练队列和验证队列中均表现出优异的区分能力,AUC 分别为 0.93 和 0.81,同时具有较高的校准性,表明该模型在区分胰腺癌不同转移模式方面具有良好的临床实用性和可靠性。这一研究为晚期胰腺癌转移模式的精确鉴别提供了潜在的影像学工具,可能有助于临床治疗决策的优化。

组织病理分级是 PDAC 患者预后的独立危险因素,肿瘤分化程度与侵袭性呈负相关,即分化程度越低(如低分化或未分化),肿瘤的侵袭性越强,患者总体生存期越短[25]。有研究表明,对于低分化肿瘤患者,接受新辅助治疗相较于直接手术的患者能够获得更长的生存期[26]。然而,组织病理分级通常需通过手术切除标本的病理学检查才能确定,在初始治疗决策时通常无法获取。影像组学作为一种非侵入性技术,能够通过定量分析影像特征,为 PDAC 患者术前无创性评估组织病理分级提供可靠的辅助工具,从而优化治疗策略的选择。例如,Cen 等[27]构建了结合影像组学特征和临床特征的列线图,旨在区分高级别和低级别 PDAC,结果显示基于动脉期和门静脉期 CT 图像的影像组学模型表现优异(训练组 AUC = 0.78; 验证组 AUC = 0.75),结合临床特征(CA125、吸烟史)后,列线图表现出最优的预测性能(训练组 AUC = 0.80; 验证组 AUC = 0.77)。再有 Liao 等[28]纳入 198 例经病理学证实的 PDAC 患者,基于增强 CT 动脉期和静脉期图像建立了 5 种影像组学模型以预测 PDAC 病理学分级,其中 RF 模型表现出最佳的预测效能,该模型在训练组中的灵敏度、特异度和准确度分别为 86.4%、86.3%和 86.4%,AUC 为 0.943,为术前病理分级预测提供了有力的工具。

此外,影像组学与 PDAC 分子特征的无创关联分析也逐渐成为研究热点。Ki-67 作为一种核蛋白,其表达水平可有效反应肿瘤细胞的增殖活性,在 PDAC 中,Ki-67 的高表达可能与更高的肿瘤分级相关,提示其可能作为肿瘤侵略性的分子标志物[29]。Li 等[30]基于 CT 门静脉期图像,采用 Relief 特征选择算法和线性判别分析提取了 12 个影像组学特征以构建预测模型,该模型在训练组、测试组和外部验证组中展现出较高的诊断效能,AUC 分别为 0.948、0.927 和 0.824。为进一步提升预测性能,研究者整合 CT 图像中淋巴结状态及血清 CA19-9 水平,构建了影像组学列线图,其 AUC 值分别达到 0.976、0.955 和 0.882。再有学者[31]基于术前非增强 MRI 图像开发了一种机器学习分类器,旨在预测 PDAC 患者 CD20 的表达水平,该分类器在训练队列和验证队列中的 AUC 均为 0.79,表现出良好的预测性能,可能为 PDAC 患者的免疫治疗方案选择提供有价值的参考依据。另有研究表明,从 $^{18}\text{F}$ FDG PET 图像中提取的影像组学特征与 PDAC 的糖酵解活性标志物单羧酸转运蛋白-4 (Monocarboxylate Transporter-4, MCT4)的表达水平相关[32]。复杂热图可视化分析显示,MCT4 高表达/异质性亚组的 PDAC 具有独特的 $^{18}\text{F}$ FDG PET 影像特征,包括更高的最大标准化摄取值(Maximum Standardized Uptake Value, SUVmax)、平均标准化摄取值(Mean Standardized Uptake Value, SUVmean)以及反应局部代谢异质性的纹理特征。这些影像特征有望成为潜在的影像标志物,用于区分不同生物学亚型,从而指导高糖酵解活性肿瘤的靶向治疗。

上述研究表明, 影像组学在 PDAC 淋巴结转移、远处转移、组织病理分级和分子特征预测方面展现出潜在的临床应用价值。然而, 现有研究仍存在样本量有限、模型泛化能力不足等技术瓶颈。为提升影像组学模型的预测性能, 建议通过多中心、大样本临床研究, 结合深度学习等新一代人工智能算法进行验证, 进一步提高模型的预测准确性、稳健性及可解释性, 这将对推动影像组学技术的临床转化应用产生积极影响。

## 5. 影像组学在 PDAC 疗效评估中的应用

PDAC 的疗效评估对患者下一步治疗方案的制定重要的指导价值。目前, 实体肿瘤疗效评价标准(Response Evaluation Criteria in Solid Tumors, RECIST)作为临床实践中的常规评价体系, 主要依据肿瘤最大径线变化进行治疗反应的量化评估[33]。然而, 有研究表明, 部分患者在治疗后表现出明显的肿瘤微环境改变, 包括肿瘤纤维化程度与肿瘤活性成分比例的重塑, 但肿瘤大小并未发生显著变化, 这提示传统的影像学评估方法存在一定的局限性[34]。影像组学技术通过将医学图像转化为高通量定量特征, 为肿瘤治疗反应的精准评估提供了新的技术路径。例如, Ikuta 等[35]基于化疗后 CT 图像提取组学特征, 并采用 4 种机器学习算法构建模型, 旨在评估 PDAC 患者术前化疗的疗效, 其中基于轻量级梯度提升机(Light Gradient Boosting Machine, LGBM)算法构建的模型展现出最优的预测性能, 其 AUC 在训练组和测试组中分别达到 0.902、0.923, 显著优于其他模型, 为影像组学在 PDAC 化疗疗效评估中的应用提供了重要的实验依据。另外, Borhani 等[36]基于 CT 动脉晚期图像提取纹理特征, 发现正像素平均值(Mean Positive Pixels, MPP)与新辅助化疗后的组织学反应显著相关( $P < 0.01$ ), MPP 较高的患者能获得更好的治疗反应( $OR = 1.06$ , 95%CI: 1.002~1.12), 可作为预测新辅助化疗疗效的潜在生物标志物。再有 Gregucci 等[37]纳入了 37 例接受体部立体定向放射治疗(Stereotactic Body Radiotherapy, SBRT)的晚期 PDAC 患者, 基于增强 CT 图像提取了 27 个放射组学特征, 旨在预测患者局部反应。单因素分析显示, 强度直方图、灰度共生矩阵和邻域强度差与局部反应具有显著相关性( $P < 0.05$ ), 其中灰度共生矩阵( $P = 0.007$ )和邻域强度差( $P = 0.03$ )是该队列中局部治疗反应的独立预测因素, 所构建的预测模型的 AUC 达 0.851。而 Simpson 等[38]纳入 20 例接受 SBRT 的 PDAC 患者, 基于低场强(0.35 T) MRI 图像中构建了随机森林和最小绝对收缩和选择算子(Least Absolute Shrinkage and Selection Operator, LASSO)分类模型以预测治疗反应, 发现两种模型均表现出较高的预测效能, AUC 均为 0.81, 提示其在 PDAC 放疗疗效评估中具有潜在应用价值。

上述研究表明, 影像组学在 PDAC 放化疗疗效评估和预测领域展现出潜力, 且某些组学特征具有较好的预测价值。但目前证据尚不充分, 后续需开展大样本、多中心的前瞻性队列研究, 并通过机器学习算法筛选和验证稳定性高、可重复性强的影像组学生物标志物, 将成为提升疗效评估模型预测效能的研究方向。

## 6. 影像组学在 PDAC 预后预测中的应用

影像组学除了在 PDAC 诊断、鉴别诊断、生物学行为预测及疗效评估等方面具有潜在应用价值, 还可实现对 PDAC 患者的预后评估, 包括根治性手术切除术后患者及不可切除晚期患者的预后。在探讨可切除 PDAC 患者生存预后的研究中, Park 等[39]纳入 153 名接受根治性手术切除的 PDAC 患者, 基于术前 CT 图像筛选出了 10 个最相关的影像组学特征, 结果显示基于影像组学特征构建的预测模型在区分高风险组(生存时间  $< 1$  年)与低风险组(生存时间  $> 3$  年)方面具有 82.2%的准确率, 且单纯基于临床指标的生存预测模型的一致性指数(Concordance Index, C-index)为 0.6785, 整合 CT 影像组学特征后模型 C-index 可达 0.7414。同样, Yoo 等[40]纳入 627 名可切除的 PDAC 患者, 采用 LASSO 回归分析基于术前 $^{18}\text{F}$ FDG PET/CT 图像提取了 7 个最具预测价值的影像组学特征, 并构建了 LASSO 评分系统, 结果显示 LASSO

评分与 PDAC 患者总生存期(Overall Survival, OS)显著相关( $HR = 2.946$ ,  $95\%CI: 2.093 \sim 4.148$ ,  $P < 0.001$ ), 且 LASSO 评分对 OS 的预测性能优于传统 PET 参数(如 SUVmax、SUVmean 等), 有助于制定可切除 PDAC 患者的治疗和随访计划。在对不可切除晚期 PDAC 患者生存预后的研究中, Parr 等[41]纳入 74 名接受 SBRT 的晚期 PDAC 患者, 基于治疗前的 CT 影像提取了 800 余个影像组学特征, 并筛选出 6 个最优特征构建生存预测模型。研究结果表明, 该影像组学模型的预测效能( $C-index = 0.66$ )显著优于临床模型( $C-index = 0.54$ ), 而结合影像组学与临床特征的综合模型预测效能略有提升( $C-index = 0.68$ )。Shao 等[42]则纳入了 52 例接受高强度聚焦超声治疗的晚期 PDAC 患者, 基于治疗前 MRI 图像共提取了 1132 个影像组学特征, 并通过 LASSO 回归分析筛选出 11 个影像组学特征用于构建 RAD 评分, 该模型在训练队列和验证队列的 AUC 分别为 0.722 和 0.705。此外, RAD 评分是患者 OS 的独立危险因素( $HR = 3.224$ ,  $95\%CI: 1.876 \sim 5.542$ ,  $P < 0.001$ )。为进一步提高预测效能, 研究结合临床病理因素构建了影像组学列线图, 其在训练队列和验证队列中的 AUC 分别为 0.805 和 0.800, 表明其具有更高的预测准确性。

上述研究表明, 影像组学在 PDAC 预后预测领域展现出应用潜力, 其适用范围涵盖术后生存评估及不可切除胰腺癌的预后预测。然而, 由于不同研究在数据来源、特征提取方法及模型构建策略等方面存在异质性, 影像组学在 PDAC 预后评估中的临床价值仍需要进一步通过大样本、多中心的前瞻性研究予以验证。

## 7. 不足与展望

在 PDAC 的研究中, 影像组学虽展现出重要潜力, 但仍存在以下几点问题: ① 模型输入(影像数据)差异巨大: 研究使用的影像模态(CT, MRI, PET-CT, CEUS)、设备厂商、扫描协议(如层厚、重建算法、对比剂方案、扫描时相)、场强(MRI)等存在显著不同。这些技术参数的差异会直接影响图像特征的可重复性, 使得在不同中心或使用不同设备获取的数据上训练的模型性能可能大幅下降。② 特征工程策略缺乏标准化: 从图像分割(手动、半自动、自动; 勾画者间/内差异)、特征提取(算法、软件平台)、到特征筛选与降维等关键步骤均缺乏统一标准。不同研究提取的特征数量(从几十到数千不等)和类型(形态学、一阶统计、纹理、高阶特征)差异显著, 筛选出的“最佳特征集”更是千差万别。这种特征工程流程的异质性使得不同研究构建的模型本质上是基于不同的信息子集, 其结果(如报道的 AUC 值)难以进行有意义的直接比较, 也降低了模型的可解释性和临床适用性。例如, Chu 等[15]从 CT 提取 478 个特征筛选至 40 个, 而 Shen 等[18]从 MRI 提取 7338 个特征仅筛选出 9 个, 这种数量级和筛选策略的差异直接影响模型的稳定性和泛化能力。③ 验证策略不足: 多数研究基于单中心、小样本的回顾性数据, 且外部独立验证比例低。模型在内部验证集上表现优异(如高 AUC)可能在很大程度上源于对特定数据集的过度拟合(overfitting), 而在面对不同人群或不同中心的真实世界数据时性能可能显著下降。回顾性研究固有的选择偏倚也限制了结论的普适性。④ 影像组学模型多停留在回顾性验证阶段, 缺乏前瞻性临床试验支持其临床实用性, 存在临床转化壁垒。

为了克服上述问题, Lambin 等[43]开发了影像组学质量评分(Radiomics Quality Score, RQS)体系, 该评分系统基于 16 项标准化评价指标构建, 旨在建立统一的影像组学方法学质量评估标准。然而遗憾的是, 本综述所引用的绝大多数原始研究均未报告系统性的质量评价结果(如 RQS 评分), 这将难以判断研究结论是否受到病例选择、图像分割主观性、特征工程过拟合、验证不充分等因素的影响。未来的研究应积极采纳 RQS 等标准化评价工具, 在研究设计、实施和报告中明确体现方法学质量, 提升结果的可信度和可比性。影像组学作为精准医学领域的重要技术手段, 其未来发展将从以下几个维度展开: ① 建立统一的影像采集、预处理及特征提取国际标准, 推动多中心大样本数据库的构建, 以克服数据异质性并提升模型泛化能力; ② 进一步结合新型成像技术, 如 PET-MRI、双能 CT 等, 实现对肿瘤生物学行为的系统

性评估, 为疾病诊断与治疗决策提供更为全面、可靠的影像学依据; ③ 通过前瞻性、多中心临床试验评估影像组学模型的临床效用, 并探索其与传统临床诊疗指南的整合模式, 加速技术向临床应用的转化进程; ④ 针对医学影像数据共享中的隐私保护问题, 构建基于加密算法的安全计算平台, 确保数据利用过程符合国际医学伦理准则。

综上所述, 影像组学作为一种快速发展的前沿技术, 具有显著的临床应用价值, 随着大数据分析技术和深度学习算法的持续优化, 相信影像组学在 PDAC 诊疗过程中的应用价值将进一步得到验证和提升。

## 参考文献

- [1] Yao, L., Zhang, Z., Keles, E., Yazici, C., Tirkes, T. and Bagci, U. (2023) A Review of Deep Learning and Radiomics Approaches for Pancreatic Cancer Diagnosis from Medical Imaging. *Current Opinion in Gastroenterology*, **39**, 436-447. <https://doi.org/10.1097/mog.0000000000000966>
- [2] Bray, F., Laversanne, M., Sung, H., Ferlay, J., Siegel, R.L., Soerjomataram, I., et al. (2024) Global Cancer Statistics 2022: GLOBOCAN Estimates of Incidence and Mortality Worldwide for 36 Cancers in 185 Countries. *CA: A Cancer Journal for Clinicians*, **74**, 229-263. <https://doi.org/10.3322/caac.21834>
- [3] Kaczor-Urbanowicz, K.E., Cheng, J., King, J.C., Sedarat, A., Pandol, S.J., Farrell, J.J., et al. (2020) Reviews on Current Liquid Biopsy for Detection and Management of Pancreatic Cancers. *Pancreas*, **49**, 1141-1152. <https://doi.org/10.1097/mpa.0000000000001662>
- [4] Park, W., Chawla, A. and O'Reilly, E.M. (2021) Pancreatic Cancer. *JAMA*, **326**, 851-862. <https://doi.org/10.1001/jama.2021.13027>
- [5] Marti-Bonmati, L., Cerdá-Alberich, L., Pérez-Girbés, A., Díaz Beveridge, R., Montalvá Orón, E., Pérez Rojas, J., et al. (2022) Pancreatic Cancer, Radiomics and Artificial Intelligence. *The British Journal of Radiology*, **95**, Article ID: 20220072. <https://doi.org/10.1259/bjr.20220072>
- [6] Lee, E.S. (2014) Imaging Diagnosis of Pancreatic Cancer: A State-of-the-Art Review. *World Journal of Gastroenterology*, **20**, 7864-7877. <https://doi.org/10.3748/wjg.v20.i24.7864>
- [7] Yang, Y., Liu, J., Gui, Y., Lei, L. and Zhang, S. (2017) Relationship between Autophagy and Perineural Invasion, Clinicopathological Features, and Prognosis in Pancreatic Cancer. *World Journal of Gastroenterology*, **23**, 7232-7241. <https://doi.org/10.3748/wjg.v23.i40.7232>
- [8] Gillies, R.J., Kinahan, P.E. and Hricak, H. (2016) Radiomics: Images Are More than Pictures, They Are Data. *Radiology*, **278**, 563-577. <https://doi.org/10.1148/radiol.2015151169>
- [9] Lambin, P., Rios-Velazquez, E., Leijenaar, R., Carvalho, S., van Stiphout, R.G.P.M., Granton, P., et al. (2012) Radiomics: Extracting More Information from Medical Images Using Advanced Feature Analysis. *European Journal of Cancer*, **48**, 441-446. <https://doi.org/10.1016/j.ejca.2011.11.036>
- [10] Kumar, V., Gu, Y., Basu, S., Berglund, A., Eschrich, S.A., Schabath, M.B., et al. (2012) Radiomics: The Process and the Challenges. *Magnetic Resonance Imaging*, **30**, 1234-1248. <https://doi.org/10.1016/j.mri.2012.06.010>
- [11] Rizzo, S., Botta, F., Raimondi, S., Origgi, D., Fanciullo, C., Morganti, A.G., et al. (2018) Radiomics: The Facts and the Challenges of Image Analysis. *European Radiology Experimental*, **2**, Article No. 36. <https://doi.org/10.1186/s41747-018-0068-z>
- [12] de la Pinta, C. (2022) Radiomics in Pancreatic Cancer for Oncologist: Present and Future. *Hepatobiliary & Pancreatic Diseases International*, **21**, 356-361. <https://doi.org/10.1016/j.hbpd.2021.12.006>
- [13] 中华医学会肿瘤分会早诊早治学组. 中华医学会肿瘤学分会胰腺癌早诊早治专家共识[J]. 中华肿瘤杂志, 2020, 42(9): 706-712.
- [14] Mukherjee, S., Patra, A., Khasawneh, H., Korfiatis, P., Rajamohan, N., Suman, G., et al. (2022) Radiomics-Based Machine-Learning Models Can Detect Pancreatic Cancer on Prediagnostic Computed Tomography Scans at a Substantial Lead Time before Clinical Diagnosis. *Gastroenterology*, **163**, 1435-1446.e3. <https://doi.org/10.1053/j.gastro.2022.06.066>
- [15] Chu, L.C., Park, S., Kawamoto, S., Fouladi, D.F., Shayesteh, S., Zinreich, E.S., et al. (2019) Utility of CT Radiomics Features in Differentiation of Pancreatic Ductal Adenocarcinoma from Normal Pancreatic Tissue. *American Journal of Roentgenology*, **213**, 349-357. <https://doi.org/10.2214/ajr.18.20901>
- [16] Wu, L., Cen, C., Yue, X., Chen, L., Wu, H., Yang, M., et al. (2024) A Clinical-Radiomics Nomogram Based on Dual-Layer Spectral Detector CT to Predict Cancer Stage in Pancreatic Ductal Adenocarcinoma. *Cancer Imaging*, **24**, Article No. 55. <https://doi.org/10.1186/s40644-024-00700-z>

- [17] Tong, T., Gu, J., Xu, D., Song, L., Zhao, Q., Cheng, F., *et al.* (2022) Deep Learning Radiomics Based on Contrast-Enhanced Ultrasound Images for Assisted Diagnosis of Pancreatic Ductal Adenocarcinoma and Chronic Pancreatitis. *BMC Medicine*, **20**, Article No. 74. <https://doi.org/10.1186/s12916-022-02258-8>
- [18] Shen, K., Su, W., Liang, C., Shi, D., Sun, J. and Yu, R. (2024) Differentiating Small (< 2 cm) Pancreatic Ductal Adenocarcinoma from Neuroendocrine Tumors with Multiparametric MRI-Based Radiomic Features. *European Radiology*, **34**, 7553-7563. <https://doi.org/10.1007/s00330-024-10837-x>
- [19] Li, J., Liu, F., Fang, X., Cao, K., Meng, Y., Zhang, H., *et al.* (2022) CT Radiomics Features in Differentiation of Focal-Type Autoimmune Pancreatitis from Pancreatic Ductal Adenocarcinoma: A Propensity Score Analysis. *Academic Radiology*, **29**, 358-366. <https://doi.org/10.1016/j.acra.2021.04.014>
- [20] Shin, J., Shin, S., Lee, J.H., Song, K.B., Hwang, D.W., Kim, H.J., *et al.* (2020) Lymph Node Size and Its Association with Nodal Metastasis in Ductal Adenocarcinoma of the Pancreas. *Journal of Pathology and Translational Medicine*, **54**, 387-395. <https://doi.org/10.4132/jptm.2020.06.23>
- [21] Bian, Y., Guo, S., Jiang, H., Gao, S., Shao, C., Cao, K., *et al.* (2022) Radiomics Nomogram for the Preoperative Prediction of Lymph Node Metastasis in Pancreatic Ductal Adenocarcinoma. *Cancer Imaging*, **22**, Article No. 4. <https://doi.org/10.1186/s40644-021-00443-1>
- [22] Zeng, P., Qu, C., Liu, J., Cui, J., Liu, X., Xiu, D., *et al.* (2022) Comparison of MRI and CT-Based Radiomics for Preoperative Prediction of Lymph Node Metastasis in Pancreatic Ductal Adenocarcinoma. *Acta Radiologica*, **64**, 2221-2228. <https://doi.org/10.1177/02841851221142552>
- [23] Shi, S., Lin, C., Zhou, J., Wei, L., chen, M., Zhang, J., *et al.* (2024) Development and Validation of a Deep Learning Radiomics Model with Clinical-Radiological Characteristics for the Identification of Occult Peritoneal Metastases in Patients with Pancreatic Ductal Adenocarcinoma. *International Journal of Surgery*, **110**, 2669-2678. <https://doi.org/10.1097/js9.0000000000001213>
- [24] Zhang, T., Dong, X., Zhou, Y., Liu, M., Hang, J. and Wu, L. (2021) Development and Validation of a Radiomics Nomogram to Discriminate Advanced Pancreatic Cancer with Liver Metastases or Other Metastatic Patterns. *Cancer Biomarkers*, **32**, 541-550. <https://doi.org/10.3233/cbm-210190>
- [25] König, A., Gros, H., Hinz, U., Hank, T., Kaiser, J., Hackert, T., *et al.* (2022) Refined Prognostic Staging for Resected Pancreatic Cancer by Modified Stage Grouping and Addition of Tumour Grade. *European Journal of Surgical Oncology*, **48**, 113-120. <https://doi.org/10.1016/j.ejso.2021.07.020>
- [26] Nurmi, A., Mustonen, H., Parviainen, H., Peltola, K., Haglund, C. and Seppänen, H. (2017) Neoadjuvant Therapy Offers Longer Survival than Upfront Surgery for Poorly Differentiated and Higher Stage Pancreatic Cancer. *Acta Oncologica*, **57**, 799-806. <https://doi.org/10.1080/0284186x.2017.1415458>
- [27] Cen, C., Wang, C., Wang, S., Wen, K., Liu, L., Li, X., *et al.* (2023) Clinical-radiomics Nomogram Using Contrast-Enhanced CT to Predict Histological Grade and Survival in Pancreatic Ductal Adenocarcinoma. *Frontiers in Oncology*, **13**, Article 1218128. <https://doi.org/10.3389/fonc.2023.1218128>
- [28] Liao, H., Li, Y., Yang, Y., Liu, H., Zhang, J., Liang, H., *et al.* (2022) Comparison of Multiple Radiomics Models for Identifying Histological Grade of Pancreatic Ductal Adenocarcinoma Preoperatively Based on Multiphasic Contrast-Enhanced Computed Tomography: A Two-Center Study in Southwest China. *Diagnostics*, **12**, Article 1915. <https://doi.org/10.3390/diagnostics12081915>
- [29] Myoteri, D., Dellaportas, D., Lykoudis, P.M., Apostolopoulos, A., Marinis, A. and Zizi-Sermpetzoglou, A. (2017) Prognostic Evaluation of Vimentin Expression in Correlation with Ki67 and CD44 in Surgically Resected Pancreatic Ductal Adenocarcinoma. *Gastroenterology Research and Practice*, **2017**, Article ID: 9207616. <https://doi.org/10.1155/2017/9207616>
- [30] Li, Q., Song, Z., Li, X., Zhang, D., Yu, J., Li, Z., *et al.* (2023) Development of a CT Radiomics Nomogram for Preoperative Prediction of Ki-67 Index in Pancreatic Ductal Adenocarcinoma: A Two-Center Retrospective Study. *European Radiology*, **34**, 2934-2943. <https://doi.org/10.1007/s00330-023-10393-w>
- [31] Li, Q., Yu, J., Zhang, H., Meng, Y., Liu, Y.F., Jiang, H., *et al.* (2022) Prediction of Tumor-Infiltrating CD20+ B-Cells in Patients with Pancreatic Ductal Adenocarcinoma Using a Multilayer Perceptron Network Classifier Based on Non-Contrast MRI. *Academic Radiology*, **29**, e167-e177. <https://doi.org/10.1016/j.acra.2021.11.013>
- [32] Smeets, E.M.M., Trajkovic-Arsic, M., Geijs, D., Karakaya, S., van Zanten, M., Brosens, L.A.A., *et al.* (2024) Histology-based Radiomics for [<sup>18</sup>F]FDG PET Identifies Tissue Heterogeneity in Pancreatic Cancer. *Journal of Nuclear Medicine*, **65**, 1151-1159. <https://doi.org/10.2967/jnumed.123.266262>
- [33] Seymour, L., Bogaerts, J., Perrone, A., Ford, R., Schwartz, L.H., Mandrekar, S., *et al.* (2017) iRECIST: Guidelines for Response Criteria for Use in Trials Testing Immunotherapeutics. *The Lancet Oncology*, **18**, e143-e152. [https://doi.org/10.1016/s1470-2045\(17\)30074-8](https://doi.org/10.1016/s1470-2045(17)30074-8)
- [34] Katz, M.H.G., Fleming, J.B., Bhosale, P., Varadhachary, G., Lee, J.E., Wolff, R., *et al.* (2012) Response of Borderline

- Resectable Pancreatic Cancer to Neoadjuvant Therapy Is Not Reflected by Radiographic Indicators. *Cancer*, **118**, 5749-5756. <https://doi.org/10.1002/cncr.27636>
- [35] Ikuta, S., Aihara, T., Nakajima, T. and Yamanaka, N. (2024) Predicting Pathological Response to Preoperative Chemotherapy in Pancreatic Ductal Adenocarcinoma Using Post-Chemotherapy Computed Tomography Radiomics. *Cureus*, **16**, e52193. <https://doi.org/10.7759/cureus.52193>
- [36] Borhani, A.A., Dewan, R., Furlan, A., Seiser, N., Zureikat, A.H., Singhi, A.D., *et al.* (2020) Assessment of Response to Neoadjuvant Therapy Using CT Texture Analysis in Patients with Resectable and Borderline Resectable Pancreatic Ductal Adenocarcinoma. *American Journal of Roentgenology*, **214**, 362-369. <https://doi.org/10.2214/ajr.19.21152>
- [37] Gregucci, F., Fiorentino, A., Mazzola, R., Ricchetti, F., Bonaparte, I., Surgo, A., *et al.* (2021) Radiomic Analysis to Predict Local Response in Locally Advanced Pancreatic Cancer Treated with Stereotactic Body Radiation Therapy. *La radiologia Medica*, **127**, 100-107. <https://doi.org/10.1007/s11547-021-01422-z>
- [38] Simpson, G., Spieler, B., Dogan, N., Portelance, L., Mellon, E.A., Kwon, D., *et al.* (2020) Predictive Value of 0.35 T Magnetic Resonance Imaging Radiomic Features in Stereotactic Ablative Body Radiotherapy of Pancreatic Cancer: A Pilot Study. *Medical Physics*, **47**, 3682-3690. <https://doi.org/10.1002/mp.14200>
- [39] Park, S., Sham, J.G., Kawamoto, S., Blair, A.B., Rozich, N., Fouladi, D.F., *et al.* (2021) CT Radiomics-Based Preoperative Survival Prediction in Patients with Pancreatic Ductal Adenocarcinoma. *American Journal of Roentgenology*, **217**, 1104-1112. <https://doi.org/10.2214/ajr.20.23490>
- [40] Yoo, J., Hyun, S.H., Lee, J., Cheon, M., Lee, K.H., Heo, J.S., *et al.* (2024) Prognostic Significance of 18F-FDG PET/CT Radiomics in Patients with Resectable Pancreatic Ductal Adenocarcinoma Undergoing Curative Surgery. *Clinical Nuclear Medicine*, **49**, 909-916. <https://doi.org/10.1097/rlu.0000000000005363>
- [41] Parr, E., Du, Q., Zhang, C., Lin, C., Kamal, A., McAlister, J., *et al.* (2020) Radiomics-Based Outcome Prediction for Pancreatic Cancer Following Stereotactic Body Radiotherapy. *Cancers*, **12**, Article 1051. <https://doi.org/10.3390/cancers12041051>
- [42] Shao, C., Zhang, J., Guo, J., Zhang, L., Zhang, Y., Ma, L., *et al.* (2023) A Radiomics Nomogram Model for Predicting Prognosis of Pancreatic Ductal Adenocarcinoma after High-Intensity Focused Ultrasound Surgery. *International Journal of Hyperthermia*, **40**, Article ID: 2184397. <https://doi.org/10.1080/02656736.2023.2184397>
- [43] Lambin, P., Leijenaar, R.T.H., Deist, T.M., Peerlings, J., de Jong, E.E.C., van Timmeren, J., *et al.* (2017) Radiomics: The Bridge between Medical Imaging and Personalized Medicine. *Nature Reviews Clinical Oncology*, **14**, 749-762. <https://doi.org/10.1038/nrclinonc.2017.141>