

人工智能技术在泌尿外科中的应用及展望

谢立平 沈海祥 应宇凡

【摘要】人工智能(AI)是研究如何在机器上模拟人的认知功能,包括分析、学习及对相应问题作出类似甚至超越人类智能反应的一门学科。随着计算机科学、电子工程学等相关学科的发展,AI技术在医学影像、病理学等医学领域有了初步应用。近年来,机器学习和深度学习这两项核心技术的发展进一步推动了AI在医疗领域的应用研究,包括计算机辅助诊断系统(CAD)、疾病风险预测分析模型等。本文就AI技术在泌尿外科疾病诊疗中的应用及前景作一述评。

【关键词】人工智能 机器学习 深度学习 尿路结石 肾癌 膀胱癌 前列腺癌



谢立平,教授,博士生导师,留德医学博士。现任浙江大学医学院附属第一医院泌尿外科主任,《柳叶刀》杂志前列腺癌委员会委员,中华医学会泌尿外科学分会副主任委员、微创学组组长,国际泌尿外科学会科学委员会理事、中国国家代表,亚洲泌尿外科学会副秘书长,浙江省医学会泌尿外科学分会主任委员,浙江省抗癌协会泌尿生殖系肿瘤专业委员会主任委员,《中国前列腺增生诊治指南》主编等职务。长期开展泌尿系肿瘤(尤其是前列腺癌)、前列腺增生及微创泌尿外科的基础与临床研究工作,在前列腺癌和前列腺增生的诊治上造诣较深。2011年发明经尿道前列腺汽化剝切/剝除(TVERP/TVEP)系列手术(纽扣电极-TVERP、纽扣电极-TVEP以及纽扣电极-US-TVERP/TVEP)治疗前列腺增生,显著提高前列腺增生的疗效和手术安全性,相关技术论文在《Journal of Endourology》发表,TVERP/TVEP术式编入《吴阶平泌尿外科学》(最新版)。2019年发明大禹刀-经尿道前列腺汽化剝切术(大禹刀-TVERP),该技术具有视野佳、止血快捷、一刀多用等优点。与德国合作开展人工智能超声前列腺癌诊断技术(AIUSP),显著提高前列腺癌的早期诊断效能。

承担国家级及省部级课题10余项。以第一作者或通信作者发表SCI论文80余篇,其中影响因子>5分

19篇,并受邀在《欧洲泌尿外科学》头版头条撰写Editorial。新型冠状病毒肺炎(COVID-19)疫情期间,受到欧洲泌尿外科学会指南委员会快速反应小组的邀请,参与评审和制定泌尿外科肿瘤与非肿瘤两大类21个疾病在COVID-19疫情期间的诊疗指南。获中国国家专利13项。作为全球PI牵头开展两项前列腺疾病诊治全球多中心的临床研究(PRIORITI研究和TVERP-01研究)。2012年获得世界华人泌尿外科学会授予的“世界华人泌尿外科成就奖”,2014年荣获“吴阶平泌尿外科医学奖”,2018年获得第二届国家名医盛典“国之名医·卓越建树奖”,获“中华医学会华佗奖”,获“国际尿石联盟杰出贡献奖”,2019年获“中华医学会金膀胱镜奖”;2020年获得“欧洲泌尿外科学会荣誉会员”称号。

人工智能(artificial intelligence, AI)是研究如何在机器上模拟人的认知功能,包括分析、学习及对相应问题作出类似甚至超越人类智能反应的一门学科^[1]。为辅助临床医生更好地解决临床问题,使临床诊疗过程变得更加准确、高效,AI技术在医学领域得到了快速发展和初步应用,主要包括辅助诊断、疾病相关风险预测^[2]。目前,AI技术在乳腺癌^[3]、皮肤癌^[4]、脑部肿瘤^[5]、前列腺癌^[6]及心脏病^[7-8]等疾病诊治中的应用已有初步研究。作为AI技术的重要组成部分,机器学习(machine learning, ML)及深度学习(deep learning, DL)技术的开发极大地促进了其在医学领域应用研究的发展。ML是通过算法的选择,基于输入的数据库信息构建信息分类器,对数据库信息进行自动化学习,分析其与目标值的相关性并建立模型,可对新输入的数据进行相关性预测^[9-10]。数据库信息的不断扩充可提升分类器的性能,进一步提高模型

DOI:10.12056/j.issn.1006-2785.2020.42.24.2020-3806

作者单位 310003 杭州,浙江大学医学院附属第一医院泌尿外科

通信作者:谢立平 E-mail:xielp@zju.edu.cn

的预测效能。DL 是指一种可使用多个处理层对数据进行特征学习的算法,通过建立人工神经网络,利用输入的数据库信息得到训练,从而提高数据特征的识别度^[11]。DL 技术尤其在图像特征识别及分析方面具有强大的优势。随着 AI 技术在医疗健康领域的不断发展与成熟,其在疾病预防、影像学诊断、个体化诊疗以及临床决策中的应用受到越来越多的关注。本文就 AI 技术在泌尿系结石、肾癌、膀胱癌及前列腺癌诊治中的应用作一述评,以期为广大同行提供参考和新的启发。

1 AI 技术在泌尿系结石诊治中的应用

泌尿系结石是泌尿外科常见的疾病之一。随着结石病因研究的深入以及微创碎石技术的进步,泌尿系结石的诊疗水平得到不断提升。不同的碎石技术处理不同部位、不同种类的结石具有不同的结石清除率,直接影响结石患者术后复发率及二次手术率。因此,术前进行准确的预后评估并选择合适的碎石方式十分重要。近来研究显示,AI 技术的应用有助于尿路结石的诊断和预后评估,并能辅助泌尿外科医生及患者进行最优化的临床决策。相关研究显示,AI 技术可用于结石种类的预测。2018 年 Kazemi 等^[12]构建了基于人工神经网络算法的肾结石种类预测模型,该模型相关参数来自于 2012—2016 年单中心纳入的 936 例肾结石患者的临床资料,初步研究结果显示其预测肾结石种类的准确率为 97.1%。

在明确诊断的基础上,碎石方式的选择是影响患者预后的关键因素之一。2014 年 Kadlec 等^[13]基于单中心 382 例经内镜碎石的肾结石患者资料开发了一项人工神经网络模型,以用于预测肾结石患者经内镜碎石术后结石清除率(肾-输尿管-膀胱 X 线检查显示无可见结石或 CT 检查显示结石 <4 mm)及术后二次手术率。该模型预测结石清除率的灵敏度、特异度、AUC 分别为 0.753、0.604 和 0.749,预测术后二次手术率的灵敏度、特异度、AUC 分别为 0.300、0.983 和 0.863。近年来针对输尿管结石,Choo 等^[14]研发了基于 DL 算法的体外冲击波碎石(extracorporeal shock wave lithotripsy, ESWL)疗效的预测模型,其建模数据来源于 791 例输尿管结石患者的临床资料。初步研究结果表明,该模型对 ESWL 的疗效预测准确率为 92.3%,同时该模型也证实了结石体积、长径及 CT 值是影响疗效的重要因素。Seckiner 等^[15]的研究结果也表明,人工神经网络可预测 ESWL 的结石清除率,并辅助临床决策的制定。

2 AI 技术在肾癌诊治中的应用

肾癌是常见的泌尿系肿瘤之一。2018 年全球肾癌患者约占所有肿瘤患者的 2.2%,其死亡率约为 1.8%^[16]。随着诊疗技术的发展,目前肾癌总生存率明显提高,尤其对于早期确诊患者,多数能通过手术处理获得较好的生存预后;但是局部晚期及转移性肾癌患者的预后仍较差^[17-18]。因此,早期明确诊断是治疗肾癌的关键。然而,对于偶然发现的肾脏小占位(≤ 4 cm),目前尚难以通过无创检查明确诊断,这是临床医生实际工作中经常遇到的难题。近年来,利用 DL 算法技术对患者的临床资料及影像学资料进行分析,以精准预测肿瘤类型及预后并辅助治疗决策的制定是该领域的研究热点。利用 DL 技术,研究人员试图将肾肿瘤的影像学特征和肿瘤组织学分型、分级相关联,从而建立精准的预测模型。

纹理分析是一种通过提取图像纹理特征(包括灰度值等参数)从而获得并分析其空间分布特征的图像分析技术^[19]。2015 年 Yan 等^[20]发现基于 DL 技术的纹理分析有助于肾脏小占位的鉴别诊断。该研究结果表明,通过纹理分析技术对肾脏的 CT 图像进行分析,其鉴别肾错构瘤、透明细胞肾癌及乳头状肾细胞癌的准确率为 90.7%~100.0%。2018 年 Feng 等^[21]单中心研究结果显示,基于 CT 图像的纹理分析技术鉴别肾错构瘤和肾癌的准确率、灵敏度、特异度、AUC 分别为 93.9%、0.878、1.000 和 0.955。其他研究团队也相继报道了类似的结果^[22-23]。有文献报道 DL 模型可通过对肾癌 CT 影像进行纹理分析来确定 Fuhrman 核分级,其准确率为 73.0%~93.0%^[24-25]。Bektas 等^[24]利用 DL 技术开发的 SVM 模型预测高级别肾癌的准确率、灵敏度、特异度、AUC 分别为 85.1%、0.913、0.806 和 0.860。

3 AI 技术在膀胱癌诊治中的应用

膀胱镜检查是膀胱癌明确诊断的主要方式。然而,膀胱原位癌(carcinoma in situ, CIS)在膀胱镜下的表现与膀胱正常黏膜较难区分。有文献报道,普通膀胱镜对 CIS 诊断的灵敏度、特异度、准确率分别为 0.777、0.827 和 79.3%;窄谱光成像膀胱镜的诊断效能相对较高,其灵敏度、特异度和准确率分别为 0.929、0.735 和 86.7%;荧光膀胱镜可通过荧光区分病灶和正常黏膜,提高隐匿的小肿瘤和原位癌的检出率^[26-27]。为进一步提高 CIS 的检出率,有学者利用 AI 技术对 62 例膀胱癌患者的 MRI 图像进行纹理分析,提取出 29 个纹理特征应用于 CIS 与正常黏膜的鉴别,结果显示诊断膀胱癌的灵敏度、特

异度、AUC、准确率分别为 0.900、0.850、0.900 和 88.0%^[28]。也有文献报道,利用 DL 技术构建的纹理分析模型可基于 MRI 的弥散加权序列(DWI)图像在术前区分高级别与低级别膀胱癌,其灵敏度、特异度、AUC、准确率分别为 0.780、0.870、0.860 和 83.0%^[29]。2018 年 Eminaga 等^[30]报道了其开发的深度卷积神经网络技术可辅助膀胱镜下组织活检,组织活检医生可对预测阳性区域进行靶向组织活检,减少或避免不必要的组织活检。尿液脱落细胞学检查是诊断膀胱癌的重要辅助检查之一。Sokolov 等^[31]发现,结合 DL 技术和原子力显微镜,对于含有 5 个细胞的尿液样本,其对膀胱癌诊断的准确率为 94.0%,提示尿液脱落细胞学检查技术与膀胱镜检查相结合,可明显提高膀胱癌的诊断效能。

目前也有 AI 技术在膀胱癌的复发及化疗敏感性的预测方面研究的报道。Bartsch 等^[32]利用 ML 算法,筛选出和预后相关的主要基因,从而构建膀胱癌复发预测模型,旨在预测膀胱癌经尿道膀胱肿瘤切除术后 5 年复发率。在训练组中,该模型预测膀胱癌复发的灵敏度和特异度分别为 0.800、0.900,在验证组中为 0.710、0.670。对于肌层浸润性膀胱癌患者,术前新辅助化疗是改善其生存预后的重要治疗方式之一。然而,不同患者对新辅助化疗效果差异较大,而化疗反应性的评估对患者治疗方案的选择十分重要。预测患者对新辅助化疗的敏感性,不仅有利于合理配置医疗资源,还能减轻患者不必要的经济负担,提高患者的生活质量。2018 年 Cha 等^[33]从 CT 图像提取相关参数,利用 DL 技术开发出一项计算机决策支持系统。该系统可辅助临床医生更准确地评估膀胱癌患者的化疗反应性,优化治疗方案。Wu 等^[34]基于膀胱癌患者的 CT 图像信息,利用 DL 卷积神经网络技术构建模型,探索其在预测膀胱癌化疗敏感性中的应用价值。初步结果显示该模型预测膀胱癌化疗敏感性的 AUC 为 0.790。

4 AI 技术在前列腺癌诊治中的应用

前列腺癌是男性人群中常见的恶性肿瘤之一,其发病率及死亡率均较高。2018 年肿瘤相关统计数据显示,全球前列腺癌的发病率约为 13.5%,仅次于肺癌(14.5%),位列第二;前列腺癌相关死亡率为 6.7%,位列第五^[16]。然而,早期诊断、早期治疗可明显降低前列腺癌死亡率。

计算机辅助诊断系统(computer-aided diagnostic system, CAD)是医学影像及病理图像诊断的辅助工具,可对图像特征进行自动分析处理,标注感兴趣区域,并利用数据库数据对感兴趣区域进行诊断分析。早期有学

者对 CAD 在乳腺癌^[3]、肺癌^[35]、直肠癌^[36]等影像诊断中的应用进行了研究,结果显示相对于经验积累较少的阅片者, CAD 可明显提高其对肿瘤的诊断能力^[37-38]。近来,基于前列腺 MRI 的图像信息并结合 AI 技术,涌现出一系列应用于前列腺癌诊断的 CAD。

Peng 等^[39]利用前列腺多参数 MRI(mpMRI)的图像信息,包括 T₂ 加权、弥散加权及动态对比增强序列图像,从中提取图像特征信息,用于计算机辅助诊断前列腺癌。以 AUC 作为诊断效能的评价指标,通过线性判别分析法对表观扩散系数(apparent diffusion coefficient, ADC)的第 10 百分位数、ADC 平均数、T₂ 加权序列的信号强度偏态直方图及 Tofts 模型的容积转移常数 K_{trans} 进行单独和联合分析。结果显示上述指标单独分析时,鉴别前列腺癌与正常组织的 AUC 分别为 0.92±0.03、0.80±0.03、0.86±0.04、0.69±0.04;而联合 ADC 的第 10 百分位数、平均 ADC 和 T₂ 加权偏态直方图的 AUC 为 0.95±0.02。

Reda 等^[40]首次将临床生物标志物和 DL 算法结合,利用前列腺 MRI 中的 DWI 序列图像信息和前列腺特异抗原(prostate specific antigen, PSA)开发出一种用于前列腺癌早期诊断的 CAD。该系统通过对前列腺 DWI 图像及相应 PSA 信息进行预处理,提取特征信息,建立融合上述 2 种信息的 SNCSAE 分类器,最终建立特殊算法输出最后诊断结果。该系统的初步研究结果显示,其诊断准确率为 94.4%,灵敏度和特异度分别为 0.889、1.000。

Gleason 评分与前列腺癌生物学行为密切相关,也是评估前列腺癌患者预后的重要指标之一^[41]。Gleason 评分越高,表明前列腺癌恶性程度越高,预后越差。因此,诊断早期对患者进行准确的 Gleason 评分风险分组和预后评估,并据此给予相应的治疗方案显得十分重要^[42]。目前在临床实践中,病理科医生主要通过前列腺穿刺活检或根治手术获得的病理组织在显微镜下的特征分析得出 Gleason 评分。Donovan 等^[43]为提高 Gleason 评分评估的准确性,利用 ML 通过图像分析技术提取病理组织镜下特征并结合生物标志物(AR、Ki-67 等)特征,开发了前列腺癌术后临床复发预测模型。训练数据($n=306$)的结果显示,该模型预测前列腺癌临床复发的一致性指数为 0.82(95%CI 0.76~0.86),HR 为 6.7(95%CI: 3.59~12.45), $P<0.01$;验证数据($n=284$)的结果显示,一致性指数为 0.77(95%CI 0.72~0.81),HR 为 5.4(95%CI 2.74~10.52), $P<0.01$ 。Boesen 等^[44]发现,前列腺 mpMRI 的 ADC 与前列腺癌 Gleason 评分相关。在鉴别 Gleason

评分 6 分与 ≥ 7 分的前列腺癌中,肿瘤组织 ADC、正常组织与肿瘤组织的 ADC 比值($ADC_{\text{normal}}/ADC_{\text{tumor}}$)的 AUC 分别为 0.73、0.80,在鉴别 Gleason 评分 $\leq 7(3+4)$ 分和 $\geq 7(4+3)$ 分的前列腺癌中,两者的 AUC 分别为 0.72、0.90。Peng 等^[39]研究也得到类似的结果。Abdollahi 等^[45]研究结果进一步证实了 ADC 和 Gleason 评分的相关性,利用 ML 技术,基于前列腺 MRI 图像信息建立了影像组学预测模型,该模型对 Gleason 评分和临床分期预测结果的平均 AUC 为 0.70、0.68。

1990 年,德国基尔大学的 Tillmann Loch 教授创新性地将人工神经网络技术运用于经直肠前列腺超声检查(transrectal ultrasonography, TRUS),以助于前列腺癌的早期诊断。笔者作为项目参与者,于 2013 年将该技术引入中国,并对该技术进行了优化和发展,将其命名为“AI 前列腺超声(artificial intelligence ultrasound of prostate, AIUSP)”。本中心的初步研究结果提示, AIUSP 引导下的前列腺穿刺活检总阳性率为 46.2%,平均穿刺针数为 (4.9 ± 1.0) 针,平均 Gleason 评分为 (6.8 ± 0.8) 分。其中首次穿刺者的穿刺阳性率为 51.5%(17/33),重复穿刺者的穿刺阳性率为 36.8%(7/19)^[46]。在此基础上,笔者所在团队进一步开展了一项比较 AIUSP 靶向穿刺(AIUSP 组)、12 针系统穿刺(系统穿刺组)及 mpMRI 辅助 12 针系统穿刺(mpMRI 组)的随机对照研究,初步相关结果已于 2017 年欧洲泌尿外科年会上进行了汇报^[47]。本研究共纳入了 284 例前列腺穿刺患者,研究结果显示:(1)AIUSP 组前列腺癌检出率最高,为 47.0%,系统穿刺组和 mpMRI 组分别为 35.6%、35.7%,差异无统计学意义($P > 0.05$);(2)总穿刺患者中的每针阳性率, AIUSP 组为 22.7%,明显高于系统穿刺组的 11.3%和 mpMRI 组的 13.4%,差异均有统计学意义(均 $P < 0.01$);(3)确诊为前列腺癌的患者中, AIUSP 组、系统穿刺组、mpMRI 组的每针阳性率分别为 48.3%、31.9%、37.6%,差异有统计学意义($P < 0.01$);(4)AIUSP 组每诊断 1 例前列腺癌平均只需穿刺 12.8 针,而系统穿刺组和 mpMRI 组分别需要穿刺 33.7、33.6 针。AIUSP 通过指导前列腺靶向穿刺,能以较少的穿刺针数取得较高的穿刺阳性率,并能发现既往穿刺阴性的前列腺癌,具有重要的临床应用价值。

AI 技术不仅在前列腺癌的辅助诊断上具有应用价值,对于前列腺癌临床治疗决策的制定也具有一定的指导意义。放疗是前列腺癌治疗的重要手段,安全、有效且治疗相关并发症较少^[48]。但是因肿瘤细胞异质性的存在,不同前列腺癌患者对放疗的敏感性存在差异。治疗

前有效筛选出放疗获益人群可减少甚至避免患者的过度治疗。Abdollahi 等^[45]利用前列腺 MRI 组学信息结合 ML 技术开发了前列腺癌对调强适形放疗技术(intensity-modulated radiation therapy, IMRT)敏感性的预测模型。该研究将病灶治疗前后在 MRI 中 ADC 的改变率作为评价敏感性的指标, ADC 改变率 $> 20\%$ 表明对治疗敏感。该研究共纳入 33 例接受 IMRT 治疗的前列腺癌患者,其中 15 例(45%)患者对 IMRT 治疗敏感,基于治疗后的 T_2 组学模型对于鉴别前列腺癌患者是否对放疗敏感的 AUC 为 0.626。

临床决策是指诊断确立后,患者及家属在医生的指导下,在多种治疗方案中择优选择对患者最合适的治疗方案。为了让患者更好地参与临床决策的制定, Auf-fenberg 等^[6]利用 ML 技术开发出一项治疗方案预测系统。该系统的原理是通过 ML 等技术对纳入研究的前列腺癌患者临床信息及其选择的治疗方案进行特征提取并分类,最终形成一种特定算法。将患者临床相关信息输入该系统后,通过该算法,系统可依据已有数据库信息输出最优治疗方案。该系统对前列腺癌患者治疗方案选择的预测具有较高的准确性, AUC 为 0.81。同时通过该系统,患者可依据自身的疾病现状,了解之前其他类似患者治疗方案的选择及相应治疗结果,更好地选择最优治疗方案并获益。

5 总结与展望

近年来,随着 AI 技术在医疗领域的蓬勃发展,疾病的诊治即将进入智能医疗时代。在泌尿系结石及肿瘤的诊治领域中,临床医生的诊疗经验结合 AI 技术开发的辅助诊断系统、疾病相关风险及疗效预测模型,不仅可以提高泌尿系疾病的诊断效能,而且在一定程度上可辅助临床决策的制定,最终使患者获益。然而,目前的研究结果多基于单中心研究,存在研究数据较少等缺陷,未来仍需开展大规模、多中心研究进一步证实 AI 技术在泌尿外科领域的应用价值。

6 参考文献

- [1] Lawrence DR, Palacios-González C, Harris J. Artificial Intelligence[J]. Camb Q Healthc Ethics, 2016, 25(2):250-261. DOI: 10.1017/S0963180115000559.
- [2] Tran BX, Vu GT, Ha GH, et al. Global Evolution of Research in Artificial Intelligence in Health and Medicine: A Bibliometric Study[J]. J Clin Med, 2019, 8(3):360-377. DOI:10.3390/jcm8030360.
- [3] Liu Y, Kohlberger T, Norouzi M, et al. Artificial Intelligence- Based Breast Cancer Nodal Metastasis Detection: Insights Into the

- Black Box for Pathologists[J]. Arch Pathol Lab Med, 2019, 143(7): 859- 868.DOI:10.5858/arpa.2018- 0147- OA.
- [4] Esteva A, Kuprel B, Novoa RA, et al. Dermatologist- level classification of skin cancer with deep neural networks[J]. Nature, 2017, 542(7639):115- 118.DOI:10.1038/nature21056.
- [5] Larroza A, Moratal D, Paredes- Sá nchez A, et al. Support vector machine classification of brain metastasis and radiation necrosis based on texture analysis in MRI[J]. J Magn Reson Imaging, 2015, 42(5):1362- 1368.DOI:10.1002/jmri.24913.
- [6] Auffenberg GB, Ghani KR, Ramani S, et al. askMUSIC: Leveraging a Clinical Registry to Develop a New Machine Learning Model to Inform Patients of Prostate Cancer Treatments Chosen by Similar Men[J]. Eur Urol, 2019, 75(6):901- 907.DOI:10.1016/j.eururo.2018.09.050.
- [7] Thompson WR, Reinisch AJ, Unterberger MJ, et al. Artificial Intelligence- Assisted Auscultation of Heart Murmurs: Validation by Virtual Clinical Trial[J]. Pediatr Cardiol, 2019, 40(3):623- 629. DOI:10.1007/s00246- 018- 2036- z.
- [8] Dai W, Brisimi TS, Adams WG, et al. Prediction of hospitalization due to heart diseases by supervised learning methods[J]. Int J Med Inform, 2015, 84(3):189- 197.DOI:10.1016/j.ijmedinf.2014.10.002.
- [9] Goldenberg SL, Nir G, Salcudean SE. A new era: artificial intelligence and machine learning in prostate cancer[J]. Nat Rev Urol, 2019, 16(7):391- 403.DOI:10.1038/s41585- 019- 0193- 3.
- [10] Fatima M, Pasha M. Survey of machine learning algorithms for disease diagnostic[J]. Journal of Intelligent Learning Systems and Applications, 2017,9(1):1- 16.DOI:10.4236/jilsa.2017.91001.
- [11] LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning[J]. Nature, 2015, 521(7553):436- 444. DOI:10.1038/nature14539.
- [12] Kazemi Y, Mirroshandel SA. A novel method for predicting kidney stone type using ensemble learning[J]. Artif Intell Med, 2018, 84:117- 126. DOI:10.1016/j.artmed.2017.12.001.
- [13] Kadlec AO, Ohlander S, Hotaling J, et al. Nonlinear logistic regression model for outcomes after endourologic procedures: a novel predictor[J]. Urolithiasis, 2014, 42(4):323- 327. DOI:10.1007/s00240- 014- 0656- 1.
- [14] Choo MS, Uhm S, Kim JK, et al. A Prediction Model Using Machine Learning Algorithm for Assessing Stone- Free Status after Single Session Shock Wave Lithotripsy to Treat Ureteral Stones[J]. J Urol, 2018, 200(6):1371- 1377.DOI:10.1016/j.juro.2018.06.077.
- [15] Seckiner I, Seckiner S, Sen H, et al. A neural network - based algorithm for predicting stone - free status after ESWL therapy[J]. Int Braz J Urol, 2017, 43(6):1110- 1114. DOI:10.1590/S1677- 5538.IBJU.2016.0630.
- [16] Bray F, Ferlay J, Soerjomataram I, et al. Global cancer statistics 2018: GLOBOCAN estimates of incidence and mortality worldwide for 36 cancers in 185 countries[J]. CA Cancer J Clin, 2018, 68(6):394- 424.DOI:10.3322/caac.21492.
- [17] Siegel RL, Miller KD, Jemal A. Cancer statistics, 2019[J]. CA Cancer J Clin, 2019, 69(1):7- 34.DOI:10.3322/caac.21551.
- [18] Greef B, Eisen T. Medical treatment of renal cancer: new horizons[J]. Br J Cancer, 2016, 115(5):505- 516.DOI:10.1038/bjc.2016.230.
- [19] Castellano G, Bonilha L, Li LM, et al. Texture analysis of medical images[J]. Clin Radiol, 2004, 59(12):1061- 1069. DOI:10.1016/j.crad.2004.07.008.
- [20] Yan L, Liu Z, Wang G, et al. Angiomyolipoma with minimal fat: differentiation from clear cell renal cell carcinoma and papillary renal cell carcinoma by texture analysis on CT images[J]. Acad Radiol, 2015, 22(9):1115- 1121. DOI:10.1016/j.acra.2015.04.004.
- [21] Feng Z, Rong P, Cao P, et al. Machine learning- based quantitative texture analysis of CT images of small renal masses: Differentiation of angiomyolipoma without visible fat from renal cell carcinoma[J]. Eur Radiol, 2018, 28(4):1625- 1633. DOI: 10.1007/s00330- 017- 5118- z.
- [22] Yu H, Scalera J, Khalid M, et al. Texture analysis as a radiomic marker for differentiating renal tumors[J]. Abdom Radiol(NY), 2017, 42(10):2470- 2478.DOI:10.1007/s00261- 017- 1144- 1.
- [23] Cui EM, Lin F, Li Q, et al. Differentiation of renal angiomyolipoma without visible fat from renal cell carcinoma by machine learning based on whole- tumor computed tomography texture features[J]. Acta Radiol, 2019, 60(11):1543- 1552. DOI:10.1177/028418 5119830282.
- [24] Bektas CT, Kocak B, Yardimci AH, et al. Clear Cell Renal Cell Carcinoma: Machine Learning- Based Quantitative Computed Tomography Texture Analysis for Prediction of Fuhrman Nuclear Grade[J]. Eur Radiol, 2019, 29(3):1153- 1163. DOI:10.1007/s00330- 018- 5698- 2.
- [25] Lin F, Cui EM, Lei Y, et al. CT- based machine learning model to predict the Fuhrman nuclear grade of clear cell renal cell carcinoma[J]. Abdom Radiol(NY), 2019, 44(7):2528- 2534. DOI: 10.1007/s00261- 019- 01992- 7.
- [26] Shen YJ, Zhu YP, Ye DW, et al. Narrow- band imaging flexible cystoscopy in the detection of primary non- muscle invasive bladder cancer: a "second look" matters? [J]. Int Urol Nephrol, 2012, 44(2):451- 457. DOI:10.1007/s11255- 011- 0036- 5.
- [27] Grossman HB, Gomella LG, Fradet Y, et al. The use of hexvix and fluorescence cystoscopy as an adjunct in the diagnosis of stage T₂/T₁ urothelial cancer in the urinary bladder[J]. J Urol, 2004, 171(4s):69. DOI:10.1016/S0022- 5347(18)37525- 6.
- [28] Xu X, Zhang X, Tian Q, et al. Three- dimensional texture features from intensity and high- order derivative maps for the discrimination between bladder tumors and wall tissues via MRI[J]. Int J Comput Assist Radiol Surg, 2017, 12(4):645- 656. DOI:10.1007/s11548- 017- 1522- 8.
- [29] Zhang X, Xu X, Tian Q, et al. Radiomics assessment of bladder cancer grade using texture features from diffusion- weighted imaging[J]. J Magn Reson Imaging, 2017, 46(5):1281- 1288. DOI:10.1002/jmri.25669.
- [30] Eminaga O, Eminaga N, Semjonow A, et al. Diagnostic Classif-

- ication of Cystoscopic Images Using Deep Convolutional Neural Networks[J]. JCO Clin Cancer Inform, 2018, 2:1- 8. DOI:10.1200/CCI.17.00126.
- [31] Sokolov I, Dokukin ME, Kalaparthi V, et al. Noninvasive diagnostic imaging using machine-learning analysis of nanoresolution images of cell surfaces: Detection of bladder cancer[J]. Proc Natl Acad Sci USA, 2018, 115(51):12920- 12925. DOI:10.1073/pnas.1816459115.
- [32] Bartsch GJ, Mitra AP, Mitra SA, et al. Use of Artificial Intelligence and Machine Learning Algorithms with Gene Expression Profiling to Predict Recurrent Nonmuscle Invasive Urothelial Carcinoma of the Bladder[J]. J Urol, 2016, 195(2):493- 498. DOI: 10.1016/j.juro.2015.09.090.
- [33] Cha KH, Hadjiiski LM, Cohan RH, et al. Diagnostic Accuracy of CT for Prediction of Bladder Cancer Treatment Response with and without Computerized Decision Support[J]. Acad Radiol, 2019, 26(9):1137- 1145. DOI:10.1016/j.acra.2018.10.010.
- [34] Wu E, Hadjiiski LM, Samala RK, et al. Deep Learning Approach for Assessment of Bladder Cancer Treatment Response[J]. Tomography, 2019, 5(1):201- 208. DOI:10.18383/j.tom.2018.00036.
- [35] De Hoop B, De Boer DW, Gietema HA, et al. Computer-aided detection of lung cancer on chest radiographs: effect on observer performance[J]. Radiology, 2010, 257(2):532- 540. DOI:10.1148/radiol.10092437.
- [36] Graser A, Kolligs FT, Mang T, et al. Computer-aided detection in CT colonography: initial clinical experience using a prototype system[J]. Eur Radiol, 2007, 17(10):2608- 2615. DOI:10.1007/s00330- 007- 0579- 0.
- [37] Baker ME, Bogoni L, Obuchowski NA, et al. Computer-aided detection of colorectal polyps: can it improve sensitivity of less-experienced readers? Preliminary findings[J]. Radiology, 2007, 245(1):140- 149. DOI:10.1148/radiol.2451061116.
- [38] Szucs-Farkas Z, Patak MA, Yuksele Hatz S, et al. Improved detection of pulmonary nodules on energy-subtracted chest radiographs with a commercial computer-aided diagnosis software: comparison with human observers[J]. Eur Radiol, 2010, 20(6):1289- 1296. DOI:10.1007/s00330- 009- 1667- 0.
- [39] Peng Y, Jiang Y, Yang C, et al. Quantitative analysis of multiparametric prostate MR images: differentiation between prostate cancer and normal tissue and correlation with Gleason score—a computer-aided diagnosis development study[J]. Radiology, 2013, 267(3):787- 796. DOI:10.1148/radiol.13121454.
- [40] Reda I, Khalil A, Elmoghy M, et al. Deep Learning Role in Early Diagnosis of Prostate Cancer[J]. Technol Cancer Res Treat, 2018, 17:1533034618775530. DOI:10.1177/1533034618775530.
- [41] Epstein JI, Amin MB, Reuter VE, et al. Contemporary Gleason Grading of Prostatic Carcinoma: An Update With Discussion on Practical Issues to Implement the 2014 International Society of Urological Pathology (ISUP) Consensus Conference on Gleason Grading of Prostatic Carcinoma[J]. Am J Surg Pathol, 2017, 41(4):e1- e7. DOI:10.1097/PAS.0000000000000820.
- [42] Herlemann A. Pretreatment Risk Stratification Tools for Prostate Cancer- Moving from Good to Better, Toward the Best[J]. Eur Urol, 2020, 77(2):189- 190. DOI:10.1016/j.eururo.2019.10.016.
- [43] Donovan MJ, Fernandez G, Scott R, et al. Development and validation of a novel automated Gleason grade and molecular profile that define a highly predictive prostate cancer progression algorithm-based test[J]. Prostate Cancer Prostatic Dis, 2018, 21(4):594- 603. DOI:10.1038/s41391- 018- 0067- 4.
- [44] Boesen L, Chabanova E, Løgager V, et al. Apparent diffusion coefficient ratio correlates significantly with prostate cancer gleason score at final pathology[J]. J Magn Reson Imaging, 2015, 42(2):446- 453. DOI:10.1002/jmri.24801.
- [45] Abdollahi H, Mofid B, Shiri I, et al. Machine learning-based radiomic models to predict intensity-modulated radiation therapy response, Gleason score and stage in prostate cancer[J]. Radiol Med, 2019, 124(6):555- 567. DOI:10.1007/s11547- 018- 0966- 4.
- [46] 谢立平, 郑祥义, 王潇, 等. 人工智能超声 CT 检查在前列腺癌早期诊断中的价值[J]. 中华泌尿外科杂志, 2015, 36(11):822- 825. DOI: 10.3760/cma.j.issn.1000- 6702.2015.11.007.
- [47] Xie LP, Wang X, Zheng XY, et al. 500 - A randomized controlled trial to assess and compare the outcomes of AI- US- CT guided biopsy, transrectal ultrasound guided 12-core systematic biopsy, and mpMRI assisted 12-core systematic biopsy[J]. Eur Urol Suppl, 2017, 16(3):e865- e866. DOI:10.1016/S1569- 9056(17)30559- 6.
- [48] Hamdy FC, Donovan JL, Lane JA, et al. 10- Year Outcomes after Monitoring, Surgery, or Radiotherapy for Localized Prostate Cancer[J]. N Engl J Med, 2016, 375(15):1415- 1424. DOI:10.1056/NEJMoa1606220.

(本文由浙江省医学会推荐)

(收稿日期 2020- 10- 13)

(本文编辑 陈丹)