



· 专家述评 ·



童彤，影像医学与核医学专业博士，复旦大学附属肿瘤医院放射诊断科主任、主任医师，放射诊断一支部书记，复旦大学教授，博士研究生导师，美国纪念斯隆-凯特琳癌症中心（MSKCC）访问学者。担任中国抗癌协会肿瘤影像专业委员会常务委员，中华医学会放射学分会青年学组委员，上海市医学会放射科专科分会青年委员会副主任委员，上海市抗癌协会肿瘤影像专业委员会常务委员，上海市生物医学工程学会放射医学工程专业委员会常务委员，获得上海市医学会第二届“青年菁英”人才计划，复旦大学上海医学院“青年临床科学家培养计划”，复旦大学“卓越2025”卓学优秀人才资助。研究方向为MRI技术及AI技术在消化系统肿瘤诊疗中的应用，围绕临床、影像与免疫微环境等方面进行了深入探究，并积累了丰富的医工交叉合作研究经验。近5年主持多项科研项目，包括国家自然科学基金项目3项、上海市自然科学基金等，近5年来，已在放射学领域、临床肿瘤学领域权威期刊，以通信/共同通信作者在SCI收录期刊上发表论文40余篇，其中JCR 1区论文22篇，并获专利授权4项以及AI影像分析相关计算机软件著作权登记1项。

智能影像赋能胰腺肿瘤精准诊疗：应用与展望

汤伟¹，袁小涵¹，虞先濬²，童彤¹

1. 复旦大学附属肿瘤医院放射诊断科，复旦大学上海医学院肿瘤学系，上海 200032；
2. 复旦大学附属肿瘤医院胰腺外科，复旦大学上海医学院肿瘤学系，上海 200032

[摘要] 随着影像学检查的普及和人口老龄化进程的加快，胰腺肿瘤检出率显著上升。不同类型胰腺肿瘤在生物学行为及患者预后方面差异巨大，临床上急需精确诊断与风险分层。近年来，影像组学、深度学习及多组学融合等人工智能（artificial intelligence, AI）技术显著提升了胰腺肿瘤的早期发现、亚型鉴别和预后评估效能，其代表性系统用于早期诊断的曲线下面积（area under curve, AUC）可达0.98以上，多组学AI模型也有效地改善了个体化治疗预测。然而，数据共享不足及模型可解释性等问题仍限制其临床应用。未来应加强标准化、可解释性研究及多中心临床验证，推动AI助力胰腺肿瘤精准诊疗。

[关键词] 胰腺肿瘤；人工智能；影像组学；深度学习

中图分类号：R735.9；R445 文献标志码：A

DOI: 10.19732/j.cnki.2096-6210.2025.06.001

Intelligent imaging for precision diagnosis and treatment of pancreatic tumors: current applications and future perspectives TANG Wei¹, YUAN Xiaohan¹, YU Xianjun², TONG Tong¹ (1. Department of Radiology, Fudan University Shanghai Cancer Center, Department of Oncology, Shanghai Medical College, Fudan University, Shanghai 200032, China; 2. Department of Pancreatic Surgery, Fudan University Shanghai Cancer Center, Department of Oncology, Shanghai Medical College, Fudan University, Shanghai 200032, China)

基金项目：无。

利益冲突：作者声明无利益冲突。

伦理批件：不需要。

知情同意：不需要。

引用本文：汤伟，袁小涵，虞先濬，等. 智能影像赋能胰腺肿瘤精准诊疗：应用与展望 [J]. 肿瘤影像学, 2025, 34(6): 553-561.

Funding: no.

Conflicts of interest: authors declare no conflicts of interest.

Ethical approval: not required.

Informed consent: not required.

Cite this article: TANG W, YUAN X H, YU X J, et al. Intelligent imaging for precision diagnosis and treatment of pancreatic tumors: current applications and future [J]. Oncoradiology, 2025, 34(6): 553-561.

Correspondence to: TONG Tong E-mail: tongt@shca.org.cn

[**Abstract**] With the widespread use of imaging techniques and the aging population, the detection rate of pancreatic tumors has risen markedly. Given the substantial heterogeneity in biological behavior and prognosis among different tumor subtypes, accurate diagnosis and risk stratification have become pressing clinical needs. In recent years, artificial intelligence (AI) technologies—such as radiomics, deep learning, and multi-omics integration—have considerably improved the efficiency of early detection, subtype classification, and prognostic evaluation of pancreatic neoplasms. Representative models have achieved area under the curve (AUC) values exceeding 0.98 in early diagnosis, while multi-omics AI systems have significantly enhanced individualized therapeutic prediction. However, limited data sharing and insufficient model interpretability still hinder clinical implementation. Future efforts should focus on establishing standardized multicenter datasets, advancing explainable AI methodologies, and conducting large-scale prospective validations to promote the routine integration of AI into precision management of pancreatic tumors.

[**Key words**] Pancreatic neoplasm; Artificial intelligence; Radiomics; Deep learning

随着高分辨率腹部成像的普及以及人口老龄化进程的加快, 胰腺肿瘤的检出率持续上升, 包括以实性为主的胰腺导管腺癌 (pancreatic ductal adenocarcinoma, PDAC) 和神经内分泌肿瘤 (neuroendocrine neoplasm, NEN), 以及多种胰腺囊性肿瘤 (pancreatic cystic neoplasm, PCN) [1]。PDAC作为全球尤为凶险和致命的恶性肿瘤之一, 因其隐匿发作、早期诊断困难, 患者的5年生存率长期停滞于11% [2-3]。小体积PDAC在常规腹部计算机断层成像 (computed tomography, CT) 上的漏诊率高达40%, 因此早期识别并精准干预已成为阻断其进展、改善患者预后的关键策略 [4-6]。同时, NEN及各类PCN的不同病理学分级在生物学行为、治疗策略及预后方面存在本质差异 [7-9], 因此提高对多种胰腺肿瘤类型及亚型的分类和风险分层的准确度, 对于减少过度医疗

和延误诊治、优化资源配置具有重要意义 [10-11]。

在这种充满挑战的背景下, 人工智能 (artificial intelligence, AI), 尤其是影像组学、深度学习等技术, 为医学影像领域带来了前所未有的机遇。AI在提高包括胰腺肿瘤在内的各种癌症的检出、分类和风险分层的准确度方面均显示出巨大潜力, 为肿瘤筛查和个体化精准诊疗提供了现实路径 [12-16]。近年来, 基于多模态影像、临床-分子数据和组学特征大数据的新型AI模型不断突破, 极大地推动了疾病筛查、风险预警、精准诊断、疗效预测乃至随访管理的全流程智能化 (图1) [17-18]。本文系统性梳理AI在胰腺肿瘤精准诊疗中的典型应用, 特别是在医学影像领域的最新技术进展和临床转化应用 (表1), 同时分析当前AI发展进程中面临的挑战与局限, 旨在为推动AI深度赋能胰腺疾病管理和肿瘤精准医疗提供参考。

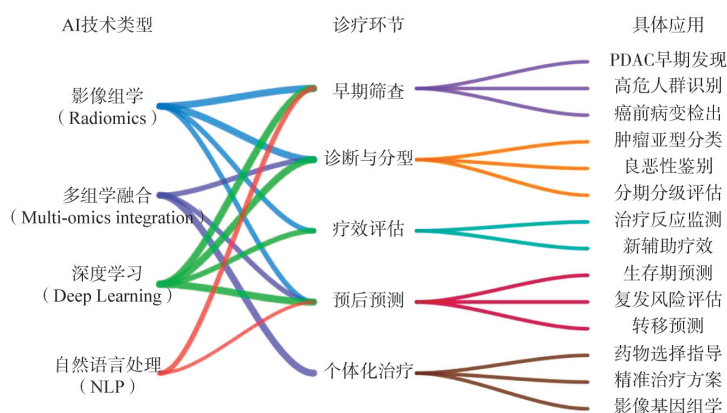


图1 人工智能在胰腺肿瘤精准诊疗中的典型应用

Fig.1 Typical applications of artificial intelligence in precision diagnosis and treatment of pancreatic tumors

曲线粗细与颜色区分不同技术的实际应用强度与流向, 反映文献与临床研究中的热点领域。该桑基图直观体现了AI赋能胰腺肿瘤筛查到精准治疗的全流程价值和多层次技术支撑。

表1 AI在胰腺肿瘤诊疗中的应用

Tab.1 Applications of artificial intelligence in the diagnosis and treatment of pancreatic tumors

主要文献	应用领域	主要技术	研究对象	样本量	关键性能
Mukherjee等 ^[19]	早期筛查	Radiomics+SVM	PDAC早期检出	420例	AUC 0.98
Cao等 ^[20]	早期筛查	CNN (PANDA)	PDAC检测	6 000+例	AUC 0.986-0.996
Kuwahara等 ^[21]	早期筛查	EfficientNet	PDAC鉴别诊断	933例	AUC 0.90
Placido等 ^[22]	早期筛查	NLP + Transformer	高危人群筛查	900万人	AUC 0.88
Song等 ^[23]	诊断分型	MRI Radiomics	SPN vs NEN	79例	AUC 0.92
Vilas-Boas等 ^[24]	诊断分型	CNN (EUS)	PDAC诊断	5 505张图像	准确度98.5%
Hanania等 ^[25]	诊断分型	Radiomics	IPMN恶变预测	360个特征	AUC 0.96
Cui等 ^[26]	诊断分型	Radiomics+ML	IPMN恶变预测	252例	AUC 0.903
Ikuta等 ^[27]	疗效监测	LGBM+CT组学	新辅助治疗反应	86例	AUC 0.902-0.923
Watson等 ^[28]	疗效监测	CNN+CA19-9	病理性反应	81例	AUC 0.785
Nasief等 ^[29]	疗效监测	Delta Radiomics	治疗反应动态评估	90例	AUC 0.94
Osipov等 ^[30]	个体化治疗	分子双胞胎平台	疾病生存期	6 363个特征	血浆蛋白质组最佳
Li等 ^[31]	个体化治疗	Random Forest	复发风险	多组学整合	AUC 0.815
Zhang等 ^[32]	个体化治疗	CMLS	免疫治疗筛选	多中心队列	区分热/冷肿瘤
Bian等 ^[33]	转移预测	CNN+CT影像	淋巴结转移	734例	AUC 0.91-0.92
Gao等 ^[34]	转移预测	PET-MRI组学	同步远处转移	91例	C-index 0.74
Xue等 ^[35]	转移预测	Deep Learning	胰外器官转移	661例	AUC>0.90
Noguchi等 ^[36]	预后评估	ViT	1年预后	细胞学标本	AUC>0.8
Kang等 ^[37]	预后评估	FDG-PET/CT组学	总体生存	140例	C-index 0.740
Park等 ^[38]	预后评估	CT Radiomics	生存预测	153例	C-index 0.741 4

SVM: 支持向量机 (support vector machine); AUC: 曲线下面积 (area under curve); CNN: 卷积神经网络 (convolutional neural network); NLP: 自然语言处理 (natural language processing); MRI: 磁共振成像 (magnetic resonance imaging); SPN: 实性假乳头状肿瘤 (solid pseudopapillary tumor); EUS: 内镜超声 (endoscopic ultrasound); ML: 机器学习 (machine learning); CA19-9: 糖类抗原 19-9 (carbohydrate antigen 19-9); PET: 正电子发射断层成像 (positron emission tomography)。

1 AI在胰腺肿瘤早期筛查和诊断中的应用

1.1 影像组学在胰腺肿瘤早期筛查和诊断中的应用

影像组学 (radiomics) 利用医学影像数据挖掘高维、定量特征, 极大地扩展了胰腺肿瘤早期筛查和分型诊断的能力。近年来, 通过辅以机器学习算法 (如SVM、XGBoost等), 组学模型能够在临床症状出现前, 通过CT、MRI和EUS等影像发现隐匿的早期胰腺癌, 部分研究诊断准确度可达90%^[19, 39]。例如Mukherjee等^[19]的研究, 利用确诊前CT影像的多特征组学模型结合SVM方法, 能够提前3~36个月有效地预测PDAC, 其AUC高达0.98, 甚至优于放射学专家。

影像组学在胰腺肿瘤鉴别和PCN亚型风险分层方面也表现突出。Song等^[23]则利用MRI组学特征, 区分富血供的SPN和乏血供的非功能性NEN, 动脉期模型AUC高达0.92, 对影像学表现重叠的肿瘤显示出强大的鉴别潜力。

Hanania等^[25]的研究显示, 融合定量组学标志的模型能精准判读IPMN恶性潜能, AUC达0.96, 灵敏度为97%、特异度为88%。Cui等^[26]首次基于MRI图像将9个组学特征与CA19-9及主胰管直径相结合建立模型预测IPMN恶变风险, 其预测诺模图诊断病灶恶变的AUC为0.903 (训练集) 和0.884 (外部验证集), 证实了多模态组学方法在临床风险评估中的价值。

然而, 影像组学模型对扫描参数高度敏感, 且多数研究仍局限于单中心、小样本、回顾性设计, 缺乏标准化流程和外部验证, 导致模型的可重复性和跨中心泛化能力受到限制^[18]。与影像组学相比, 基于人工神经网络的深度学习能从原始图像中学习多层次特征, 实现“端到端”自动化建模, 在减少人为干预的同时, 还能快速处理大批量数据, 为进一步提升胰腺肿瘤早期筛查和分型诊断性能提供了新的技术路径。

1.2 深度学习在胰腺肿瘤早期筛查和诊断中的应用

1.2.1 胰腺肿瘤自动化检测与分割技术

自动化检测与分割是AI在胰腺肿瘤诊断中的核心环节。胰腺组织在腹腔CT体素所占比例极小(二维图像的1.5%和三维图像的0.5%),且不同病变类型的影像学特征极为多样,这为自动化检测模型带来巨大挑战^[40-41]。近年来,深度学习分割算法如U-Net、3D CNN、Cascade网络、MAD U-Net等不断优化,在CT、MRI和EUS等多模态图像中展现出高水平分割性能。主流模型的Dice相似性系数(Dice similarity coefficient, DSC)通常高于0.80,其中Kart等^[42]使用nnU-Net对腹部MRI进行分割,胰腺的分割DSC达0.82~0.89。Park等^[43]开发的CT自动化检测模型对不同类型胰腺病灶整体检测的灵敏度高达90.2%。值得关注的是,PANDA模型基于数千例非增强CT,分割PDAC外部测试的DSC接近0.96,且在不同射线剂量下依然保持不低于放射科专家的分割速度^[20]。新近提出的Mamba U-Net架构在胰腺CT分割任务中将DSC提升至93.2%,同时参数量减少41%,展现出更高的效率和泛化能力^[44]。此外,Mask R-CNN与U-Net联合模型常用于分两步实现胰腺定位与病灶精细分割,为术前诊断、三维重建和放疗靶区勾画等临床应用提供智能辅助^[45]。新一代深度学习分割模型的应用有望显著提高小体积早期病灶的检出率,进一步减轻放射科医师的阅片负担,并为大规模、高效、标准化胰腺肿瘤影像学筛查和精准治疗规划奠定技术基础。

1.2.2 胰腺肿瘤早期筛查和诊断

基于深度学习的诊断模型实现了对影像图像“端对端”的自动化分析,成为推动肿瘤早期诊断和危险分层的新利器。近年来,以CNN、Transformer等为代表的深度学习方法,在胰腺肿瘤的良恶性判别、亚型分类(如PDAC、IPMN、NEN等)以及早期微小病变筛查中取得突破。例如,PANDA系统在全球10家中心超6 000例真实患者验证,其AUC达0.986~0.996,灵敏度为92.9%、特异度为99.9%,实现了早期PDAC检

出和亚型鉴别^[20]。Kuwahara等^[21]团队开发的EfficientNet CNN模型用于EUS影像辅助鉴别PDAC,其AUC为0.90,灵敏度为96%,在多分型病变鉴别上显示出优于传统诊断的优势。针对分类难度较高的囊性肿瘤,Vilas-Boas等^[24]基于EUS图像建立的CNN模型对有无黏液的胰腺囊肿分型准确度达98.5%、AUC为1.00。在至关重要的风险分层任务中,基于MRI的深度学习预测模型对恶性IPMN诊断灵敏度及特异度分别为75%和78%,可达到与美国胃肠病学会(American Gastroenterological Association, AGA)指南及福冈指南相似的诊断效能(AUC分别为0.76、0.77、0.78, $P=0.90$)^[46]。

NLP作为深度学习技术的重要应用,在早期PDAC智能筛查中同样表现突出。NLP算法能挖掘电子健康档案与病历文本中的高危信号及就诊轨迹,辅助AI模型提前锁定风险人群。Placido等^[22]使用Transformer架构分析了近900万人的诊疗记录,3年内PDAC患病风险预测AUC达0.88,不仅可提升早筛效率,也实现了真实世界大规模高危人群的动态分层。有研究^[47]指出,NLP结合机器学习能从非结构化病例数据(如新发糖尿病、腹痛等)中捕捉预警信号,使模型对早期PDAC的风险预测AUC达到0.94,有望提前1~3年发现隐匿病变。

值得注意的是,深度学习模型通常依赖大规模、高质量且标注完善的训练数据集,而胰腺肿瘤为低发病率疾病,现实中可获得的多中心高质量数据仍然相对匮乏。与此同时,模型结构的复杂性以及决策过程的不透明性,使得模型结果难以复现,也在一定程度上限制了临床上的信任度和推广应用^[18]。

2 AI在胰腺肿瘤疗效评估中的应用

2.1 影像组学在胰腺肿瘤疗效评估中的应用

过去10年里,PDAC新辅助治疗理念发生转变,许多患者优先接受全身系统性治疗而非直接手术。影像组学技术能够从治疗前后CT图像中挖掘肿瘤微环境的细微变化,准确预测病理学缓解程度。Ikuta等^[27]基于86例接受新辅助治疗的PDAC患者,构建了利用化疗后CT影像组学特征

预测病理学缓解 (Evans II b及以上) 的模型, LGBM模型训练集与测试集AUC分别为0.902和0.923, Brier评分最低, 表现最佳。还有研究^[29]通过机器学习建立了“delta radiomics”流程, 用于分析PDAC患者新辅助(放)化疗期间纵向CT影像组学特征随时间推移的变化, 以早期预测治疗反应, 该研究共纳入90例受治患者, 完整分析了2 520组每日CT影像及其相关病理学反应数据, 共筛选出13个delta radiomic特征, 区分治疗反应优劣的AUC可达0.94, 有望作为PDAC早期疗效预测的新型影像生物标志物。

2.2 深度学习在胰腺肿瘤疗效评估中的应用

深度学习模型通过端到端学习实现对治疗反应的自动化判断。Watson等^[28]利用术前CT和新辅助治疗后CA19-9下降超10%, 设计了5层卷积神经网络CNN模型预测新辅助治疗后病理学反应, 单纯影像模型AUC 0.738, 而结合CA19-9变化的联合模型AUC上升至0.785 ($P<0.001$)。虽然该试验样本数 ($n=81$) 有限, 但结果表明深度学习可将传统生物标志物用于创新的疗效评估路径。

2.3 多组学整合的个体化治疗预测

多组学数据融合的AI模型正在为PDAC个体化治疗预测开辟新路径。“分子双胞胎”(Molecular Twin)人工智能平台整合了6 363个来自临床、基因组学、转录组学、蛋白质组学等多层面的分子特征, 通过先进的机器学习算法构建综合预后模型, 能够准确地预测PDAC患者的疾病特异性生存期, 研究^[30]发现血浆蛋白质组学数据在单一组学预测中表现最佳。Li等^[31]构建的多组学机器学习框架系统整合了基因组、转录组、蛋白质组和微生物组等多维度生物学数据, 采用随机森林算法在预测PDAC患者复发转移风险方面显著提升了预测性能, 5折交叉验证的AUC达0.815, 较传统单一组学方法有显著改善。近期研究^[32]进一步发现, 通过整合基因突变谱、DNA甲基化模式和多种RNA表达谱构建的预后预测模型(CMLS), 能够精确识别PDAC的“热”肿瘤(免疫激活型)与“冷”肿瘤(免疫抑制型)表型, 为免疫检查点

抑制剂治疗的患者筛选和个体化免疫治疗策略制订提供了重要的分子依据。这些研究表明, 多组学AI模型通过整合肿瘤的多维信息, 正在推动PDAC治疗从“一刀切”模式向精准医学转变。

3 AI在胰腺肿瘤转移与预后评估中的应用

3.1 影像组学在胰腺肿瘤转移与预后评估中的应用

影像组学技术通过定量提取CT、MRI、EUS等医学影像的定量特征, 为远处转移和生存率评估提供了新的切入点。在转移预测方面, 影像组学特征能有效地捕捉肿瘤异质性信息。Gao等^[34]基于PET-MRI联合影像组学构建同步远处转移(SDM)预测模型, C-index达0.74, 显著优于传统临床参数模型(C-index 0.64)。Zhu等^[48]开发的CT影像组学模型在预测淋巴结转移中表现出色, AUC达0.84, 且该模型预测的淋巴结转移状态与患者总体生存率显著相关($P<0.001$), 高危患者预后更差。

在患者预后评估方面, Kaissis等^[49]基于DWI-MRI影像组学建立随机森林模型, 预测总体生存期的AUC高达0.90, 灵敏度87%, 特异度80%。多模态参数融合可显著提升模型预测性能。Park等^[38]在单纯基于临床参数的生存预测模型中加入影像组学特征后, 预测PDAC患者总体生存期(overall survival, OS)的C-index由0.679提升至0.741。Kang等^[37]基于FDG-PET/CT影像组学构建预后评估模型, 在预测PDAC患者生存结局方面C-index为0.681, 加入临床参数后提升至0.740, 证实了多模态影像组学在个体化预后管理中的价值。

3.2 深度学习在胰腺肿瘤转移与预后评估中的应用

基于医学影像的深度学习神经网络能够识别人眼难以察觉的细微特征, 实现精准的转移风险评估和生存预测。Bian等^[33]开发的AI模型在预测淋巴结转移中表现突出, 训练集和验证集AUC分别达0.91和0.92, 显著优于放射科医师(AUC为0.65)和传统影像组学模型(AUC为0.68)。该模型预测的淋巴结转移阳性患者具有更差的总体生存率(危险比1.46, $P=0.004$)。在Xue等^[35]

的多中心研究中(661例),PMPD算法预测胰外器官转移的AUC达0.90以上,可显著减少不必要的手术,减轻患者的痛苦。Noguchi等^[36]利用ViT(Vision Transformer)架构分析细胞学标本,预测PDAC患者1年预后,AUC超过0.8,准确度达到临床可用水平。

此外,将NLP技术应用于病理学检查报告可能有助于更好地预测PDAC患者的预后。最新研究^[50]基于TCGA-PDAC病理学检查报告,采用命名实体识别和自回归Transformer模型自动提取形态学特征,并在此基础上构建了包含肿瘤、淋巴结及形态学信息的TNMor新分期系统,其NLP模型在特征抽取任务中的准确度达88.83%、召回率达89.39%。该TNMor系统在患者预后预测中优于传统TNM分期,为将NLP与影像组学、多模态深度学习结合用于PDAC患者预后评估提供了新思路。

4 挑战与未来展望

尽管AI在胰腺肿瘤精准诊疗中展示出巨大潜力,当前的研究和临床转化依然面临诸多挑战。这些难点既包括方法学与技术层面,也涵盖伦理法律和临床落地层面的实际障碍,同时预示着未来的发展方向。

4.1 主要挑战

(1)数据质量及临床适用性不足:胰腺肿瘤作为少见病,高质量多中心数据严重稀缺,现有AI模型大多基于单中心小样本(<500例)开发,缺乏外部验证,导致其在真实世界性能大幅下降(AUC从0.89降至0.79)^[51]。数据异构性(不同采集参数、患者人群差异)和胰腺解剖复杂性(体积小、边界模糊、个体差异大)进一步加剧了模型泛化困难,限制了临床推广应用。

(2)模型可解释性与临床信任度不足:大多数深度学习模型呈现“黑箱”特性,模型决策过程不透明,临床医师接受度低(仅27%~39%),阻碍实际应用^[52]。虽然基于Shapley值的加性解释方法等可解释AI技术有所发展,但在复杂临床场景中的透明度和可信度仍然有限,成为临床接受和监管审批的主要障碍^[53]。

(3)伦理法规与数据安全挑战:大规模多模

态数据虽是AI模型基石,但医疗数据共享受隐私保护、知情同意和算法责任等伦理法律制约。同时跨机构数据主权与AI决策透明度要求,限制了AI模型的建立与应用。欧盟《AI法案》将医疗AI定为高风险,世界卫生组织伦理指南要求公平性验证、可审计性和持续监管。这些合规标准虽可保障安全与权益,却显著增加开发成本和部署复杂性,成为医疗AI大规模应用的主要障碍^[54-55]。

4.2 未来展望

未来,胰腺肿瘤诊疗中AI的应用将聚焦于多中心、大规模、前瞻性数据队列的建立与开放,推动临床、影像、分子等多维度异构数据深度整合,切实提升模型的泛化能力和临床适用性。同时应推动制订覆盖数据采集、标注与质控全流程的标准化规范,采用联邦学习实现跨机构隐私保护的数据共享及模型协同训练,并建立统一的影像质量控制体系和真实世界基准测试平台,为AI模型提供可复现和高可靠性的技术基础^[56]。

在模型方法学层面,未来应致力于可解释AI与多模态融合模型的创新。通过引入SHAP分析、注意力机制可视化等方法提升模型透明度,将AI判读与经典影像学特征、分子生物学机制关联起来,以提升模型的可信度与可解释性。基于Transformer、图神经网络等先进多模态架构,实现从筛查、诊断到治疗和随访的全流程决策支持,并在影像、病理、基因与临床等多模态数据间深度挖掘生物学关联,开发融合模型,推动更加精准、全面的个体化评估。

前瞻性临床转化则是AI落地的重要环节。未来应以嵌入式前瞻性临床试验为核心,开展多中心随机对照临床试验,评估AI工具在真实工作流程中对降低漏诊率、提升分期准确度与疗效预测能力的作用;同时还应关注推理速度、技术兼容性与医患体验等实用指标,探索最佳人机协同应用模式。同时建立AI医疗器械的标准化评估、审批和持续监管流程,推动AI技术从“科研工具”向临床常规诊疗手段的转化。

5 结论

AI在胰腺肿瘤精准诊疗中展现出前所未有

的应用潜力。覆盖肿瘤早期筛查、诊断分型、转移与患者预后评估及疗效监测的全流程，影像组学通过高维特征挖掘可实现对隐匿性早期病变的精准识别，深度学习模型在肿瘤分类、转移风险预测和生存预测上优于传统方法，多组学融合平台则为实现个体化治疗提供了新的决策依据。然而，这些AI工具的临床转化仍面临着数据质量匮乏、模型可解释性不足与严格监管要求等挑战。未来应通过构建多中心、标准化的数据共享生态，深化可解释AI技术研发，并开展大规模前瞻性临床试验，构建从技术创新到临床应用的完整转化路径，从而使AI工具真正落实为胰腺肿瘤诊疗的常规利器，切实改善患者的生存和预后。

第一作者:

汤伟 (ORCID: 0000-0003-1017-113X), 医学博士, 主任医师, 放射诊断科副主任。

通信作者:

童彤 (ORCID: 0000-0002-9180-8181), 医学博士, 主任医师, 放射诊断科主任, E-mail: tongt@shca.org.cn。

作者贡献声明:

汤伟: 负责研究设计、文献检索、数据整理及论文初稿撰写; 袁小涵: 参与文献筛查、图表设计及部分内容撰写; 虞先濬: 提供学术指导, 参与研究方案完善及稿件修订; 童彤: 负责论文总体构思、内容整合与最终审核定稿。所有作者均阅读并确认了论文的最终版本, 并对论文内容的真实性与完整性负责。

[参 考 文 献]

- [1] ZERBONI G, SIGNORETTI M, CRIPPA S, et al. Systematic review and meta-analysis: prevalence of incidentally detected pancreatic cystic lesions in asymptomatic individuals [J]. *Pancreatology*, 2019, 19(1): 2-9.
- [2] STOFFEL E M, BRAND R E, GOGGINS M. Pancreatic cancer: Changing epidemiology and new approaches to risk assessment, early detection, and prevention [J]. *Gastroenterology*, 2023, 164(5): 752-765.
- [3] 中华人民共和国国家卫生健康委员会医政医管局. 胰腺癌诊疗指南 (2022年版) [J]. *中华消化外科杂志*, 2022, 21(9): 1117-1136. Medical Administration and Hospital Authority of the National Health Commission of the People's Republic of China. Standardization for diagnosis and treatment of pancreatic cancer (2022 edition) [J]. *Chin J Dig Surg*, 2022, 21(9): 1117-1136.
- [4] PETERS M L B, ECKEL A, MUELLER P P, et al. Progression to pancreatic ductal adenocarcinoma from pancreatic intraepithelial neoplasia: results of a simulation model [J]. *Pancreatology*, 2018, 18(8): 928-934.
- [5] SHIN E J, CANTO M I. Pancreatic cancer screening [J]. *Gastroenterol Clin N Am*, 2012, 41(1): 143-157.
- [6] CHEN P T, WU T H, WANG P C, et al. Pancreatic cancer detection on CT scans with deep learning: a nationwide population-based study [J]. *Radiology*, 2023, 306(1): 172-182.
- [7] SCHOLTEN L, VAN HUIJGEVOORT N C M, VAN HOOFT J E, et al. Pancreatic cystic neoplasms: different types, different management, new guidelines [J]. *Visc Med*, 2018, 34(3): 173-177.
- [8] DAL BORGIO C, PERRI G, BORIN A, et al. The clinical management of main duct intraductal papillary mucinous neoplasm of the pancreas [J]. *Dig Surg*, 2019, 36(2): 104-110.
- [9] 中国抗癌协会神经内分泌肿瘤专业委员会, 陈洁, 聂勇战, 等. 中国抗癌协会神经内分泌肿瘤诊治指南 (2025年版) [J]. *中国癌症杂志*, 2025, 35(1): 85-142. Neuroendocrine Tumor Committee of China Anti-Cancer Association, CHEN J, NIE Y Z, et al. Guidelines for diagnosis and treatment of neuroendocrine tumors of China Anti-Cancer Association (2025 edition) [J]. *China Oncol*, 2025, 35(1): 85-142.
- [10] SHARIB J, ESSERMAN L, KOAY E J, et al. Cost-effectiveness of consensus guideline based management of pancreatic cysts: the sensitivity and specificity required for guidelines to be cost-effective [J]. *Surgery*, 2020, 168(4): 601-609.
- [11] DAS A, NGAMRUENGPHONG S, NAGENDRA S, et al. Asymptomatic pancreatic cystic neoplasm: a cost-effectiveness analysis of different strategies of management [J]. *Gastrointest Endosc*, 2009, 70(4): 690-699.e6.
- [12] VAN DE WORP W R P H, VAN DER HEYDEN B, LAPPAS G, et al. Deep learning based automated orthotopic lung tumor segmentation in whole-body mouse CT-scans [J]. *Cancers*, 2021, 13(18): 4585.
- [13] LIANG W J, TIAN W W, WANG Y F, et al. Classification prediction of pancreatic cystic neoplasms based on radiomics deep learning models [J]. *BMC Cancer*, 2022, 22(1): 1237.
- [14] YAO L H, ZHANG Z Y, KELES E, et al. A review of deep learning and radiomics approaches for pancreatic cancer diagnosis from medical imaging [J]. *Curr Opin Gastroenterol*, 2023, 39(5): 436-447.
- [15] DALAL V, CARMICHEAL J, DHALIWAL A, et al. Radiomics in stratification of pancreatic cystic lesions: machine learning in action [J]. *Cancer Lett*, 2020, 469: 228-237.
- [16] 吴敏敏, 王鑫钰, 王伟炳. 医学人工智能的技术发展和场景应用 [J]. *复旦学报 (医学版)*, 2025, 52(3): 470-474. WU M M, WANG X Y, WANG W B. Technological development and scenario applications of medical artificial intelligence [J]. *Fudan Univ J Med Sci*, 2025, 52(3): 470-474.
- [17] CUI H C, ZHAO Y C, XIONG S, et al. Diagnosing solid lesions in the pancreas with multimodal artificial intelligence: a randomized crossover trial [J]. *JAMA Netw Open*, 2024, 7(7): e2422454.

- [18] PODINĂ N, GHEORGHE E C, CONSTANTIN A, et al. Artificial intelligence in pancreatic imaging: a systematic review [J] . United European Gastroenterol J, 2025, 13(1): 55–77.
- [19] MUKHERJEE S, PATRA A, KHASAWNEH H, et al. Radiomics-based machine-learning models can detect pancreatic cancer on pre-diagnostic computed tomography scans at a substantial lead time before clinical diagnosis [J] . Gastroenterology, 2022, 163(5): 1435–1446.e3.
- [20] CAO K, XIA Y D, YAO J W, et al. Large-scale pancreatic cancer detection *via* non-contrast CT and deep learning [J] . Nat Med, 2023, 29(12): 3033–3043.
- [21] KUWAHARA T, HARA K, MIZUNO N, et al. Artificial intelligence using deep learning analysis of endoscopic ultrasonography images for the differential diagnosis of pancreatic masses [J] . Endoscopy, 2023, 55(2): 140–149.
- [22] PLACIDO D, YUAN B, HJALTELIN J X, et al. A deep learning algorithm to predict risk of pancreatic cancer from disease trajectories [J] . Nat Med, 2023, 29(5): 1113–1122.
- [23] SONG T, ZHANG Q W, DUAN S F, 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.
- [24] VILAS-BOAS F, RIBEIRO T, AFONSO J, et al. Deep learning for automatic differentiation of mucinous versus non-mucinous pancreatic cystic lesions: a pilot study [J] . Diagnostics, 2022, 12(9): 2041.
- [25] HANANIA A N, BANTIS L E, FENG Z D, et al. Quantitative imaging to evaluate malignant potential of IPMNs [J] . Oncotarget, 2016, 7(52): 85776–85784.
- [26] CUI S J, TANG T Y, SU Q M, et al. Radiomic nomogram based on MRI to predict grade of branching type intraductal papillary mucinous neoplasms of the pancreas: a multicenter study [J] . Cancer Imaging, 2021, 21(1): 26.
- [27] IKUTA S, AIHARA T, NAKAJIMA T, et al. Predicting pathological response to preoperative chemotherapy in pancreatic ductal adenocarcinoma using post-chemotherapy computed tomography radiomics [J] . Cureus, 2024, 16(1): e52193.
- [28] WATSON M D, BAIMAS-GEORGE M R, MURPHY K J, et al. Pure and hybrid deep learning models can predict pathologic tumor response to neoadjuvant therapy in pancreatic adenocarcinoma: a pilot study [J] . Am Surg, 2021, 87(12): 1901–1909.
- [29] NASIEF H, ZHENG C, SCHOTT D, et al. A machine learning based delta-radiomics process for early prediction of treatment response of pancreatic cancer [J] . NPJ Precis Oncol, 2019, 3: 25.
- [30] OSIPOV A, NIKOLIC O, GERTYCH A, et al. The Molecular Twin artificial-intelligence platform integrates multi-omic data to predict outcomes for pancreatic adenocarcinoma patients [J] . Nat Cancer, 2024, 5(2): 299–314.
- [31] LI S M, YANG M, JI L, et al. A multi-omics machine learning framework in predicting the recurrence and metastasis of patients with pancreatic adenocarcinoma [J] . Front Microbiol, 2022, 13: 1032623.
- [32] ZHANG X J, LIN F F, WEN Y Q, et al. Improving molecular subtypes and prognosis of pancreatic cancer through multi group analysis and machine learning [J] . Discov Oncol, 2025, 16(1): 96.
- [33] BIAN Y, ZHENG Z L, FANG X, et al. Artificial intelligence to predict lymph node metastasis at CT in pancreatic ductal adenocarcinoma [J] . Radiology, 2023, 306(1): 160–169.
- [34] GAO J, BAI Y, MIAO F, et al. Prediction of synchronous distant metastasis of primary pancreatic ductal adenocarcinoma using the radiomics features derived from ¹⁸F-FDG PET and MRI [J] . Clin Radiol, 2023, 78(10): 746–754.
- [35] XUE N N, SABROSO-LASA S, MERINO X, et al. A fusion-based deep-learning algorithm predicts PDAC metastasis based on primary tumour CT images: a multinational study [J] . Gut, 2025, 74(12): 2024–2034.
- [36] NOGUCHI A, NUMATA Y, SUGAWARA T, et al. Deep learning predicts the 1-year prognosis of pancreatic cancer patients using positive peritoneal washing cytology [J] . Sci Rep, 2024, 14(1): 17059.
- [37] KANG Y K, HA S, JEONG J B, et al. The value of PET/CT radiomics for predicting survival outcomes in patients with pancreatic ductal adenocarcinoma [J] . Sci Rep, 2024, 14: 28958.
- [38] PARK S, SHAM J G, KAWAMOTO S, et al. CT radiomics-based preoperative survival prediction in patients with pancreatic ductal adenocarcinoma [J] . AJR Am J Roentgenol, 2021, 217(5): 1104–1112.
- [39] GU J H, PAN J H, HU J Y, et al. Prospective assessment of pancreatic ductal adenocarcinoma diagnosis from endoscopic ultrasonography images with the assistance of deep learning [J] . Cancer, 2023, 129(14): 2214–2223.
- [40] ROTH H R, LU L, FARAG A, et al. DeepOrgan: Multi-level deep convolutional networks for automated pancreas segmentation [M] //Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention -- MICCAI 2015. Cham: Springer International Publishing, 2015: 556–564.
- [41] ZHOU Y Y, XIE L X, SHEN W, et al. A fixed-point model for pancreas segmentation in abdominal CT scans [M] //Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention - MICCAI 2017. Cham: Springer International Publishing, 2017: 693–701.
- [42] KART T, FISCHER M, KÜSTNER T, et al. Deep learning-based automated abdominal organ segmentation in the UK biobank and German national cohort magnetic resonance imaging studies [J] . Invest Radiol, 2021, 56(6): 401–408.
- [43] PARK H J, SHIN K, YOU M W, et al. Deep learning-based detection of solid and cystic pancreatic neoplasms at contrast-enhanced CT [J] . Radiology, 2023, 306(1): 140–149.

- [44] WANG Z Y, ZHENG J Q, ZHANG Y C, et al. Mamba-UNet: UNet-like pure visual mamba for medical image segmentation [EB/OL] . (2024-03-30) [2025-10-04] . <https://arxiv.org/abs/2402.05079>.
- [45] DOGAN R O, DOGAN H, BAYRAK C, et al. A two-phase approach using mask R-CNN and 3D U-Net for high-accuracy automatic segmentation of pancreas in CT imaging [J] . *Comput Methods Programs Biomed*, 2021, 207: 106141.
- [46] CORRAL J E, HUSSEIN S, KANDEL P, et al. Deep learning to classify intraductal papillary mucinous neoplasms using magnetic resonance imaging [J] . *Pancreas*, 2019, 48(6): 805-810.
- [47] MUKUND A, ALI AFRIDI M, KAROLAK A, et al. Pancreatic ductal adenocarcinoma (PDAC): a review of recent advancements enabled by artificial intelligence [J] . *Cancers*, 2024, 16(12): 2240.
- [48] ZHU L W, ZHAO B, XIA T Y, et al. A radiomics-based model for predicting lymph nodes metastasis of pancreatic ductal adenocarcinoma: a multicenter study [J] . *Insights Imaging*, 2025, 16(1): 141.
- [49] KAISSIS G, ZIEGELMAYER S, LOHÖFFER F, et al. A machine learning model for the prediction of survival and tumor subtype in pancreatic ductal adenocarcinoma from preoperative diffusion-weighted imaging [J] . *Eur Radiol Exp*, 2019, 3(1): 41.
- [50] LI B, WANG B L, ZHUANG P J, et al. A novel staging system derived from natural language processing of pathology reports to predict prognostic outcomes of pancreatic cancer: a retrospective cohort study [J] . *Int J Surg*, 2023, 109(11): 3476-3489.
- [51] VAN CALSTER B, STEYERBERG E W, WYNANTS L, et al. There is no such thing as a validated prediction model [J] . *BMC Med*, 2023, 21(1): 70.
- [52] ABGRALL G, HOLDER A L, CHELLY DAGDIA Z, et al. Should AI models be explainable to clinicians? [J] . *Crit Care*, 2024, 28(1): 301.
- [53] ALMISNED F A, USANASE N, OZSAHIN D U, et al. Incorporation of explainable artificial intelligence in ensemble machine learning-driven pancreatic cancer diagnosis [J] . *Sci Rep*, 2025, 15(1): 14038.
- [54] MENNELLA C, MANISCALCO U, DE PIETRO G, et al. Ethical and regulatory challenges of AI technologies in healthcare: a narrative review [J] . *Heliyon*, 2024, 10(4): e26297.
- [55] World Health Organization. WHO releases AI ethics and governance guidance for large multi-modal models [EB/OL] . (2024-01-18) [2025-10-04] . <https://www.who.int/news/item/18-01-2024-who-releases-ai-ethics-and-governance-guidance-for-large-multi-modal-models>.
- [56] CHEN J X, YAN H, LIU Z Y, et al. When federated learning meets privacy-preserving computation [J] . *ACM Comput Surv*, 2024, 56(12): 1-36.

(收稿日期: 2025-10-24 修回日期: 2025-11-18)