

## 综述

## 影像组学在胰腺导管腺癌早期诊断中的研究进展\*

袁宏伟<sup>1,4</sup> 王灏<sup>4</sup> 蔡绍胤<sup>2,4</sup>  
李炎钊<sup>4</sup> 王志鑫<sup>3,\*</sup> 王海久<sup>3</sup>

1.喀什地区第一人民医院外科

(新疆喀什 844000)

2.青海大学附属医院影像中心

(青海西宁 810000)

3.青海省包虫病研究重点实验室

(青海西宁 810000)

4.青海大学研究生院 (青海西宁 810000)

【摘要】胰腺导管腺癌(pancreatic ductal adenocarcinoma, PDAC)总体预后极差,早期诊断并行手术切除是其根治的主要手段,而这也是疾病诊疗中亟待解决的一大难点。影像组学可通过深入挖掘医学影像中蕴含的肉眼难以识别和量化的信息来辅助诊疗工作,并在疾病辅助诊断及鉴别、疗效评估和预测等方面崭露头角。本文旨在综述影像组学在PDAC早期诊断及高危癌前病变识别中的研究现状。

【关键词】胰腺导管腺癌;影像组学;

早期诊断;胰腺导管内乳头状粘液瘤

【中图分类号】R735.9; R445

【文献标识码】A

【基金项目】青海大学附属医院肝胆外科(包虫病)

国家临床重点专科建设项目

(青卫健办-125号)

DOI:10.3969/j.issn.1672-5131.2026.02.052

## Advances in Radiomics for Early Diagnosis of Pancreatic Ductal Adenocarcinoma\*

YUAN Hong-wei<sup>1,4</sup>, WANG Hao<sup>4</sup>, CAI Shao-yin<sup>2,4</sup>, LI Yan-zhao<sup>4</sup>, WANG Zhi-xin<sup>3,\*</sup>, WANG Hai-jiu<sup>3</sup>.

1.Department of Surgery, the First People's Hospital of Kashi, Kashi 844000, Xinjiang Uygur Autonomous Region, China

2.Imaging Center of Qinghai University Affiliated Hospital, Xining 810000, Qinghai Province, China

3.Qinghai Province Key Laboratory of Hydatid Disease Research, Xining 810000, Qinghai Province, China

4.Graduate School of Qinghai University, Xining 810000, Qinghai Province, China

## ABSTRACT

Pancreatic ductal adenocarcinoma(PDAC) is characterized by a dismal prognosis, with early detection and surgical resection being essential for curative management. However, early diagnosis of PDAC remains a significant challenge in clinical practice. Radiomics, a rapidly evolving field, involves the extraction and analysis of high-dimensional quantitative features from medical imaging data. This technology has shown promise in assisting with disease diagnosis and management, including aiding in the identification of high-risk precancerous lesions. This review aims to provide an overview of the current research landscape of radiomics in the early detection of PDAC and the recognition of high-risk precancerous lesions.

**Keywords:** Pancreatic Ductal Adenocarcinoma; Radiomics; Early Diagnosis; Intraductal Papillary Mucinous Neoplasms

胰腺癌是总体生存时间较短的消化道恶性肿瘤,因其极高的恶性程度而被称为“癌中之王”,胰腺导管腺癌(pancreatic ductal adenocarcinoma, PDAC)为主要病理类型(约占90%)。胰腺癌5年总体存活率仅12%,超过75%的患者在初次诊断时就已经形成局部或(和)远处转移,而后者5年存活率仅为3%<sup>[1-2]</sup>。中国国家癌症中心2023年发布统计数据 displays, 2016年胰腺癌发病总人数10.04万例,恶性肿瘤发病率排名第10位,而死亡率位居第6<sup>[3]</sup>。胰腺癌的根治目前主要依赖以手术为主的综合治疗,而非特异的临床症状往往使患者错过最佳手术时机,胰腺癌的早期诊断可为患者带来更多手术根治机会和更好的预后。影像学资料(CT、MRI等)在临床上较容易获取并且在胰腺癌诊断、分期、疗效评估等方面不可或缺。随着人群健康意识提高,医学影像数据量持续增长,势必将增加人工阅片的工作量,影像医生之间的专业知识储备差异也将增加漏诊和误诊率。计算机辅助诊断和影像组学的发展为解决这些困境提供了新的机遇和方法。本文就影像组学在胰腺癌早期诊断和高危癌前病变识别中的应用展开综述。

## 1 影像组学简介

影像组学是一种先进的图像分析技术,由Lambin和同事于2012年首次提出,可以系统地海量医学影像中提取医生肉眼难以定量描述的高维特征<sup>[4]</sup>。这些特征的捕获有关胰腺内部形态、纹理和图像信号强度分布等多维信息,其可与临床数据相关联并在疾病诊断、筛查、良恶性评估等多个环节表现出超越医生的精准度。影像组学工作流程通常涉及几个步骤:①图像采集和预处理,CT和MRI影像最常被用于胰腺癌相关的研究,由于不同设备和参数设置会影响特征提取的稳定性,从而导致泛化能力减弱。对影像图片重采样以及对数据进行标准化处理在一定程度上减少了特征的变异,利于开展多中心研究,增强泛化能力。②感兴趣区域(region of interest, ROI)分割,ROI通常由资深影像医生根据研究目的在软件上进行手动勾画,这是目前影像组学研究最主要且认可度最高的分割方式。部分研究也采用半自动或自动勾画ROI的方法,由软件辅助进行半自动勾画可加快ROI分割效率,经过初步勾画后仍需逐层确认并适当进行手动调整,本质上属于由计算机辅助的手动勾画方式。而自动分割依赖于经过大量训练的算法,在一定程度上有助于消除主观错误,在器官整体分割方面有较高的准确度,而对于肿瘤及需要研究的特定区域的分割上具有一定挑战性<sup>[5]</sup>。③特征提取,该过程可以使用不同的工具如PyRadiomics、MaZda等开源软件获得,随着技术迭代,可提取的特征的数量逐渐增加,包含一阶灰度值特征、形状、纹理等多个维度的特征用于临床研究。④特征选择以及使用机器学习算法进行分类或建立预测模型。最小绝对收缩和选择算子(least absolute shrinkage and selection operator, LASSO)是影像组学研究中最为广泛的去过度拟合数据的正则化方法,将不太重要的参数缩小到零,同时使用剩余系数解释回归结果。相较于其他复杂的机器学习和统计方法,如支持向量机(support vector machine, SVM)、随机森林(random forest, RF)、Logistic回归等, LASSO提供了更多的可解释性。

## 2 PDAC的早期诊断

【第一作者】袁宏伟,男,硕士研究生在读,主要研究方向:肝胆胰外科肿瘤疾病诊疗及影像诊断。E-mail: yuan\_hongwei1004@163.com

【通讯作者】王志鑫,男,副主任医师,主要研究方向:肝胆胰外科肿瘤疾病、肝包虫病等诊疗及分子机制。E-mail: 1766679387@qq.com

尽管胰腺癌的总体预后很差,但I期和IV期患者的生存率存在显著差异,中位生存期分别为26个月和4.8个月<sup>[6]</sup>。这巨大的差异凸显了PDAC的早期诊断是目前需要迫切关注的领域,由于疾病早期肿瘤体积较小、组织侵犯较轻、患者对手术的耐受性也较好,将带来更多手术根治机会从而提高预后<sup>[7]</sup>。PDAC临床确诊前的3~36个月在CT上可能会出现提示性的间接征象,如局灶性胰腺萎缩、胰管中断或扩张等,然而这些征象并不是PDAC所特有并在临床实践中经常被忽视,因其也见于正常或良性疾病队列中<sup>[8-10]</sup>。胰腺癌的早期诊断依然是有待攻克重难点,影像组学的发展为其带来新的方向。

Mukherjee等<sup>[11]</sup>利用基于影像组学的机器学习模型来研究确诊前一段时间的CT影像是否也可准确检测到PDAC,并将其性能与放射科医生进行比较。研究使用155例经病理确诊的PDAC患者和265例年龄匹配的胰腺正常者的门静脉期增强CT图像,PDAC诊断前CT与组织病理学诊断之间的中位时间间隔为398天(93~1092天),对整个胰腺区域进行勾画后共提取一阶特征和二阶纹理特征88个并通过LASSO回归选出了34个用于建立模型。结果显示,SVM模型在区分早期病变和正常胰腺方面具有最高的敏感度(95.5%)和特异度(90.3%),并在独立的测试集上得到了进一步验证,受试者操作特征(receiver operating characteristic, ROC)曲线下面积(area under curve, AUC)为0.98。其他机器学习模型如KNN、RF和XGBoost也表现出色,AUC分别为0.95、0.95和0.96)。相比之下,放射科医生的一致性和AUC值(0.66)较低,对照组中轻微的胰管扩张是最常见的假阳性结果。此外,对SVM模型灵敏度影响最大的前3个特征是灰度区域大小矩阵高灰度区域强调、灰度依赖矩阵依赖熵、灰度共生矩阵差异方差。为探究图像采集和组学特征提取过程中潜在的影响模型性能和特征提取稳定性的因素(如患者体位、图像噪声、ROI分割、图像预处理等),Mukherjee等人的另一项研究<sup>[12]</sup>通过算法模拟对原始图像的扰动并形成新的数据集,进而使用已训练好的SVM模型对诊断前CT在检测早期PDAC中的稳健性进行验证。当图像噪声增加3倍时敏感度有所下降,其他扰动因素,如图像旋转、体素重采样、灰度级变化和胰腺边界缩小/扩张等对模型性能的影响较小。Korfiatis等<sup>[13]</sup>纳入多中心的1776个CT图像用于构建自动诊断PDAC的3维卷积神经网络诊断模型,并在包含1238个CT图像的测试集中和多个外部队列中进行验证,肿瘤分类的平均准确率为92%(91%~94%),AUC值0.97(0.96~0.98),在肿瘤直径小于2cm的I期PDAC队列中灵敏度达80%。该模型在诊断隐匿性早期PDAC中依然表现出优秀的准确率(84%;79%~88%),AUC值0.91(0.86~0.94),CT图像距病理诊断的中位时间为475天(93~1082天)。Cao等<sup>[14]</sup>开发一种深度学习框架,旨在利用平扫CT图像对胰腺病变进行检测和分类。纳入来自单个中心的3208名患者的CT图像进行模型训练并在包含了6239名患者的10个外部中心进行验证,该模型在鉴别PDAC与其他胰腺肿瘤中表现卓越,AUC值达0.986~0.996。因其使用平扫CT进行研究并取得较高准确度,该模型有望成为大规模胰腺癌筛查的优秀辅助工具,在疾病早期筛查出高风险疾病并予以干预。值得注意的是,以上研究收集的CT图像来自多个中心且样本量较大,并且包含各肿瘤阶段、年龄、性别、CT切片厚度和设备及参数,具有较高的准确性和通用性,若能在临床广泛应用,定可在胰腺癌早期筛查和治疗中发挥重大作用。Chen等<sup>[15]</sup>通过分析CT图像中提取的111个定量成像特征来检测PDAC相关的早期变化,使用主成分分析和邻域成分分析两种方法有效地识别出慢性胰腺炎患者和无急、慢性胰腺炎病史者CT成像中的PDAC,准确度94%~100%,AUC值为0.98~1.00。该模型在诊断前2~3年的PDAC风险识别中也具有较高的准确度并优于影像医生对早期征象的识别。虽然该研究具有较高准确度,但其影像资料仅来自单个中心,需在大量本的外部数据集验证其结论的可靠性。Qureshi等<sup>[16]</sup>等使用朴素贝叶斯分类器将PDAC患者诊断前6个月至3年的增强CT影像与健康组进行自动分类,并将多个扫描期图像纳入同一个模型进行分析,训练结果在外部验证数据集上的平均分类准确率达到86%。然而将多个扫描期进行汇总分析会造成组内数据不平衡,同时存在样本不

足的问题,导致结果存在较多不稳定因素。

不同于胰腺整体勾画的方式,Javed等<sup>[17]</sup>基于诊断前6个月至3年的静脉期CT图像将胰腺划分为3个亚区(头、体、尾)以建立PDAC风险预测模型。通过朴素贝叶斯模型结合递归特征消除方法选择7个最佳特征,将42个CT图像自动分类为高、低风险组,并指定可能发生肿瘤的亚区。该模型的平均分类准确率为89.3%,灵敏度和特异度分别为86%和93%。Korn等<sup>[18]</sup>收集了22例PDAC患者确诊前3.8~13.9年增强CT影像并将每一例患者胰腺分为7个区域,共得到154个独立的区域进行一阶定量纹理分析。其指出胰腺尾部脂肪占比和胰腺组织直方图频率曲线的偏斜度被确定为最重要的特征。胰尾脂肪占比高于33%的患者更易发生胰腺癌。但这些研究有限的训练集数据可能增加了过拟合的可能性,需在大样本中进行模型训练和验证以增强研究的可靠性。

总体而言,基于影像组学的机器学习模型能够在早期阶段检测出高风险PDAC的综合性能超过放射科医生的诊断能力。进一步研究和结合体液生物标志物或将有助于早期发现更多潜在的可行手术治疗根治的PDAC患者,以提高胰腺癌的总体预后。目前,对胰腺癌早期诊断的影像组学研究主要集中于对CT图像的分析,主要原因是相较MRI和超声内镜等检查,CT更具经济和时间效益,在临床中应用更加广泛。而在腹部疾病诊疗过程中肝胆胰脾彩色多普勒超声最常使用,期待未来能结合影像组学在胰腺癌的早期筛查中发挥更大作用。

### 3 PDAC高危癌前病变的识别

随着CT和MRI等检查方法的不断发展和广泛使用,胰腺囊性病(pancreatic cystic lesions, PCL)的检出率不断提高<sup>[19]</sup>,尽管PCL多无临床症状,但胰腺粘液性肿瘤为PDAC的癌前病变,包括胰腺导管内乳头状粘液瘤(intraductal papillary mucinous neoplasms, IPMN)和胰腺粘液性囊性瘤。IPMN根据胰腺导管受累情况可分为主导管型(main duct, MD)IPMN、分支导管型(branch-duct, BD)IPMN和混合型3种类型。IPMN的风险分层涉及使用内窥镜、细胞学、实验室和影像学等检查结果以正确选择需行手术的患者。然而,这些方法在识别高度不典型增生或浸润性癌的能力仍然不能令人满意<sup>[20-21]</sup>。有研究<sup>[22]</sup>显示,超过一半的PCL术后病理仅显示低度不典型增生或良性肿瘤,此情形下,相当多的良性病变患者接受了不必要的手术。Springer等<sup>[23]</sup>基于机器学习开发了一种名为CompCyst的综合检测方法用于指导PCL患者的治疗。其结合了选定的临床特征、成像特征以及囊液遗传信息和生化标记物将患者分为需要手术、常规监测和无需监测三类。结果显示以综合检测方法为依据的临床治疗比仅以临床和影像学为依据的治疗更准确,并可以避免一半以上的患者接受不必要的囊肿切除手术。考虑到胰腺切除术是腹部手术中并发症发生率和死亡率最高的手术之一,因此目前IPMN的管理需要在胰腺肿瘤恶变风险和胰腺手术风险之间进行权衡,低风险或良性IPMN可选择更加保守的手术方式或动态监测肿瘤变化。影像组学作为PCL影像学评估方法的补充,在指导临床精准区分PCL风险分层中表现出巨大潜力。

Polk等<sup>[24]</sup>利用多模态CT影像组学与国际共识指南(international consensus guidelines, ICG)<sup>[21]</sup>标准在IPMN良恶性分层上进行对比,三种模态的CT组学模型在IPMN分层方面均优于ICG影像诊断标准。Harrington等<sup>[25]</sup>结合临床特征以及肿物囊液验证标记物构建预测模型来区分IPMN良恶性,而引入影像组学特征模型后所构建的联合模型诊断性能优于前者,AUC分别为0.74和0.88,表现出优秀鉴别能力。但上述研究<sup>[24-25]</sup>只纳入了来自单个中心的少量患者(51例、33例),数据过拟合风险较大,而近期的一项由Lee等人<sup>[26]</sup>进行的研究对样本进行扩充,得到相似的结论。其利用术前增强CT影像(静脉期)建立影像组学模型对IPMN进行分层,并将其与ICG的诊断效能比较。共纳入经手术切除的IPMN患者194例,结果显示,基于ICG标准的诊断性能在CT和MRI之间无显著差异,而影像组学模型的诊断性能表现更好,AUC(0.85 vs. 0.71;  $P=0.038$ )、特异度(84.6% vs. 61.5%;  $P=0.041$ )和阳性预测值(84.0% vs. 66.7%;  $P=0.044$ )均显著提

高。这表明影像组学可作为ICG的重要补充工具以更好判断IPMN的恶性程度并协助制定个体化治疗及监测方案。Tobaly等<sup>[27]</sup>对408例术后病理确诊的IPMN通过半自动肿瘤CT图像分割并提取特征后进行良恶性分层,筛选10个特征构建模型,单纯影像组学模型在内外验证集中区分IPMN良恶性均有较好的表现,内部数据集AUC值为0.84,灵敏度82%,特异度为74%,外部验证集中AUC值0.71,灵敏度69%,特异度57%。此研究纳入较大的样本量并在模型的外部数据集验证中取得良好的准确度,可作为IPMN术前综合评估的重要辅助工具用于临床实践。

通过MRI影像组学来区分IPMN良恶性的研究也初显成效。Cui等<sup>[28]</sup>开发一种整合临床特征和多模态MRI影像组学特征(T1加权、T2加权和增强T1加权序列)的列线图模型用于术前预测高级别BD-IPMN。共纳入3个医疗中心的222名患者并建立了一个由9个影像组学特征组成的模型。该模型在3个验证队列中的AUC值为0.811~0.836。在结合CA19-9和主胰管直径两个临床独立危险因素后准确度进一步提高,AUC值为0.876~0.903,在判断IPMN良恶性方面具有较高准确度。而Flammia等人的研究<sup>[29]</sup>旨在使用多模态MRI影像组学模型来预测随访期间BD-IPMN患者是否会出现令人担忧的征象和(或)高危征象(ICG标准)。结果显示该队列均未出现高危征象,而62%的患者出现令人担忧的征象。使用LASSO回归筛选出16个与令人担忧的征象相关的特征并建立模型,其中增强前T1加权序列纳入5个特征,增强后T1、T2加权序列分别为6个和3个特征,表现扩散系数图纳入2个特征。各序列所建模型AUC值分别为0.99、0.96、0.96、0.92,均表现出高度的准确性。因肿瘤的生长分化存在不确定性,随着时间的推移可能发生转恶,此模型可在肿瘤恶变前对其进行风险评判,进而指导临床对肿瘤的监测。但此研究使用影像学特征进行风险判别而非病理学,且需在大数据集中进行验证以确保结果的稳健和泛化能力。

#### 4 总结与展望

影像组学在PDAC的早期诊断和高危癌前病变识别中的准确性较高,可作为影像科医生以和临床医生诊断及制定临床决策中高效的辅助工具。不仅如此,影像组学在鉴别胰腺癌与其他胰腺占位性疾病(如慢性肿块型胰腺炎、PCL、自身免疫性胰腺炎等)、肿瘤疗效预测及评价、淋巴结转移风险预测等方面均取得较好的性能<sup>[30-31]</sup>。但对于PDAC早期诊断和高危癌前病变识别的研究仍有如下不足:首先,研究主要集中于使用CT影像进行ROI勾画、分析及模型构建,这可能是由于CT更易获取,MRI和内镜超声在胰腺疾病诊疗评估中的也占有重要地位,尤其是可通过内镜超声引导下胰腺肿物细针穿刺活检。而肿瘤异质性和有限的组织获取量通常导致其阳性率下降,通过影像组学的协助并构建包含多种影像的联合模型或可极大地促进PDAC早期精准诊断和疾病筛查以争取到更多手术机会。其次,有近一半研究存在训练数据集较小以及缺乏外部医疗中心的数据验证,导致有限的模型泛化能力和数据过拟合问题,有待进一步在多中心、大型数据集中得到验证。此外,构建模型所使用的影像组学特征在不同的研究中存在较大差异,数据采集及分析流程缺乏标准化(如ROI勾画方式差异、影像采集设备参数、层厚等)且在特征解释性上存在困难,这在无监督学习过程中更为突出。计算机科学的发展必将推动影像组学在胰腺癌早期诊断中的作用更进一步,笔者以为建立一个国内大型去标签的医学影像数据库将极大地推动影像组学和精准医疗在各系统疾病中的发展,同时,规范化影像组学分析流程也将促使研究成果的泛化和使用,共同促进恶性肿瘤早期诊断乃至各医学领域的进步。

#### 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 Cancer J Clin*, 2021, 71(3): 209-249.  
 [2] Siegel R L, Miller K D, Wagle N S, et al. Cancer statistics, 2023[J]. *CA Cancer J Clin*, 2023, 73(1): 17-48.  
 [3] 郑荣寿, 张思维, 孙可欣, 等. 2016年中国恶性肿瘤流行情况分析[J]. *中华肿瘤杂志*, 2023, 45(3): 212-220.  
 [4] 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.  
 [5] Chu L C, Park S, Kawamoto S, et al. Application of deep learning to pancreatic cancer detection: lessons learned from our initial experience[J]. *J Am Coll Radiol*, 2019, 16(9 Pt B): 1338-1342.  
 [6] Schwartz N R M, Matrisian L M, Shrader E E, et al. Potential cost-effectiveness of risk-based pancreatic cancer screening in patients with new-onset diabetes[J]. *J Natl Compr Canc Netw*, 2021, 20(5): 451-459.  
 [7] Derk C F K, Bas B, Anke O, et al. Surveillance for pancreatic cancer in high-risk individuals leads to improved outcomes: a propensity score-matched analysis[J]. *Gastroenterology*, 2023.  
 [8] Singh D P, Sheedy S, Goenka A H, et al. Computerized tomography scan in pre-diagnostic pancreatic ductal adenocarcinoma: stages of progression and potential benefits of early intervention: A retrospective study[J]. *Pancreatology*, 2020, 20(7): 1495-1501.  
 [9] Kang J, Clarke S E, Abdolell M, et al. The implications of missed or misinterpreted cases of pancreatic ductal adenocarcinoma on imaging: a multi-centered population-based study[J]. *Eur Radiol*, 2021, 31(1): 212-221.  
 [10] 刘烁, 李晶晶, 李晓娟, 等. CT增强扫描诊断胰腺良恶性病变的价值观察[J]. *中国CT和MRI杂志*, 2022, 20(10): 79-81.  
 [11] 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.  
 [12] Mukherjee S, Korfiatis P, Patnam N G, et al. Assessing the robustness of a machine-learning model for early detection of pancreatic adenocarcinoma (PDA): evaluating resilience to variations in image acquisition and radiomics workflow using image perturbation methods[J]. *Abdom Radiol (NY)*, 2024, 49(3): 964-974.  
 [13] Korfiatis P, Suman G, Patnam N G, et al. Automated artificial intelligence model trained on a large data set can detect pancreas cancer on diagnostic computed tomography scans as well as visually occult preinvasive cancer on pre-diagnostic computed tomography scans[J]. *Gastroenterology*, 2023, 165(6): 1533-1546. e4.  
 [14] Cao K, Xia Y, Yao J, et al. Large-scale pancreatic cancer detection via non-contrast CT and deep learning[J]. *Nat Med*, 2023, 29(12): 3033-3043.  
 [15] Chen W, Zhou Y, Asadpour V, et al. Quantitative radiomic features from computed tomography can predict pancreatic cancer up to 36 months before diagnosis[J]. *Clin Transl Gastroenterol*, 2023, 14(1): e00548.  
 [16] Qureshi T A, Gaddam S, Wachsman A M, et al. Predicting pancreatic ductal adenocarcinoma using artificial intelligence analysis of pre-diagnostic computed tomography images[J]. *Cancer Biomark*, 2022, 33(2): 211-217.  
 [17] Javed S, Qureshi T A, Gaddam S, et al. Risk prediction of pancreatic cancer using AI analysis of pancreatic subregions in computed tomography images[J]. *Front Oncol*, 2022, 12: 1007990.  
 [18] Korn R L, Burkett A, Geschwind J, et al. Can imaging using radiomics and fat fraction analysis detect early tissue changes on historical CT scans in the regions of the pancreas gland that subsequently develop adenocarcinoma? [J]. *Diagnostics (Basel)*, 2023, 13(5).  
 [19] 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.  
 [20] Heckler M, Michalski C W, Schaeffle S, et al. The Sendai and Fukuoka consensus criteria for the management of branch duct IPMN - a meta-analysis on their accuracy[J]. *Pancreatology*, 2017, 17(2): 255-262.  
 [21] Tanaka M, Fernandez-Del Castillo C, Kamisawa T, et al. Revisions of international consensus Fukuoka guidelines for the management of IPMN of the pancreas[J]. *Pancreatology*, 2017, 17(5): 738-753.  
 [22] Marchegiani G, Pollini T, Andrianello S, et al. Progression vs cyst stability of branch-duct intraductal papillary mucinous neoplasms after observation and surgery[J]. *JAMA Surg*, 2021, 156(7): 654-661.  
 [23] Springer S, Masica D L, Dal Molin M, et al. A multimodality test to guide the management of patients with a pancreatic cyst[J]. *Sci Transl Med*, 2019, 11(501).  
 [24] Polk S L, Choi J W, Mcgettigan M J, et al. Multiphase computed tomography radiomics of pancreatic intraductal papillary mucinous neoplasms to predict malignancy[J]. *World J Gastroenterol*, 2020, 26(24): 3458-3471.  
 [25] Harrington K A, Williams T L, Lawrence S A, et al. Multimodal radiomics and cyst fluid inflammatory markers model to predict preoperative risk in intraductal papillary mucinous neoplasms[J]. *J Med Imaging (Bellingham)*, 2020, 7(3): 031507.  
 [26] Lee D Y, Shin J, Kim S, et al. Radiomics model versus 2017 revised international consensus guidelines for predicting malignant intraductal papillary mucinous neoplasms[J]. *Eur Radiol*, 2024, 34(2): 1222-1231.  
 [27] Tobaly D, Santinha J, Sartoris R, et al. CT-based radiomics analysis to predict malignancy in patients with intraductal papillary mucinous neoplasm (IPMN) of the pancreas[J]. *Cancers (Basel)*, 2020, 12(11).  
 [28] Cui S, Tang T, Su Q, 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.  
 [29] Flammia F, Innocenti T, Galluzzo A, et al. Branch duct-intraductal papillary mucinous neoplasms (BD-IPMNs): an MRI-based radiomic model to determine the malignant degeneration potential[J]. *Radiol Med*, 2023, 128(4): 383-392.  
 [30] 赵德雷, 谢宗玉. 基于增强CT影像组学列线图预测胰腺导管腺癌淋巴结转移[J]. *中国CT和MRI杂志*, 2023, 21(11): 111-113.  
 [31] 俞婕好, 边云, 陆建平. 影像组学在胰腺癌诊治中的应用进展[J]. *放射学实践*, 2022, 37(2): 264-269.

(收稿日期: 2024-07-13)

(校对编辑: 韩敏求)