

Research Progress of Deep Learning in the Segmentation and Diagnosis of Pancreatic Tumors*

综述

深度学习在胰腺肿瘤分割及诊断中的研究进展*

苏童^{1,3,4} 姜佳宁^{2,3,4} 杨潇^{3,4}
刘童^{1,3,4} 纪兴贵^{2,3,4} 许万博^{3,4,*}

1.滨州医学院医学影像学院

(山东烟台 264003)

2.山东第二医科大学医学影像学院

(山东潍坊 261053)

3.山东大学齐鲁医院德州医院放射科

(医学影像中心) (山东德州 253000)

4.德州市智能影像重点实验室

(山东德州 253000)

【摘要】胰腺肿瘤种类繁多，不同类型肿瘤的临床决策不同，因此早期准确的诊断非常重要，随着计算机技术的发展，深度学习在医学影像领域的研究及应用日益广泛，为胰腺肿瘤的评估提供了客观的参考依据。本文总结了近年来深度学习在胰腺肿瘤的图像分割、辅助诊断、鉴别诊断中的应用，旨在帮助读者更好的了解深度学习在胰腺肿瘤方面的研究进展，为临床的精准诊疗提供影像支持。

【关键词】胰腺肿瘤；深度学习；图像分割

【中图分类号】R735.9

【文献标识码】A

【基金项目】山东省中医药科技项目(M-2023114)

DOI:10.3969/j.issn.1672-5131.2026.01.055

SU Tong^{1,3,4}, JIANG Jia-ning^{2,3,4}, YANG Xiao^{3,4}, LIU Tong^{1,3,4}, JI Xing-gui^{2,3,4}, XU Wan-bo^{3,4,*}.

1.School of Medical Imaging, Binzhou Medical University, Yantai 264003, Shandong Province, China

2.School of Medical Imaging, Shandong Second Medical University, Weifang 261053, Shandong Province, China

3.Department of Radiology(Medical Imaging Center), Qilu Hospital of Shandong University Dezhou Hospital, Dezhou 253000, Shandong Province, China

4.Dezhou Key Laboratory of Intelligent Imaging, Dezhou 253011, Shandong Province, China

ABSTRACT

There are many types of pancreatic tumors, and different types of tumors have different clinical decisions, so early and accurate diagnosis is very important. With the development of computer technology, the research and application of deep learning in the field of medical imaging are increasingly extensive, providing an objective reference basis for the evaluation of pancreatic tumors. This paper summarizes the application of deep learning in image segmentation, auxiliary diagnosis and differential diagnosis of pancreatic tumors in recent years, aiming to help readers better understand the research progress of deep learning in pancreatic tumors and provide image support for clinical precision diagnosis and treatment.

Keywords: Pancreatic tumors; Deep learning; Image segmentation

胰腺肿瘤种类繁多，根据2019版^[1]WHO消化系统肿瘤分类将胰腺肿瘤分为良性上皮性肿瘤、前驱病变、恶性上皮性肿瘤及神经内分泌肿瘤3部分。良性肿瘤及部分交界性肿瘤可以长期随访观察，恶性肿瘤与分化差的肿瘤则需要进一步治疗。影像学检查是临床诊断胰腺肿瘤的最主要方法，常用的影像学检查方法有计算机断层扫描(computed tomography, CT)、磁共振成像(magnetic resonance imaging, MRI)和内镜超声(endoscopic ultrasound, EUS)，各种检查方法各有利弊且互为补充。

深度学习(deep learning, DL)是机器学习的一个分支，通过多层次的神经网络来学习和提取数据的特征，根据特征分析得出结果，通过基于大量数据集的复杂算法来建模，最常用的DL算法主要包括卷积神经网络(convolutional Neural Networks, CNN)、循环神经网络(recurrent neural network, RNN)、生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)和深度强化学习(deep reinforcement learning, DRL)等^[2]。CNN在医学领域引用最广泛^[3-4]，是一类特别适合于图像分析的人工智能算法^[5]，可以通过探测图像中的局部空间相关性来提取图像特征，在基于图像的各种疾病诊断中显示出很高的准确性^[6-7]。本文总结了近年来深度学习在胰腺肿瘤的图像分割、辅助诊断、鉴别诊断中的应用，旨在帮助读者更好的了解深度学习在胰腺肿瘤方面的研究进展，为临床的精准诊疗提供影像支持。

1 胰腺肿瘤的图像分割

根据统计分析，胰腺占整个CT体积的比例小于0.5%，相对于其他组织，胰腺具有视觉上模糊的边界。胰腺肿瘤的分割存在许多挑战^[8]。首先，在胰腺肿块的囊性成分容易与胰管或胆管混淆，而实性成分则不易与胰腺实质区分。其次，胰腺肿块的大小、形态、和对比值差异很大。第三，胰腺肿块类型众多。因此，胰腺肿瘤的准确分割是临床诊断的关键，可以帮助医生做出正确的临床决策。

Mahmoudi^[9]等开发了一种全自动卷积神经网络，用于分割CT图像中PDAC肿块和腹部血管。该模型在门静脉期分割PDAC质量的Dice相似系数(Dice similarity coefficient, DSC)总体为0.606，比传统模型提高了7.52%。此外，肿瘤及周围血管的三维可视化有助于临床对胰腺癌的治疗评估。虽然卷积运算在提取局部细节方面表现良好，但在获取全局表征方面存在困难，Qu等^[8]提出了一种新的端到端分支集成网络结构，即变压器引导渐进融合网络(TGPFN)，用于胰腺和多种类型胰腺肿块的分割，在nnU-Net上的大量实验证明，该网络的DSC和检测准确率分别为0.739和0.917，具有较好的临床应用价值。深度学习技术极大地提高了图像分割的性能，然而阻碍深度神经网络进一步发展的一个重要因素是信息传播过程中的信息丢失。Yang等^[10]提出了一种新的胰腺CT图像分割深度学习框架AX-Unet，分析了现有主流医学图像分割框架的缺陷，提出了一种基于编码器-解码器结构的更复杂的网络结构，该模型在两个公共测试集中的DSC分别为0.877和0.859，优于其他主流图像分割方法。最后利用该分割模型对放射组学特征进行了提取和分析，发现正常人和胰腺肿瘤患者的熵值存在显著差异，为临床医生进行胰腺肿瘤的筛查提供了一种有前景的可靠方法。Huang等^[11]开发了基于U-Net的

【第一作者】苏童，男，住院医师，主要研究方向：腹部影像学诊断。E-mail: st199910@163.com

【通讯作者】许万博，男，主任医师，主要研究方向：腹部影像学诊断。E-mail: 18005342388@163.com

的半自动分割模型用于在CT增强图像上分割胰腺神经内分泌肿瘤(pancreatic neuroendocrine tumors, PNET),并在两个数据集上进行验证,结果显示分割性能相对较高,外部验证的平均DSC高达0.818,因此基于深度学习的半自动分割方法在腺神经内分泌肿瘤的放射组学分析中是准确可行的。

在MRI上,Chen等^[12]提出了一种基于螺旋变换的模型驱动深度学习胰腺癌分割方法,使二维模型在可接受的计算资源下实现三维图像分割,该方法在多参数MRI图像上取得了较好的分割效果,其中T2、T1、ADC、DWI图像的DSC分别为0.656、0.640、0.645、0.653,展现出良好的分割性能,可以作为一种新的三维肿瘤分割方法。磁共振引导放射治疗在局部晚期胰腺癌治疗中具有潜在优势^[13]。该方法的关键步骤是轮廓,即在每个处理阶段开始时生成目标体积,Liang等^[14]开发了一个基于cnn的多参数MRI胰腺肿瘤自动分割模型。结果显示在测试集上性能指标分别为DSC为0.73,HD为8.11mm,MSD为1.82mm,其模型性能与放射肿瘤专家相当。

在EUS上,Seo等^[15]提出了一种基于EUS图像的深度关注特征网络(DAF-Net)用于胰腺癌分割,其AUC、灵敏度、特异度分别为0.927、89.0%、98.1%,该深度学习方法提供了卓越的分割性能,并可以有效辅助手术治疗。

以上研究初步提示深度学习在分割胰腺肿瘤方面取得了良好的结果,具有较好的临床应用前景。但由于胰腺肿块大小、形态差异较大,在准确分割方面也存在一些挑战。我们期待未来有更多图像分割的方法广泛应用于临床。

2 深度学习与胰腺肿瘤诊断

2.1 深度学习与胰腺癌的诊断 胰腺癌是一种恶性程度高、预后差的消化系统肿瘤,5年生存率仅有10%左右,是癌症相关死亡的第三大原因,并且胰腺癌的发病率也继续以每年约1%的速度增长^[16],胰腺导管腺癌是胰腺癌的主要类型,占有胰腺癌的95%,据预测,到2030年,胰腺导管腺癌将成为癌症相关死亡的第二大原因^[17]。

Cao等^[18]开发了一种深度学习模型通过非对比CT对胰腺病变进行高精度检测和分类,即人工智能胰腺癌检测(PANDA),PANDA是在单中心的3,208名患者的数据集上进行训练,并在涉及10个中心的6,239名患者的多中心验证,结果显示PANDA在病变检测方面的接受者工作特征曲线下面积(area under the curve, AUC)为0.986~0.996,在PDAC识别的灵敏度和特异性方面比放射科医生的平均表现高出34.1%和6.3%。在由20,530名连续患者组成的真实世界多场景验证中,病变检测的灵敏度为92.9%,特异性为99.9%。Korfatis等^[19]开发一种自动化的3D卷积神经网络用于在诊断CT上检测PDAC,在内部测试集中,该模型的准确度为92%,AUC为0.97,在公共测试集中的准确度为86%,AUC为0.90。此外,该模型在诊断前CT上检测视觉上隐匿的PDAC的准确度为84%,AUC为0.91,从PDAC的预诊断CT到组织病理诊断的中位(范围)时间间隔为475(93-1082)天。Nader等^[20]开发了一种基于U-Net网络的深度学习方法来检测胰腺肿瘤,并在门静脉CT扫描上识别主胰管扩张,结果显示该模型的AUC为0.98,灵敏度为94%,模型检测主胰管扩张的AUC为0.97,该模型还进行了特定病变特征和类型的评估,在PDAC亚组中,病变检测的AUC为0.98,灵敏度为94%。Liu等^[21]基于CNN的分析在门静脉CT上准确区分胰腺癌,结果显示在多个测试集中达到了近99%的准确率,并且与放射科医生相比实现了更高的灵敏度。另外,人工智能技术可自动完成病灶的检测,可以辅助医师诊断大幅度减少阅片时间,例如Liu等^[22]采用Faster R-CNN深度神经网络,建立了基于增强CT图像的胰腺癌人工智能诊断系统,该系统的AUC为0.963,辅助诊断时间为20秒/例。Si等^[23]基于增强CT图像建立了一个完全端到端的深度学习模型,诊断胰腺癌的准确率可达87.6%,平均诊断时间为18.6秒/例。

MR成像对胰腺肿瘤的评估具有重要作用,其优越的软组织对比度可用于微小的、非轮廓变形的肿瘤的检测,可用于胰腺CT不确定征象的定性。Gao和Wang等^[24]在生成对抗网络帮助下开

发了一种可以区分各种胰腺疾病的深度学习卷积神经网络模型,在内外验证集平均准确率分别为70%和76.79%,在胰腺癌亚组中,内外部测试集AUC分别为0.915和0.904。

胰腺癌预后极差的主要原因是诊断困难,约80%患者确诊时已处于晚期,失去手术切除的机会。一项多中心研究表明^[25],在筛查出的诊断出的胰腺导管腺癌的患者中5年生存率为73.3%,I期PDAC占主导地位,77.8%的胰腺癌在手术病理阶段为I期,88.9%的胰腺癌可切除,中位生存期为9.8年,而未筛查的胰腺癌患者为1.5年。因此胰腺癌的早期诊断是非常必要的,并且早期发现是改善胰腺癌预后的最有效策略。Ma等^[26]人构建了一种基于CNN的卷积神经网络模型自动识别CT图像中的胰腺癌。该模型模型诊断平扫图像的准确率为95.47%,灵敏度为91.58%,特异度为98.27%,适用于胰腺癌的早期筛查。Alves等^[27]开发了一种基于nnU-net的深度学习框架,可以准确地检测和定位PDAC病变,结果显示模型的AUC为0.914,对于小于2 cm的肿瘤亚组AUC为0.876,有助于放射科医生对早期PDAC的诊断。

此外,一些研究者通过电子病例开发预测模型,例如Appelbaum等^[28]采用18个危险因素开发胰腺癌预测模型,可比实际确诊时间提前6-12个月识别肿瘤,AUC达到0.71。Hsieh等^[29]基于我国台湾地区健康资料库应用Logistic回归和神经网络模型预测台湾T2DM患者的胰腺癌风险,结果显示Logistic回归模型预测胰腺癌的AUC为0.727,预测效能更好。Muhammad等^[30]基于个人健康数据建立了神经网络模型用于胰腺癌风险预测及分层,在训练组和测试组的灵敏度分别为87.3%和80.7%,特异性分别为80.8%和80.7%,AUC分别为0.86和0.85。

EUS是诊断胰腺肿瘤的重要工具,人工智能的应用可提高EUS图像的诊断效能。并且EUS已被证明是胰腺癌早期诊断最准确的方法^[31]。Kawahara等^[32]使用深度学习架构开发了一个可以区分胰腺癌和非胰腺癌的人工智能模型,并评估了人工智能模型的诊断性能。结果显示该模型诊断胰腺癌的AUC、灵敏度、特异性和准确度分别为0.90、94%、82%和91%。Tang等^[33]构建一个基于深度学习的人工智能系统(CH-EUS MASTER)以促进胰腺肿块诊断。在测试集中,该系统对恶性肿瘤的识别准确率为88.9%,灵敏度为100%,特异性为75%。在临床试验中,该系统诊断胰腺肿块的准确性、敏感性和特异性均明显优于内镜检查。由于慢性胰腺炎、自身免疫性胰腺炎与胰腺癌具有相似的影像学特征,准确诊断十分重要。Tong等^[34]基于558例胰腺病变患者的超声造影图像建立了深度学习放射组学模型,用于准确诊断胰腺导管腺癌和慢性胰腺炎,该模型在内部验证、外部验证队列1和2中的AUC分别为0.978、0.967和0.953,并且与放射科医师相比具有更高的敏感性及特异性。Marya等^[35]基于583例胰腺疾病患者的EUS图像和视频建立了卷积神经网络模型,用于准确区分胰腺癌、自身免疫性胰腺炎和其他胰腺良性疾病,该模型鉴别胰腺癌和自身免疫性胰腺炎的灵敏度为90%,特异性为93%。

总之,深度学习在胰腺癌的检测及早期诊断方面展现出巨大的潜力,部分研究的诊断准确性甚至超过了影像科医师,因此在深度学习辅助下可提高对胰腺癌的诊断,减轻影像科医生的工作负担,满足日益增长的胰腺影像学的诊疗需求。另外,虽然MRI具有良好的软组织分辨率,但目前大部分研究是在CT中进行,基于MRI的研究仍需要进一步探索。

2.2 深度学习与囊性肿瘤的诊断 胰腺囊性肿瘤(pancreatic cystic tumors, PCNs)是一组胰腺囊肿或囊性变为主要表现的良性或低度恶性肿瘤,四种主要亚型是浆液性囊性肿瘤(serous cystic neoplasm, SCN)、黏液性囊性肿瘤(mucinous cystic neoplasm, MCN)、导管内乳头状黏液性肿瘤(intraductal papillary mucinous neoplasm, IPMN)以及实性假乳头状瘤(solid pseudopapillary neoplasm, SPN)^[36]。一般人群PCN的检出率取决于成像方法,MRI的检出率甚至接近50%^[37]。其中SCN在绝大多数情况下为良性肿瘤,临床指南通常推荐随访观察,其他囊性胰腺肿瘤属于潜在的恶性肿瘤,需要密切监测或手术切除^[38-39]。为了减少不必要的手术和避免因长时间观察而造成的延误,通过术前影像学准确鉴别各种胰腺囊性肿瘤是至关重要的。

Park^[40]训练了一个基于nnU-Net的三维深度学习模型用于在腹部CT上自动识别各种实性和囊性胰腺肿瘤，并将其诊断性能与放射科医生的诊断性能进行比较，结果显示在两个测试集中的AUC分别为0.91和0.87，在鉴别任何大小的实性病变(98%~100%)或1.0 cm或以上的囊性病变(92%~93%)时具有很高的敏感性，与放射科医生的诊断结果相当。Wang等^[41]在双期增强CT中构建了一种深度学习模型用于鉴别良恶性胰腺囊性病变，并与传统放射组学模型和三位医师(初级放射科医生、高级放射科医生和外科医生)进行比较，结果显示深度学习模型在内部测试集中AUC为0.933，准确率为0.904，优于传统放射组学模型和三位医师，表现出较好的判别性能。对良恶性肿瘤的诊断准确性与高级放射科医生相当，并可提高初级放射科医生和外科医生的诊断速度。Liang等^[42]采用深度学习和放射组学方法构建了SCN、MCN和IPMN的分类预测模型，对于SCN鉴别诊断模型的AUC为0.916，准确率为85.6%，敏感性为83.3%，特异性为87.6%，在MCN和IPMN鉴别诊断模型中，AUC为0.973，准确率为92.2%，敏感性为86.3%，特异性为100.0%，证明了深度学习放射组学模型在胰腺囊性肿瘤的分类中具有潜在的应用价值，有助于满足临床精准医学的需求。SCN多为良性，而MCN的恶性率较高。因此在四种PCN类型中，SCN和MCN对鉴别诊断的重要性最高。Zhang等^[43]设计了一种跨模态特征融合结构，将的7种不同的模态深度特征融合为一个组合部分，在诊断SCN和MCN方面取得了良好的效果，准确率为75%，AUC为0.83。

另外目前普遍认为胰腺IPMN是胰腺癌的癌前病变，术前对其进行恶性程度评估判断具有重要意义。根据2019版WHO^[1]的病理分期将其分为低级别异型增生、高级别异型增生和浸润性导管内乳头状黏液性癌。Corral等^[44]在MRI中利用卷积神经网络设计了一个计算机辅助的框架以自动识别和分类IPMN。结果显示在鉴别高级别异型增生或癌症的敏感性和特异性分别75%和78%。在3种诊断策略的AUC相似，分别为0.77、0.77、0.78，该计算机辅助框架可以作为放射科医生识别高风险IPMN的辅助工具。

大多数胰腺囊性肿瘤视为不确定病变，需要进行监测^[45]，但是重复的CT扫描可能导致辐射暴露。Koh等^[46]研究发现低剂量CT结合深度学习图像重建在随访偶然发现的胰腺囊性病变与标准剂量CT具有相当的性能，是一种很有前景的胰腺囊性病变长期监测成像方式。

2.3 深度学习与胰腺神经内分泌肿瘤的诊断 胰腺神经内分泌肿瘤(PNET)是一种高度异质性的肿瘤^[47]，占胰腺肿瘤的2~7%^[48]，PNET具有恶变潜能，其病理分级取决于Ki67指数和有丝分裂计数，是长期生存的独立预测因子，因此术前病理分级的确定对临床治疗方案和患者预后十分重要。

Luo等^[49]基于卷积神经网络的增强CT构建了PNET分级的术前预测模型，研究分别构建动脉期、静脉期及双期融合模型进行训练、验证、对比，结果显示动脉期模型性能最高，AUC为0.81，显著高于静脉期及双期融合模型，并且深度学习模型的诊断准确性高于机器学习模型及放射科医生。此外，该模型在一个独立的外部测试集中的诊断性能高达88.1%，AUC为0.82。Gao等^[50]基于深度学习算法在增强MRI图像上探讨预测PNET患者病理分级的可行性，该研究利用生成对抗网络生成的增强图像的训练集中，训练卷积神经网络模型，最后进行交叉验证提高卷积神经网络模型的准确度，结果显示在模型在内外验证集的准确性分别为85.13%和81.05%，AUC分别为0.912和0.885。目前基于深度学习的神经内分泌肿瘤的研究较少，仍需要进一步探索。

3 总结及展望

从这些研究中我们可以看出深度学习在胰腺肿瘤的分割及诊断方面展现了巨大的潜力。然而目前深度学习仍在起步阶段，存在一些不足及局限性：第一，胰腺肿块的大小、形态和对比度差异大，目前的深度学习算法很难进行准确的分割。第二，高质量的图像是十分重要的，目前由于复杂的医疗场景及不同的机器扫描，图像的标准化程度较低。第三，大多数队列研究都是回顾性研究，缺乏前瞻性队列研究。第四，许多研究模型是建立在单中

心的数据集上，推广到多中心时，模型的准确性可能起伏较大。第五，虽然MRI具有良好的软组织分辨率，但是大部分研究都是在CT中进行，基于MRI的研究可能是未来的一个方向。

总之，深度学习在胰腺肿瘤的分割和诊断方面展现了良好的效果，有望成为无创、客观的重要工具。未来随着更多多中心、大样本研究的开展，深度学习通过影像数据及临床资料不断进行的自我学习和升级，提高模型的泛化性，最终广泛应用于临床，推动临床个性化精准医疗的发展。

作者利益冲突声明：全体作者均声明无利益冲突。作者贡献声明：许万博设计本综述的方案，对稿件的重要内容进行了修改，并获得了山东省中医药科技项目的资助，苏童起草和撰写了稿件，分析和解释本研究的内容，姜佳宁、杨潇、刘童、纪兴贵获取、分析或解释本研究的数据，对稿件重要内容进行了修改；全体作者都同意发表最后的修改稿，同意对本研究的所有方面负责，确保本研究的准确性和诚信。

参考文献

- [1] Nagtegaal I D, Odze R D, Klimstra D, et al. The 2019 WHO classification of tumours of the digestive system[J]. *Histopathology*, 2020, 76 (2): 182-188.
- [2] Gorris M, Hoogenboom S A, Wallace M B, et al. Artificial intelligence for the management of pancreatic diseases[J]. *Digestive Endoscopy*, 2021, 33 (2): 231-241.
- [3] Wagner M W, Namdar K, Biswas A, et al. Radiomics, machine learning, and artificial intelligence—what the neuroradiologist needs to know[J]. *Neuroradiology*, 2021, 63 (12): 1957-1967.
- [4] Li Z, Liu F, Yang W, et al. A survey of convolutional neural networks: analysis, applications, and prospects[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2022, 33 (12): 6999-7019.
- [5] LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning[J]. *Nature*, 2015, 521 (7553): 436-444.
- [6] Khosravi P, Kazemi E, Imielinski M, et al. Deep convolutional neural networks enable discrimination of heterogeneous digital pathology images[J]. *EBioMedicine*, 2018, 27: 317-328.
- [7] Jiang B, Li N, Shi X, et al. Deep learning reconstruction shows better lung nodule detection for ultra-low-dose chest CT[J]. *Radiology*, 2022, 303 (1): 202-212.
- [8] Qu T, Li X, Wang X, et al. Transformer guided progressive fusion network for 3D pancreas and pancreatic mass segmentation[J]. *Medical Image Analysis*, 2023, 86: 102801.
- [9] Mahmoudi T, Kouzahan Z M, Radmard A R, et al. Segmentation of pancreatic ductal adenocarcinoma (PDAC) and surrounding vessels in CT images using deep convolutional neural networks and texture descriptors[J]. *Scientific Reports*, 2022, 12 (1): 3092.
- [10] Yang M, Zhang Y, Chen H, et al. AX-Unet: a deep learning framework for image segmentation to assist pancreatic tumor diagnosis[J]. *Frontiers in Oncology*, 2022, 12: 894970.
- [11] Huang B, Lin X, Shen J, et al. Accurate and feasible deep learning based semi-automatic segmentation in ct for radiomics analysis in pancreatic neuroendocrine neoplasms[J]. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2021, 25 (9): 3498-3506.
- [12] Chen X, Chen Z, Li J, et al. Model-driven deep learning method for pancreatic cancer segmentation based on spiral-transformation[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2022, 41 (1): 75-87.
- [13] Bohoudi O. Identification of patients with locally advanced pancreatic cancer benefitting from plan adaptation in MR-guided radiation therapy[J]. *Radiotherapy and Oncology*, 2019.
- [14] Liang Y, Schott D, Zhang Y, et al. Auto-segmentation of pancreatic tumor in multi-parametric MRI using deep convolutional neural networks[J]. *Radiotherapy and Oncology*, 2020, 145: 193-200.
- [15] Seo K, Lim J-H, Seo J, et al. Semantic segmentation of pancreatic cancer in endoscopic ultrasound images using deep learning approach[J]. *Cancers*, 2022, 14 (20): 5111.
- [16] Siegel R L, Giaquinto A N, Jemal A. Cancer statistics, 2024[J]. *CA: A Cancer*

- Journal for Clinicians, 2024, 74 (1): 12–49.
- [17] Rahib L, Smith B D, Aizenberg R, et al. Projecting cancer incidence and deaths to 2030: the unexpected burden of thyroid, liver, and pancreas cancers in the United States [J]. *Cancer Research*, 2014, 74 (11): 2913–2921.
- [18] Cao K, Xia Y, Yao J, et al. Large-scale pancreatic cancer detection via non-contrast CT and deep learning [J]. *Nature Medicine*, 2023, 29 (12): 3033–3043.
- [19] 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 prediagnostic computed tomography scans [J]. *Gastroenterology*, 2023, 165 (6): 1533–1546. e4.
- [20] Abi Nader C, Vetil R, Wood L K, et al. Automatic detection of pancreatic lesions and main pancreatic duct dilatation on portal venous CT scans using deep learning [J]. *Investigative Radiology*, 2023, 58 (11): 791–798.
- [21] Liu K-L, Wu T, Chen P-T, et al. Deep learning to distinguish pancreatic cancer tissue from non-cancerous pancreatic tissue: a retrospective study with cross-racial external validation [J]. *The Lancet Digital Health*, 2020, 2 (6): e303–e313.
- [22] Liu S-L, Li S, Guo Y-T, et al. Establishment and application of an artificial intelligence diagnosis system for pancreatic cancer with a faster region-based convolutional neural network [J]. *Chinese Medical Journal*, 2019, 132 (23): 2795–2803.
- [23] Si K, Xue Y, Yu X, et al. Fully end-to-end deep-learning-based diagnosis of pancreatic tumors [J]. *Theranostics*, 2021, 11 (4): 1982–1990.
- [24] Gao X, Wang X. Performance of deep learning for differentiating pancreatic diseases on contrast-enhanced magnetic resonance imaging: a preliminary study [J]. *Diagnostic and Interventional Imaging*, 2020, 101 (2): 91–100.
- [25] Dbok M, Katona B W, Brand R E, et al. The multicenter cancer of pancreas screening study: impact on stage and survival [J]. *Journal of Clinical Oncology*, 2022, 40 (28): 3257–3266.
- [26] Ma H, Liu Z-X, Zhang J-J, et al. Construction of a convolutional neural network classifier developed by computed tomography images for pancreatic cancer diagnosis [J]. *World Journal of Gastroenterology*, 2020, 26 (34): 5156–5168.
- [27] Alves N, Schuurmans M, Litjens G, et al. Fully automatic deep learning framework for pancreatic ductal adenocarcinoma detection on computed tomography [J]. *Cancers*, 2022, 14 (2): 376.
- [28] Appelbaum L, Cambroner J P, Stevens J P, et al. Development and validation of a pancreatic cancer risk model for the general population using electronic health records: An observational study [J]. *European Journal of Cancer*, 2021, 143: 19–30.
- [29] Hsieh M H, Sun L-M, Lin C-L, et al. Development of a prediction model for pancreatic cancer in patients with type 2 diabetes using logistic regression and artificial neural network models [J]. *Cancer Management and Research*, 2018, Volume 10: 6317–6324.
- [30] Muhammad W, Hart G R, Nartowt B, et al. Pancreatic cancer prediction through an artificial neural network [J]. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 2019, 2: 2.
- [31] Dahiya D S, Al-Haddad M, Chandan S, et al. Artificial intelligence in endoscopic ultrasound for pancreatic cancer: where are we now and what does the future entail? [J]. *Journal of Clinical Medicine*, 2022, 11 (24): 7476.
- [32] 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 (02): 140–149.
- [33] Tang A, Tian L, Gao K, et al. Contrast-enhanced harmonic endoscopic ultrasound (CH-EUS) MASTER: a novel deep learning-based system in pancreatic mass diagnosis [J]. *Cancer Medicine*, 2023, 12 (7): 7962–7973.
- [34] Tong T, Gu J, Xu D, et al. Deep learning radiomics based on contrast-enhanced ultrasound images for assisted diagnosis of pancreatic ductal adenocarcinoma and chronic pancreatitis [J]. *BMC Medicine*, 2022, 20 (1): 74.
- [35] Marya N B, Powers P D, Chari S T, et al. Utilisation of artificial intelligence for the development of an EUS-convolutional neural network model trained to enhance the diagnosis of autoimmune pancreatitis [J]. *Gut*, 2021, 70 (7): 1335–1344.
- [36] Keane M G, Afghani E. A review of the diagnosis and management of premalignant pancreatic cystic lesions [J]. *Journal of Clinical Medicine*, 2021, 10 (6): 1284.
- [37] Kromrey M-L, Bülow R, Hübner J, et al. Prospective study on the incidence, prevalence and 5-year pancreatic-related mortality of pancreatic cysts in a population-based study [J]. *Gut*, 2018, 67 (1): 138–145.
- [38] Kirschenbaum J D, Gonda T A. The use of integrated molecular testing in the assessment and management of pancreatic cysts [J]. *Current Gastroenterology Reports*, 2023, 25 (8): 182–190.
- [39] Ayoub F, Davis A M, Chapman C G. Pancreatic cysts—an overview and summary of society guidelines, 2021 [J]. *JAMA*, 2021, 325 (4): 391.
- [40] 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.
- [41] Wang X, Sun Z, Xue H, et al. A deep learning algorithm to improve readers' interpretation and speed of pancreatic cystic lesions on dual-phase enhanced CT [J]. *Abdominal Radiology*, 2022, 47 (6): 2135–2147.
- [42] Liang W, Tian W, Wang Y, et al. Classification prediction of pancreatic cystic neoplasms based on radiomics deep learning models [J]. *BMC Cancer*, 2022, 22 (1): 1237.
- [43] Zhang G, Chen W, Wang Z, et al. Automated diagnosis of pancreatic mucinous and serous cystic neoplasms with modality-fusion deep neural network using multi-modality MRIs [J]. *Frontiers in Oncology*, 2023, 13: 1181270.
- [44] 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.
- [45] 谢小玲, 蒋珊, 李文文. 分支胰管型胰腺导管内管状乳头状肿瘤1例报告 [J]. *罕见疾病杂志*, 2024, 31 (01): 14+18.
- [46] Koh S, Lee N K, Kim S, et al. The efficacy of low-dose CT with deep learning image reconstruction in the surveillance of incidentally detected pancreatic cystic lesions [J]. *Abdominal Radiology*, 2023, 48 (8): 2585–2595.
- [47] 王惠慧. MRI动态增强扫描鉴别PDAC与非高强化PNET的价值 [J]. *罕见疾病杂志*, 2022, 29 (11): 62–63.
- [48] Konukiewicz B, Je Singh A, S M, Ka sa jim A, et al. Neuroendocrine neoplasms of the pancreas: diagnosis and pitfalls [J]. *Virchow s Archiv*, 2022, 480 (2): 247–257.
- [49] 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.
- [50] Gao X, Wang X. Deep learning for World Health Organization grades of pancreatic neuroendocrine tumors on contrast-enhanced magnetic resonance images: a preliminary study [J]. *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery*, 2019, 14 (11): 1981–1991.

(收稿日期: 2024-09-27)
(校对编辑: 姚丽娜)