DOI: 10.14188/j.1671-8852.2023.0287　　**文章编号** 1671-8852(2025)03-0321-06

深度学习技术在肾癌诊断中的应用

焦攀攀　杨　瑞　郑庆源　王　磊　陈志远　刘修恒
武汉大学人民医院泌尿外科　湖北　武汉　430060

摘要　传统影像学和组织病理学检查虽在肾癌的诊断中发挥了重要作用，但存在诸多弊端。深度学习技术通过有效提取图像特征，可在CT和MRI图像上实现对肾癌的初步鉴别和良恶性判断。在组织病理学检查上，深度学习技术可以准确预测病理学切片上肾癌的分型并进行预后预测。深度学习技术在肾癌的诊疗中展现出了巨大的潜力，但仍然需要多中心、大样本的高质量研究才能服务于临床工作。

关键词　肾癌；深度学习；计算机断层扫描；磁共振成像；组织病理学检查；卷积神经网络
中图分类号　R692.9
文献标识码　A　　**开放科学(资源服务)标识码(OSID)：**

Application of deep learning technology in diagnosis of renal cell carcinoma

JIAO Panpan, YANG Rui, ZHENG Qingyuan, WANG Lei, CHEN Zhiyuan, LIU Xiuheng
Dept. of Urology, Renmin Hospital of Wuhan University, Wuhan 430060, Hubei, China

Abstract

Traditional radiology and pathological examinations are pivotal in diagnosing renal cancer, yet they have their limitations. Through the efficient extraction of image features, deep learning technology facilitates the initial differentiation and malignancy assessment of renal cancer on CT and MRI images. In pathological examinations, deep learning accurately predicts the classification of renal cancer on histopathological slides and offers prognostic insights. While deep learning technology shows significant promise in the diagnosis and treatment of renal cancer, its full potential can be realized through high-quality, multicenter studies with large sample sizes to effectively benefit clinical practice.

Key Words　Renal Cell Carcinoma; Deep Learning; Computed Tomography; Magnetic Resonance Imaging; Histopathological Examination; Convolutional Neural Network

肾癌是泌尿系统最常见的肿瘤之一。据美国癌症协会统计发布的数据[1]显示，2022年美国有79 000人罹患肾脏肿瘤，其中男性50 290人，死亡人数高达13 920人，肾癌在美国男性癌症死亡占比约2.3%，排名第6位。2022年，中国新发肾癌人数77 410人，将有46 345人因肾癌丧生[2]。影像学信息对肾癌的诊断至关重要，计算机断层扫描(computed tomography，CT)、磁共振成像(magnetic resonance imaging，MRI)被广泛应用于肾癌评估，而组织病理学检查和Fuhrman核分级等被用于确诊和指导肾癌治疗[3]。但近年来，肾癌传统诊断技术的弊端逐渐显露出来。随着深度学习在医学领域的广泛应用，肾癌诊断技术也打开了新篇章。本文就深度学习技术在肾癌诊断中的应用作一综述。

1　肾癌传统诊断方式及面临的问题

肾细胞癌是起源于肾小管上皮细胞的肿瘤，约占肾脏恶性肿瘤的90%。其中以肾透明细胞癌

课题来源：湖北省中央引导地方科技发展专项项目(编号：2022BGE232)；教育部产学合作协同育人项目(编号：220700001151109)
作者简介：焦攀攀，男，1999—，医学硕士生，主要从事人工智能在泌尿系统肿瘤中的应用研究，E-mail：2022283020231@whu.edu.cn
通信作者：刘修恒，男，1962—，医学博士，教授，主任医师，博士生导师，主要从事泌尿系结石和肿瘤的研究，E-mail：drliuxh@hotmail.com

(ccRCC)、乳头状肾细胞癌(papillary renal cell carcinoma,pRCC)、嫌色细胞癌(chromophobe renal cell carcinoma,chRCC)为主[3-4]。血管平滑肌脂肪瘤(angiomyolipoma,AML)和嗜酸细胞瘤是最常见的肾良性肿瘤[5]。脂肪是鉴别血管平滑肌瘤的关键,但约5%的乏脂平滑肌脂肪瘤难以和肾细胞癌鉴别[6]。嗜酸细胞瘤和肾细胞癌的鉴别也是一个难点,因为他们有类似的细胞来源和相似的生物学特征[7-8]。多房囊性肾细胞癌需与肾透明细胞癌囊性变、广泛玻璃样变、出血以及含铁血黄素沉着相鉴别;遗传性肾癌包括von Hippel-Lindau(VHL)综合征(双侧多发的肾透明细胞癌和肾囊肿)需与肾囊肿相鉴别;另外,未分类肾细胞癌的诊断与鉴别诊断也是一大难点[9]。

CT和MRI是诊断肾细胞癌最常用的工具,两者均具有无创性。增强CT可对绝大多数肾细胞癌进行诊断和分期,但当肾窦和肾被膜等被侵犯时,如何明确诊断和选择最优的治疗方案是一个巨大的挑战[10-11]。

组织病理学检查是肾细胞癌诊断和分期的金标准,其通过显微镜下观察组织细胞的异型性来诊断和分期肾细胞癌。组织病理穿刺检查具有有创性、种植穿刺转移以及对微小肾脏肿瘤的穿刺活检存在漏检等风险。另外,组织病理学图像的判读仍完全依赖于病理医生的职业经验,如观察视野的选取不当、穿刺结果假阴性等可能影响肾癌的诊疗[12]。

2 深度学习概述

人工智能是计算机科学的一个分支,是指用计算机模拟人类智能来提取、分类和分析复杂的数据,基于数据集构建模型解决对应问题的一种科学方法[13]。人工智能已经序贯疾病的早期诊断[14]、精准治疗[15]、药物设计与开发[16]、疾病转归[17]和预后预测[18]等全过程。利用多维的研究数据,依赖更迭的深度学习框架和日益强大的计算能力,它正在重塑癌症研究并指导医生进行个性化的临床诊疗[19]。深度学习是人工智能的一个分支,其凭借卷积神经网络(convolutional neural network,CNN)(图1)等,通过反向传播算法发现大数据集中复杂的结构、拟合数据特征,从而构建深度学习模型,用于疾病诊疗方法的改进和发掘[20]。CNN由输入层、卷积层、池化层、全连接层和输出层构成。输入层将图像转换为其对应的由像素值构成的二维矩阵;卷积层由若干卷积单元构成,每个卷积单元的参数都是通过反向传播算法优化得到的,其用来提取图像的底层特征;池化层又称为下采样,是将卷积后的特征图进行特征提取,将最具代表性的特征提取出来,可以起到减小过拟合和降低维度的作用;全连接层将所有的局部特征转换全局特征,经过计算得到分类的得分,最终通过输出层展示预期的结果。当前,深度学习已经在肺癌[21-23]、乳腺癌[24-26]和前列腺癌[27-29]等方面进行了深入的研究。

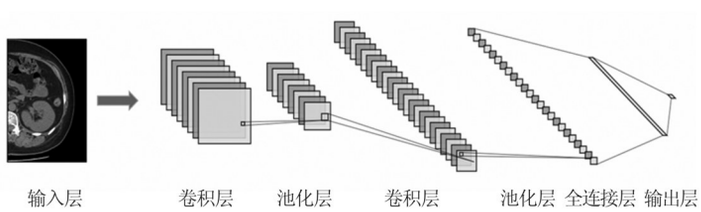


图1 卷积网络模型示例

3 深度学习的应用

3.1 深度学习在CT方面的应用 深度学习模型对高、低级别透明细胞肾细胞癌的诊断性能受不同研究方法的制约。BAGHDADI等[30]开发了一种用于CD117(+)良性肾嗜酸细胞瘤和恶性嫌色性肾细胞癌鉴别的深度学习模型,其通过利用CNN检测肿瘤与皮质峰值早期增强比(tumor-to-cortex Peak Early-phase Enhancement Ratio,PEER)发挥效用。与最终的病理结果相比,PEER评估在肿瘤类型分类上达到了95%的准确性。但该方法需要手动定位和测量肿瘤内造影剂增强的峰值区域,这可能会带来一定的主观性和局限性。LIN等[31]开发了一种基于CT的预测肾透明细胞癌核分级的深度学习模型,该研究就图像裁剪、设置注意力级别、选择模型复杂度和应用迁移学习等对深度学习模型性能的影响进行了研究。研究表明将小于肿瘤直径3倍的裁剪图像应用于深度学习模型训练,对深度学习模型性能的影响无需注意。简单的模型和迁移学习的应用在测试集中取得了最佳性能,内部测试集ROC曲线下面积(*AUC*)为93%,外部测试集*AUC*为85%。HAN等[32]利用一种基于CT图像的深度学习框架来区分

肾透明细胞癌、乳头状肾细胞癌和嫌色性肾细胞癌。研究人员在注射造影剂之前、注射造影剂 60 s、5 min 延迟相位图像中绘制矩形感兴趣区(region of interest，ROI)，裁剪后将组合权重乘以三相ROI图像，并在串联后将线性组合的图像进行训练，其准确度可达85%，*AUC*为0.9。COY等[33]开发了一种深度学习模型，通过对经病理证实的肾脏肿瘤患者使用静脉造影剂增强的四相(动脉期、皮质髓质期、肾造影期、排泄期)肾脏肿瘤图像进行识别，以期鉴别肾透明细胞癌和良性肾嗜酸细胞瘤。在冠状面和矢状面分析肿瘤的单个中间切片时，排泄期达到最高的特异性和阳性预测值(positive predictive value，PPV)，分别为52.9%和80.3%，使用整个肿瘤体积时表明，在排泄期分类性能最佳，准确度为74.4%，灵敏度为85.8%，PPV为80.1%。当整个肿瘤体积、来自所有阶段的中间切片和呈现为平铺图像的所有平面在该模型运行后，PPV可达82.5%。OBERAI等[34]开发了一种基于多相增强CT图像诊断实体增强型恶性肾肿瘤的分类器。该分类器对实质性、脂质贫乏、对比增强的肾脏病变分类体现了良好的性能，基于CNN的分类器展现出了78%的总体准确性，其*AUC*可达0.82。BAGHDADI等[30]、HAN等[32]和COY等[33]通过深度学习模型对肾癌亚型进行鉴别。其中，BAGHDADI等[30]利用CNN检测PEER在评估肿瘤类型分类上准确性最高。LIN等[31]也利用深度学习模型预测了肾癌的核分级，这对于后续的研究工作给予了重要启示。目前，CNN模型在CT图像中多应用于肾癌亚型的鉴别，CNN模型可以在CT的多个时相提取特征并进行肾癌的鉴别诊断。基于CT图像的深度学习模型在鉴别肾脏较常见的良恶性肿瘤方面展现出了较大优势，这可能帮助医务人员降低劳动强度，并提高临床决策质量与水平。

3.2　深度学习在MRI中的应用　ZHENG等[35]建立了一种新的CNN模型，研究其在T_2加权脂肪饱和序列MRI图像中识别肾实质肿瘤亚型的作用。该模型宏观平均*AUC*为0.82，对透明细胞癌的鉴别诊断效果最佳，*AUC*可达0.94。TODA等[36]开发了一种基于深度学习的算法，利用多中心数据库对对比度增强CT图像中的小肾细胞癌(≤4 cm)进行全自动检测，其对数据集A的准确率为88.3%，对数据集B的准确率为87.5%，算法对数据集A和数据集B的*AUC*分别为0.930和0.933。这提示该算法有助于小型肾细胞癌的早期检测。NIKPANAH等[37]对CNN(AlexNet)进行微调，以期在多相MRI上区分肾透明细胞癌和肾嗜酸细胞瘤。研究结果表明该模型区分肾透明细胞癌和局部肾嗜酸细胞瘤的总体准确率为91%，*AUC*可达0.9。XU等[38]使用基于ResNet架构的3个深度学习模型和随机森林的3个放射组模型，分别就T_2WI、DWI和两种图像集的组合来区分肾脏良恶性肿瘤。研究结果表明：T_2WI、DWI及组合深度学习模型的*AUC*在检测队列中分别为0.906、0.846和0.925，在检测队列中，基于T_2WI、DWI和组合的放射组学模型的*AUC*分别为0.824、0.742和0.826，经比较基于T_2WI+DWI的深度学习模型性能最佳。TANAKA等[39]纳入了经病理诊断的168例小肾实质肿瘤(≤4 cm)的1 807组图像，通过Inception-v3架构CNN模型，评估了深度学习方法在多相CT增强扫描上判断小肾实质肿瘤(≤4 cm)良恶性的有效性。其中，皮质髓质期的CNN模型准确性可达88%。多因素分析显示，与其他CNN模型、年龄、性别和病变大小相比，该模型是恶性肿瘤的重要预测因子。但该研究仅纳入≤4 cm肾肿瘤的人群，可能存在选择偏倚。Fuhrman核分级系统是当前肾癌最常用的肿瘤分级方法，但是目前只能通过组织病理穿刺活检或术后病理进行评估[40]。Fuhrman分级与预后之间的关系已被证实[41]。2012年国际泌尿外科病理学家学会(ISUP)分级系统被提出，并得到世界卫生组织(WHO)批准，于2015年重新更名为WHO/ISUP分级系统[42]。ZHAO等[43]进行了一项回顾性多中心队列研究，使用常规MRI评估ResNet在肾细胞癌中区分低级别(Ⅰ～Ⅱ级)和高级别(Ⅲ～Ⅳ级)肿瘤的效能。该模型在Fuhrman分级肾细胞癌队列中准确度可达88%，在WHO/ISUP分级肾细胞癌测试集中准确性可达83%。但由于只纳入了所有经病理证实的组织学分级的肾细胞癌病例，可能存在选择偏倚。若使用DWI、BOLD-MRI和SWI等先进的MR技术可能会进一步提高模型的准确性。XI等[44]由一项多中心队列研究开发了一个通过在常规MRI中应用残差卷积神经网络(ResNet)来区分良性肾肿瘤和肾细胞癌的集成深度学习模型，该模型准确性可达70%，而放射组学模型准确性为62%，所有专家平均仅为60%。AlexNet在LeNet的基础上加深了网络架构，被用于识别更丰富更高维的图像特征。Inception-v3采用了多个并行的卷积层和池化层，具有更强的网络泛化能力，其能适应不同尺度的输入图像并捕捉不

同尺度的特征,另外,通过参数共享和辅助分类器使其在图像分类与分割领域应用广泛。ResNet网络由多层相同的ResNet block堆叠而成,通过将ReLU作为激活函数且使用多个具有残差连接的残差块消除梯度消失或梯度爆炸等问题,使网络架构更深。由于各项研究使用的数据集不尽相同,所以各模型的性能表现各异。上述均为经典的CNN模型,通过对不同MRI序列影像数据的挖掘,不同CNN模型在不同的数据集上展现了较好的性能,CNN模型的性能优于放射组学模型。基于MRI的成像特点及其先进的多种序列,深度学习模型在MRI的研究中展现出了较明显的优势,从肾脏良恶性肿瘤的鉴别、肾肿瘤分级的鉴别等来看,深度学习在肾癌诊断中表现是多元化的,随着多中心、大样本的数据被纳入,深度学习在肾癌诊断中的拓展研究是必要的。

3.3 深度学习在组织病理图片中的应用 LU等[45]开发了一种名为聚类约束注意多实例学习(Clustering-Constrained-Attention Multiple-instance learning,CLAM)的弱监督深度学习方法,其利用注意力学习识别高诊断价值的子区域,从而对整个病理切片进行准确分类,并对识别出的代表性区域进行实例级聚类,将特征空间进行约束和细化。通过这种深度学习方式,可以使研究者不再手工注释数十亿像素的病理切片或者包含全病理影像的大型数据集,极大地降低了研究人员工作负担。对来源于癌症基因组图谱放大20倍的乳头状肾细胞癌、嫌色性肾细胞癌和肾透明细胞癌数据集,CLAM模型的 AUC 为 0.987~0.995。FENSTERMAKER等[46]开发和验证了一种可以区分良性和恶性肾脏组织病理学的深度学习模型,并用其表征肾癌的肿瘤分级和组织学亚型。该深度学习模型展现出了较高的可靠性,在检测队列中区分正常实质与肾癌的总体准确率为99.1%,区分肾透明细胞癌、乳头状肾细胞癌和嫌色性肾细胞癌的准确率为97.5%,Fuhrman评分预测准确率为98.4%。通过组织病理学标本的计算机辅助分析有助于减少组织病理学分析中的观察者间和观察者内的变异性。计算机辅助诊断以公正的方式评估整个标本,有助于避免"搜索满意"现象,即最初的阳性结果的识别降低了医生对其后结果的认识。该模型基于肾肿瘤穿刺活检组织标本所提供的信息计算而来,因整块载玻片的小块样本不等同于相似尺寸的肾活检样本,这有可能引入组间差异。ABDELTAWAB等[47]基于金字塔深度学习模型的自动分类对肾透明细胞癌和乳头状肾细胞癌的鉴别提供了新工具,该模型结合了基于广义高斯-马尔可夫随机场(GGMRF)的统计方法来消除最终像素分类中的不一致性,其平均准确度可达0.957。TABIBU等[48]将深度学习框架用于肾癌亚型的自动分类,以及识别数字化组织病理学图像中预测生存结果的特征。在全病理切片图像上训练的CNN将肾透明细胞癌和嫌色性肾细胞癌与正常组织区分的精度分别为93.39%和87.34%。此外,经过训练以区分肾透明细胞癌、嫌色性肾细胞癌和乳头状肾细胞癌的该深度学习模型实现了94.07%的分类精度。ABDELTAWAB等[47]的研究仅针对透明细胞癌和乳头状透明细胞癌,其他研究可鉴别透明细胞癌、嫌色细胞癌及乳头状细胞癌,且CLAM模型的性能最佳,但其余研究数据均来自TCGA数据库,这可能会引入数据偏倚,多中心的研究获益将更加显著。上述研究几乎都使用公共数据库,且为单中心、小样本的研究,研究结果提示CNN模型在病理图像中的性能显著优于其他影像资料,这提示CNN模型对肿瘤微环境的识别有独到之处,但多中心、大样本的研究更具统计学意义。相较于病理学专家而言,深度学习模型不仅可降低了医务人员的工作量,其在组织病理学图像中也表现得更加"公平"。基于组织病理学的深度学习模型,在肾脏常见良恶性肿瘤的诊断方面,诊断性能几乎与病理学专家相当。对于预后预测等,深度学习模型显示出了较大的优势与潜能。

4 结语与展望

综上所述,从肾癌的诊断维度上来看,在被广泛应用的CT、MRI等常规初期检查方面,虽然有较多研究结果已经发表,但仍需要大量多中心、大样本的研究纳入到研究队列中来,从而降低研究的聚类反应,减小研究资料、数据的过拟合效应。积极纳入先进的、前沿的关于肾癌的诊断数据,如先进的MR序列等,增加研究数据的多元性、可靠性,对于较高质量深度学习模型的构建大有裨益。深度学习在肾脏肿瘤超声检查方面鲜有涉及,其研究价值有待进一步探索。基于例如HE染色的肾癌组织病理切片,建立在组织病理图像上的CNN深度学习模型,受限于组织病理图像的样本量缺乏、图像资料提取复杂和图像元素丰富等因素,目前明显缺乏此方面的高质量研究数据。结合组织病理学图

像的深度学习分析作为一种快速、低成本评估肿瘤内遗传异质性的方法，具有潜在的诊断、预后判断和生物学意义，具有极大的研究前景。与此同时，肾恶性肿瘤的预后预测也越来越受人们青睐。通过深度学习来预测免疫检查点，指导免疫与靶向治疗颇具前景。另外，深度学习对先天性、后天获得性泌尿系统畸形识别欠佳、研究人员对ROI提取的质量控制问题等，在一定程度上限制了深度学习模型的泛化与推广，通过对来自多中心、大样本数据的重复训练，联合开发性能更佳的ROI提取工具，对研究人员进行系统化、规模化的同质培训等，可进一步促进深度学习技术在肾癌影像学诊断中的应用。开发冲突管理模型，将互补分割的融合思想贯彻其中，使用多模态学习方法，纳入如影像组学、临床数据和基因组学等资料，可在最大程度上整合研究资源，进一步提高深度学习模型的泛化性。

参考文献

[1] SIEGEL R L, MILLER K D, FUCHS H E, et al. Cancer statistics, 2022[J]. CA A Cancer J Clin, 2022, 72(1): 7-33.

[2] XIA C F, DONG X S, LI H, et al. Cancer statistics in China and United States, 2022: Profiles, trends, and determinants[J]. Chin Med J, 2022, 135(5): 584-590.

[3] LJUNGBERG B, ALBIGES L, ABU-GHANEM Y, et al. European association of urology guidelines on renal cell carcinoma: The 2019 update[J]. Eur Urol, 2019, 75(5): 799-810.

[4] HSIEH J J, PURDUE M P, SIGNORETTI S, et al. Renal cell carcinoma[J]. Nat Rev Dis Primers, 2017, 3: 17009.

[5] MOCH H, CUBILLA A L, HUMPHREY P A, et al. The 2016 WHO classification of tumours of the urinary system and male genital organs-part A: Renal, penile, and testicular tumours[J]. Eur Urol, 2016, 70(1): 93-105.

[6] NICOLAU C, ANTUNES N, PAÑO B, et al. Imaging characterization of renal masses[J]. Medicina, 2021, 57(1): 51.

[7] FLUM A S, HAMOUI N, SAID M A, et al. Update on the diagnosis and management of renal angiomyolipoma[J]. J Urol, 2016, 195(4 Pt 1): 834-846.

[8] GALMICHE C, BERNHARD J C, YACOUB M, et al. Is multiparametric MRI useful for differentiating oncocytomas from chromophobe renal cell carcinomas? [J]. AJR Am J Roentgenol, 2017, 208(2): 343-350.

[9] YOUNG J R, COY H, KIM H J, et al. Performance of relative enhancement on Multiphasic MRI for the differentiation of clear cell renal cell carcinoma (RCC) from papillary and chromophobe RCC subtypes and oncocytoma[J]. AJR Am J Roentgenol, 2017, 208(4): 812-819.

[10] WU P J, WEI D, ZHANG L Q, et al. Clear cell renal cell carcinoma located in sinus renalis confused with renal pelvis mass in image[J]. Asian J Urol, 2015, 2(3): 185-186.

[11] YANG L, GAO L, AREFAN D, et al. A CT-based radiomics model for predicting renal capsule invasion in renal cell carcinoma[J]. BMC Med Imaging, 2022, 22(1): 15.

[12] SHANNON B A, COHEN R J, DE BRUTO H, et al. The value of preoperative needle core biopsy for diagnosing benign lesions among small, incidentally detected renal masses[J]. J Urol, 2008, 180(4): 1257-1261;discussion1261.

[13] HAMET P, TREMBLAY J. Artificial intelligence in medicine[J]. Metabolism, 2017, 69: S36-S40.

[14] UHM K H, JUNG S W, CHOI M H, et al. Deep learning for end-to-end kidney cancer diagnosis on multi-phase abdominal computed tomography[J]. NPJ Precis Oncol, 2021, 5(1): 54.

[15] ERASLAN G, AVSEC Ž, GAGNEUR J, et al. Deep learning: New computational modelling techniques for genomics[J]. Nat Rev Genet, 2019, 20(7): 389-403.

[16] ISSA N T, STATHIAS V, SCHÜRER S, et al. Machine and deep learning approaches for cancer drug repurposing[J]. Semin Cancer Biol, 2021, 68: 132-142.

[17] ZHANG K, LIU X H, XU J, et al. Deep-learning models for the detection and incidence prediction of chronic kidney disease and type 2 diabetes from retinal fundus images[J]. Nat Biomed Eng, 2021, 5(6): 533-545.

[18] POIRION O B, JING Z, CHAUDHARY K, et al. DeepProg: An ensemble of deep-learning and machine-learning models for prognosis prediction using multi-omics data[J]. Genome Med, 2021, 13(1): 112.

[19] BHINDER B, GILVARY C, MADHUKAR N S, et al. Artificial intelligence in cancer research and precision medicine[J]. Cancer Discov, 2021, 11(4): 900-915.

[20] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning [J]. Nature, 2015, 521(7553): 436-444.

[21] LU M T, RAGHU V K, MAYRHOFER T, et al. Deep learning using chest radiographs to identify high-risk smokers for lung cancer screening computed tomography: Development and validation of a prediction model[J]. Ann Intern Med, 2020, 173(9): 704-713.

[22] SHAFFER K. Deep learning and lung cancer: AI to extract information hidden in routine CT scans[J]. Radiology, 2020, 296(1): 225-226.

[23] ARMATO S G. Deep learning demonstrates potential for lung cancer detection in chest radiography[J]. Radi-

ology, 2020, 297(3): 697-698.
[24] YALA A, LEHMAN C, SCHUSTER T, et al. A deep learning mammography-based model for improved breast cancer risk prediction[J]. Radiology, 2019, 292(1): 60-66.
[25] ZHENG X Y, YAO Z, HUANG Y N, et al. Deep learning radiomics can predict axillary lymph node status in early-stage breast cancer[J]. Nat Commun, 2020, 11(1): 1236.
[26] LOTTER W, DIAB A R, HASLAM B, et al. Robust breast cancer detection in mammography and digital breast tomosynthesis using an annotation-efficient deep learning approach[J]. Nat Med, 2021, 27(2): 244-249.
[27] BULTEN W, PINCKAERS H, VAN BOVEN H, et al. Automated deep-learning system for Gleason grading of prostate cancer using biopsies: A diagnostic study[J]. Lancet Oncol, 2020, 21(2): 233-241.
[28] ELMARAKEBY H A, HWANG J, ARAFEH R, et al. Biologically informed deep neural network for prostate cancer discovery[J]. Nature, 2021, 598(7880): 348-352.
[29] CAMPANELLA G, HANNA M G, GENESLAW L, et al. Clinical-grade computational pathology using weakly supervised deep learning on whole slide images[J]. Nat Med, 2019, 25(8): 1301-1309.
[30] BAGHDADI A, ALDHAAM N A, ELSAYED A S, et al. Automated differentiation of benign renal oncocytoma and chromophobe renal cell carcinoma on computed tomography using deep learning[J]. BJU Int, 2020, 125(4): 553-560.
[31] LIN F, MA C Y, XU J P, et al. A CT-based deep learning model for predicting the nuclear grade of clear cell renal cell carcinoma[J]. Eur J Radiol, 2020, 129: 109079.
[32] HAN S, HWANG S I, LEE H J. The classification of renal cancer in 3-phase CT images using a deep learning method[J]. J Digit Imaging, 2019, 32(4): 638-643.
[33] COY H, HSIEH K, WU W, et al. Deep learning and radiomics: The utility of Google TensorFlow™ Inception in classifying clear cell renal cell carcinoma and oncocytoma on Multiphasic CT[J]. Abdom Radiol, 2019, 44(6): 2009-2020.
[34] OBERAI A, VARGHESE B, CEN S, et al. Deep learning based classification of solid lipid-poor contrast enhancing renal masses using contrast enhanced CT[J]. Br J Radiol, 2020, 93(1111): 20200002.
[35] ZHENG Y, WANG S, CHEN Y, et al. Deep learning with a convolutional neural network model to differentiate renal parenchymal tumors: A preliminary study[J]. Abdom Radiol, 2021, 46(7): 3260-3268.
[36] TODA N, HASHIMOTO M, ARITA Y, et al. Deep learning algorithm for fully automated detection of small (≤4 cm) renal cell carcinoma in contrast-enhanced computed tomography using a multicenter database[J]. Invest Radiol, 2022, 57(5): 327-333.
[37] NIKPANAH M, XU Z Y, JIN D K, et al. A deep-learning based artificial intelligence (AI) approach for differentiation of clear cell renal cell carcinoma from oncocytoma on multi-phasic MRI[J]. Clin Imaging, 2021, 77: 291-298.
[38] XU Q, ZHU Q Q, LIU H, et al. Differentiating benign from malignant renal tumors using T2- and diffusion-weighted images: A comparison of deep learning and radiomics models versus assessment from radiologists[J]. J Magn Reson Imaging, 2022, 55(4): 1251-1259.
[39] TANAKA T, HUANG Y, MARUKAWA Y, et al. Differentiation of small (≤ 4 cm) renal masses on multiphase contrast-enhanced CT by deep learning[J]. AJR Am J Roentgenol, 2020, 214(3): 605-612.
[40] ERDOĞAN F, DEMIREL A, POLAT O. Prognostic significance of morphologic parameters in renal cell carcinoma[J]. Int J Clin Pract, 2004, 58(4): 333-336.
[41] NOVARA G, MARTIGNONI G, ARTIBANI W, et al. Grading systems in renal cell carcinoma[J]. J Urol, 2007, 177(2): 430-436.
[42] WARREN A Y, HARRISON D. WHO/ISUP classification, grading and pathological staging of renal cell carcinoma: Standards and controversies[J]. World J Urol, 2018, 36(12): 1913-1926.
[43] ZHAO Y J, CHANG M, WANG R, et al. Deep learning based on MRI for differentiation of low- and high-grade in low-stage renal cell carcinoma[J]. J Magn Reson Imaging, 2020, 52(5): 1542-1549.
[44] XI I L, ZHAO Y J, WANG R, et al. Deep learning to distinguish benign from malignant renal lesions based on routine MR imaging[J]. Clin Cancer Res, 2020, 26(8): 1944-1952.
[45] LU M Y, WILLIAMSON D F K, CHEN T Y, et al. Data-efficient and weakly supervised computational pathology on whole-slide images[J]. Nat Biomed Eng, 2021, 5(6): 555-570.
[46] FENSTERMAKER M, TOMLINS S A, SINGH K, et al. Development and validation of a deep-learning model to assist with renal cell carcinoma histopathologic interpretation[J]. Urology, 2020, 144: 152-157.
[47] ABDELTAWAB H, KHALIFA F, GHAZAL M, et al. A pyramidal deep learning pipeline for kidney whole-slide histology images classification[J]. Sci Rep, 2021, 11(1): 20189.
[48] TABIBU S, VINOD P K, JAWAHAR C V. Pan-Renal Cell Carcinoma classification and survival prediction from histopathology images using deep learning[J]. Sci Rep, 2019, 9(1): 10509.

(2023-05-08收稿)
编辑 张 峻