



· 论 著 ·

# 前列腺MRI人工智能辅助诊断的应用价值和局限性：多中心临床研究系统综述

王可欣<sup>1, 2</sup>, 高 歌<sup>1</sup>

1. 北京大学第一医院医学影像科, 北京 100034 ;  
2. 首都医科大学基础医学院, 北京 100069

[摘要] 目的: 收集基于人工智能 (artificial intelligence, AI) 的多参数磁共振成像 (multiparametric magnetic resonance imaging, mpMRI) 诊断前列腺癌的多中心临床研究, 分析AI mpMRI对前列腺癌的诊断价值。方法: 通过系统检索PubMed、中国知网、万方数据、中国生物医学文献数据库, 以mpMRI、前列腺癌、人工智能、诊断、多中心研究为入组条件, 收集相关文献进行综述, 从研究方案设计、患者人群、AI辅助方法、诊断效能等方面分析论文的研究结果。结果: 共收集合格文献6篇, 最早发表于2018年。6项研究中, 全部由多名影像科医师读片。多数研究结论认为在AI辅助下医师诊断效能有所提升, 但不同文献报道的研究方案存在一定差异, 部分研究设计有缺陷。结论: AI应用于前列腺mpMRI的多中心临床研究仍较少, 研究结果不一致, 未来应开展更多、更规范的临床研究, 以进一步验证AI在mpMRI前列腺癌诊断中的价值。

[关键词] 前列腺癌; 多参数磁共振成像; 人工智能; 多中心研究; 系统综述

中图分类号: R737.25; R445.2 文献标志码: A DOI: 10.19732/j.cnki.2096-6210.2023.01.004

**Values and limitations of artificial intelligence aided diagnosis in prostate MRI: a systemic review of multicenter studies** WANG Kexin<sup>1,2</sup>, GAO Ge<sup>1</sup> (1. Department of Medical imaging, Peking University First Hospital, Beijing 100034, China; 2. School of Basic Medical Sciences, Capital Medical University, Beijing 100069, China)

Correspondence to: GAO Ge E-mail: effie\_gao@163.com

[Abstract] **Objective:** To collect multicenter clinical studies of artificial intelligence (AI)-based multiparametric magnetic resonance imaging (mpMRI) in the diagnosis of prostate cancer and to analyze the diagnostic value of AI mpMRI for prostate cancer. **Methods:** PubMed, Chinese National Knowledge Infrastructure (CNKI), Wanfang data, and China Biology Medicine disc (CBMdisc) were systematically searched. The mpMRI, prostate cancer, artificial intelligence, diagnosis, and multicenter studies were used as entry criteria to collect relevant literature for review. The findings of the papers were analyzed in terms of study protocol design, patient population, AI-assisted methods, and diagnostic efficacy. **Results:** A total of 6 eligible papers were collected, and the first was published in 2018. In all 6 studies, the researchers invited multiple radiologists to interpretate the mpMRI images with the help of AI. Most studies concluded that there was an improvement in radiologists' diagnostic efficacy with AI assistance. However, there was some variation in the study protocols reported in different literature, and some of the study designs were flawed. **Conclusion:** There are still few multicenter clinical studies of AI applied to prostate mpMRI, and the findings are inconsistent. Standardized clinical studies should be conducted in the future to further validate the value of AI in the diagnosis of mpMRI prostate cancer.

[Key words] Prostate cancer; Multiparametric magnetic resonance imaging; Artificial intelligence; Multicenter study; Systemic review

多参数磁共振成像 (multiparametric magnetic resonance imaging, mpMRI) 对前列腺癌的诊断具有重要作用。临床工作中, 由影像科医师利用mpMRI图像作出诊断, 使用前列腺影像报告

和数据系统 (Prostate Imaging and Reporting Data System, PI-RADS) 完成报告<sup>[1]</sup>。但是使用PI-RADS诊断需要有丰富的经验, 医师之间诊断一致性欠佳, 而且耗费时间较长<sup>[2]</sup>。

基金项目: 首都医学发展科研基金 (首发2020-2-40710)

通信作者: 高 歌 E-mail: effie\_gao@163.com

近年来,人工智能(artificial intelligence, AI)技术在医学领域有了广泛探索。有不少研究报告AI可用于mpMRI的诊断。研究<sup>[3-4]</sup>证明, AI可用于前列腺体积的分割及前列腺癌病灶的检出。但在实际工作中, AI不能离开医师独立工作。所以要研究AI的真正价值应关注的是在AI辅助医师的情况下, 能否提高医师的诊断效能<sup>[5]</sup>。另外, 单中心、小样本的研究价值通常低于多中心、大样本的研究<sup>[6]</sup>。因此, 本文系统综述了基于AI的mpMRI对前列腺癌诊断的多中心临床试验研究结果, 以期对当前AI临床研究结果作出整体评价, 对未来的AI研究和临床应用给出基于事实的建议。

## 1 资料和方法

按照诊断准确度试验系统评价和meta分析优先报告条目(preferred reporting items for systematic review and meta-analysis of diagnostic test accuracy studies, PRISMA-DTA)执行研究<sup>[7]</sup>。主要过程: ① 选题分析; ② 检索策略制订; ③ 预检索; ④ 文献检索; ⑤ 数据清洗; ⑥ 数据提取; ⑦ 综述撰写。以下简要介绍文献检索、数据清洗和数据提取的过程。

### 1.1 文献检索

在PubMed、中国知网、万方数据、中国生物医学文献数据库中, 以“mpMRI、前列腺癌、人工智能、诊断、多中心研究”为入组条件检索文献。检索范围: journal article, 时间不限, 语言为中文或英文。中文检索式: 前列腺癌 and ( mpMRI or 多参数磁共振成像 or 磁共振成像 ) and ( 机器学习 or 深度学习 or 人工智能 or 影像组学 or 计算机辅助诊断 or CAD or 神经网络 or 自动化 )。英文检索式为 ( prostate cancer\* or prostate neoplasm\* or prostatic neoplasm\* or prostatic cancer\* or prostatic tumor\* ) and ( mpMRI or multiparametric MRI or magnetic resonance imaging ) and ( machine learning or deep learning or artificial intelligence or AI or computational intelligence or computer

reasoning or radiomics or computed aided diagnosis or computer-assisted or CAD or neural network or automated )。检索时间为2021年9月1日。

### 1.2 数据清洗

将检索结果导入EndNote 20参考文献管理软件, 删除重复项后, 由2名研究者阅读文献题目和摘要, 选择符合入组标准的文献。剔除文献的原因如下: 非诊断准确度试验、患者入组数量少于30例, 非人体试验、诊断目标非前列腺癌、综述、个案报告、不能获取全文。最终入组6篇文献<sup>[5, 8-12]</sup>用于数据提取。

### 1.3 数据提取

由2名研究者分别阅读全文, 提取核心信息, 包括研究方案设计、患者人群、AI辅助方法、诊断效能等, 录入相关信息。核对2名研究者录入结果, 如发现不一致需经协商达成一致。

## 2 结果

基于AI的mpMRI用于临床研究的报告很多, 但真正进入多中心临床试验阶段的研究较少, 最早的报告见于2018年, 目前有逐渐增多的趋势。

### 2.1 患者入组情况

收集到的6项研究全部采用了回顾性队列研究设计, 其中5项研究数据由研究者收集, 1项研究数据来源于公开数据集。研究者以一定的纳入标准和排除标准采集前列腺mpMRI影像资料用于研究, 患者例数在100~236例。5项研究的目标是诊断前列腺癌, 以前列腺癌患者为患者组, 以非癌患者为对照组, 1项研究的目标是诊断前列腺癌包膜外侵犯, 入组患者均为前列腺癌患者。5项研究以病理学检查结果为参考标准, 1项研究以专家读片结果为参考标准(表1)。

### 2.2 参与读片的医师

6项研究中, 全部邀请了影像科医师读片(表2)。读片医师的数量为2~10名。5项研究邀请到不同资质的读片医师, 1项研究仅邀请高年资医师读片。每名医师读片数量为15~103例。5项研究为2次读片, 1项研究为1次读片。以诊断前列腺癌为目的的研究, 医师均按照PI-RADS

V2指南作出诊断。诊断前列腺癌包膜外侵犯的研究, 医师按照文献<sup>[13]</sup>包膜侵犯的规则作出诊断。

### 2.3 mpMRI扫描方案

6项研究的mpMRI设备均为3.0 T MRI扫描仪, 2项研究使用多个厂家的MRI扫描设备, 4项研究使用单一厂家的MRI扫描设备(表2)。MRI信号接收线圈以多通道盆腔相控阵线圈为主(5项研究), 仅1项研究使用了直肠内线圈<sup>[9]</sup>。MRI扫描序列均符合PI-RADS V2要求, 包括T2加权成像(T2-weighted imaging, T2WI)、高 $b$ 值弥散加权成像(diffusion-weighted imaging, DWI)(2个以上 $b$ 值)、表观弥散系数(apparent diffusion coefficient, ADC)以及动态增强序列, 如果扫描的DWI序列 $b$ 值 $< 1500 \text{ s/mm}^2$ , 则通过计算获得高 $b$ 值DWI图像。

### 2.4 AI技术

6项研究的AI技术3项为随机森林模型, 3项为深度学习模型。有5项AI技术预测出前列腺癌的区域, 并将该区域呈现给读片医师; 1项研究AI技术预测出有无包膜外侵犯的分类, 并将该分类呈现给读片医师(表3)。

### 2.5 AI辅助医师的诊断效能

6项研究均分析了医师在AI辅助下读片的诊断效能, 其中有3项结果认为医师在AI辅助下的患者水平曲线下面积(area under curve, AUC)优于医师单独读片, 差异有统计学意义, 2项结果显示两者差异无统计学意义, 1项研究未报告。4项研究显示在AI辅助下的诊断灵敏度优于医师单独读片, 差异有统计学意义, 1项研究显示两者差异无统计学意义, 1项研究未报告。4项研究显示在AI辅助下的诊断特异度优于医师单独读片, 差异有统计学意义, 1项研究显示两者差异无统计学意义, 1项研究未报告(表3)。

关于不同医师读片的一致性, 2项研究显示在AI辅助下的不同医师的读片一致性优于医师单独读片, 差异有统计学意义, 2项研究显示两者差异无统计学意义, 2项研究未报告读片一致性

的结果。

关于医师的读片时间, 4项研究显示在AI辅助下的医师的读片时间短于医师单独读片, 差异有统计学意义, 1项研究显示两者差异无统计学意义, 1项研究未报告。

## 3 讨 论

近年来不少研究报告基于AI的mpMRI诊断有望减少前列腺癌的漏诊, 避免不必要的穿刺活检, 提高读片者的一致性, 提高诊断工作效率。若想在实际临床工作中证明其价值则需要高水平的、设计规范的大样本研究证据。但在真实工作场景中, 该领域多为单中心、小样本研究, 缺乏外部验证<sup>[14]</sup>。

笔者在文献收集过程中发现国内外关于前列腺AI的研究方向较多, 涉及图像采集、图像处理、图像生成、图像甄别、前列腺分割和体积测量<sup>[15]</sup>、前列腺癌筛查<sup>[16]</sup>、前列腺癌风险分层<sup>[17]</sup>、前列腺癌全身转移<sup>[18]</sup>、前列腺癌治疗后改变<sup>[19]</sup>、前列腺癌预后评估<sup>[20]</sup>等多个方面。但目前mpMRI对前列腺癌诊断的核心任务是检出前列腺癌, 这是完成其他任务的基础, 特别是针对穿刺前患者的诊断是临床关注的重点问题。因此本文以前列腺癌患者mpMRI诊断为AI应用场景, 研究影像科医师使用AI时工作表现是否有提升, 以期望回答AI在mpMRI临床应用是否有价值的问题。

6项研究均为多中心数据, 但入组的患者例数均不多, 且患者收集过程均为回顾性, 研究数据中前列腺癌多于非前列腺癌, 这种患者分布与临床工作的实际情况不符。在实际工作中, 由于前列腺mpMRI的应用范围较广, 行mpMRI检查后最终确诊为前列腺癌的患者为少数。因此, 本研究收集的6项研究存在明显的人组偏倚, 有可能造成对AI灵敏度的过高估计。未来有必要开展前瞻性临床研究, 或开展回顾性连续患者入组, 以减少偏倚。

表1 前列腺癌AI多中心临床研究关键方法

编号	作者	发表年份	研究队列	诊断任务	知情同意	医师读片方法	医师读片思路	参考标准
1	Gaur等 <sup>[8]</sup>	2018年	回顾性	前列腺癌	免知情	2次读片, 间隔4周	PI-RADS V2	病理学检查
2	Greer等 <sup>[9]</sup>	2018年	回顾性	前列腺癌	书面知情同意	2次读片, 间隔5周	PI-RADS V2	病理学检查
3	Mehralivand等 <sup>[10]</sup>	2020年	回顾性	前列腺癌	免知情	2次读片, 间隔4周	PI-RADS V2	病理学检查
4	Zhu等 <sup>[5]</sup>	2020年	回顾性	前列腺癌	免知情	2次读片, 间隔6周	PI-RADS V2	病理学检查
5	Hou等 <sup>[11]</sup>	2021年	回顾性	前列腺癌包膜外侵犯	免知情	1次读片, 研究者合并AI结果, AI为阳性者加分, AI为阴性者减分	包膜侵犯分级 <sup>[13]</sup>	病理学检查
6	Winkel等 <sup>[12]</sup>	2021年	公开数据集	前列腺癌	公开数据集	2次读片, 间隔2周	PI-RADS V2, 1~5分, 0.5步进	专家诊断

表2 前列腺癌AI多中心临床研究基础数据

编号	作者	读片患者				MRI检查参数				读片者信息			
		来源机构数	总例数	患者组	对照组	扫描设备	线圈	AI模型	总人数	低年资	中年资	高年资	每人读片数量
1	Gaur等 <sup>[8]</sup>	5	216	114	72	3.0T, 多种	相控阵线圈	随机森林	9	0	3	6	78 (75~78)
2	Greer等 <sup>[9]</sup>	1	163	110	53	3.0T, AchievaTX	直肠内线圈	随机森林	9	3	3	3	58 (56~60)
3	Mehralivand等 <sup>[10]</sup>	5	236	152	84	3.0T, 多种	相控阵线圈	随机森林	9	3	3	3	78 (75~81)
4	Zhu等 <sup>[5]</sup>	1	153	89	64	3.0T, AchievaTX	相控阵线圈	深度学习	10	10	0	0	15~16
5	Hou等 <sup>[11]</sup>	2	103	103	—	3.0T, Skyra	相控阵线圈	深度学习	2	0	0	2	103
6	Winkel等 <sup>[12]</sup>	1	100	44	56	3.0T, Trio, Skyra	相控阵线圈	深度学习	7	—	—	—	100

表3 前列腺癌AI多中心临床研究诊断效能

编号	作者	读片类型	诊断效能				读片者一致性		读片时间		AI辅读片的优势		
			AUC	P值	灵敏度/%	P值	特异度/%	P值	统计值	P值		时间/min	P值
1	Gaur等 <sup>[8]</sup>	医师	—	—	93.9	<0.001	44.8	<0.001	90.0%	0.401	4.6	<0.001	提高特异度; 提高中等经验医师对TZ肿瘤的检测
		医师+AI	—	—	81.5	71.5	92.0%	3.7					
2	Greer等 <sup>[9]</sup>	医师	0.88	0.098	78.2	0.013	70.4	0.003	56.9%	<0.001	4.2	0.456	提高灵敏度和一致性
		医师+AI	0.85	—	86.3	57.1	71.8%	4.3					
3	Mehralivand等 <sup>[10]</sup>	医师	0.82	0.053	81.7	0.453	60.7	0.010	58.5%	0.966	4.0	<0.001	提高TZ病灶的检出
		医师+AI	0.78	—	83.5	51.4	58.7%	4.7					
4	Zhu等 <sup>[5]</sup>	医师	0.83	0.018	84.3	<0.050	56.3	0.238	—	—	10.9	<0.001	对低经验的读片者提高诊断准确度, 提高效率
		医师+AI	0.89	—	93.3	65.6	—	7.8					
5	Hou等 <sup>[11]</sup>	医师	0.69-0.71	<0.050	66.7-69.7	<0.050	65.7	<0.050	—	—	—	—	辅助专家提升了诊断效能
		医师+AI	0.69-0.70	—	45.5-72.7	61.4-82.9	—	—					
6	Winkel等 <sup>[12]</sup>	医师	0.84	0.010	—	—	—	—	0.22	0.003	1.7	<0.001	提升高风险肿瘤的检出能力, 提升一致性, 提高效率
		医师+AI	0.88	—	—	—	—	—	0.36	—	1.4	—	

AI模型的泛化能力不足是当前几乎所有AI影像诊断领域面临的问题<sup>[21]</sup>。在训练时使用大量的多中心数据有利于提高其泛化能力,并通过外部数据来检验。在AI应用进展较快的领域,如糖尿病视网膜病变分类、肺结节检出,均在早期发布了大样本的公开数据集,快速地促进了AI模型的训练和泛化。当前也有一些前列腺mpMRI项目公开发布数据集,未来如有更大样本量、更高质量的公开数据集,将会对该领域的研究起到促进作用。

本文6项研究选择的读片医师均为具有不同诊断经验的影像科医师。通常认为AI对经验不足的影像科医师有较大帮助<sup>[22]</sup>,对经验丰富的影像科医师帮助有限。各项研究对读片过程中的医师表现未予以分析,没有记录医师对AI的接受情况。读片者经验的定义也不一致,有研究纳入低、中、高年资者<sup>[10]</sup>,有研究<sup>[8]</sup>纳入了中、高年资者,也有研究<sup>[11]</sup>仅纳入高年资者,且不同研究对“经验”的定义也有较大出入。

在实际临床工作中,泌尿外科医师、穿刺活检医师也会在诊疗过程中读片,因此未来有必要纳入临床医师作为读片者,以观察AI对他们是否有帮助。此外,不同医院、不同年资医师对前列腺mpMRI的认识水平存在较大差异,应尽可能多地纳入不同层级的读片者进一步研究。

诊断效能的分析主要有3个角度:诊断准确度、读片者一致性和工作效率。不同研究使用的诊断效能指标较一致,如灵敏度、特异度、准确度、AUC等,但仅部分研究分别从病灶层面和患者层面进行了分析,也只有部分研究对前列腺不同分带区域进行了独立分析。因此我们观察到不同研究之间结果不一致,但缺失详细的数据,不能很好地解释不同研究结果有差异的原因。

各项研究中患者组和对照组的定义不一致。以Gaur等<sup>[8]</sup>的研究为例,阳性患者为MRI有异常发现且穿刺及手术为阳性者,阴性患者为MRI无异常发现且穿刺为阴性者,但在实际工作中也存在MRI有异常发现而穿刺为阴性、MRI无异常发现而穿刺为阳性,不纳入这些情况可能会高估AI和医师的读片效能。

所有研究中读片者均不知悉患者的临床信息以避免干扰,但在实际工作中读片者均会结合患者年龄、症状、前列腺特异性抗原、前列腺体积、既往穿刺结果等综合判断,未来有必要改变实验设计,在了解临床信息的情况下分析AI对读片者的影响,才能反映其真实价值。

临床试验全流程中需要图像预处理和结果返回,而在这个过程中往往存在一些主观因素,不能做到全自动执行AI算法,导致未来实际场景中的应用可能受限,主要涉及配准、分割和读片流程。本研究入组的6项研究中,在流程方向均有不同程度的缺陷。有2项研究<sup>[8-9]</sup>在使用ADC、DWI和T2WI多序列分析时,ADC是由DWI计算所得,不涉及图像配准,但T2WI与前两者的配准没有特殊处理,研究者主观认为两者可匹配即能入组。另外,有3项研究<sup>[8-9, 11]</sup>AI输入的数据非初始的图像数据,需要先将前列腺及其分区(TZ和PZ)分割出来,才能用AI模型预测。这个分割过程通常是在软件分割基础上由读片者以外的医师或研究者完成,方能得到合格数据用于AI预测,这个过程显然会增加实际工作中的耗时,且分割的不一致性也可能潜在地影响AI的预测效能。

本研究在撰写过程中较全面地收集了文献资料,但由于当前缺失对AI研究的统一质量评价标准,未对入组文献的研究质量作出评价,可能会导致结果出现偏倚。另外,由于时间所限,仅对收集到的数据进行了定性评估,未来计划进一步行meta分析,对本文筛选出的部分高质量研究文献的数据再加工,给出定量的整体评估。

经过系统综述发现,目前开展的基于AI的mpMRI前列腺癌诊断多中心临床研究均提示在AI辅助诊断下医师诊断效能有所提升。但是不同文献报道的研究方案存在一定差异,部分关键的研究设计要素有缺失,未来应开展更多、更规范的临床研究,以进一步推广AI在mpMRI前列腺癌诊断中的应用。

#### [参 考 文 献]

- [1] TURKBEY B, ROSENKRANTZ A B, HAIDER M A, et al.

- Prostate Imaging Reporting and Data System version 2.1: 2019 update of Prostate Imaging Reporting and Data System version 2 [J]. *Eur Urol*, 2019, 76(3): 340–351.
- [ 2 ] GIROMETTI R, GIANNARINI G, GRECO F, et al. Interreader agreement of PI-RADS v. 2 in assessing prostate cancer with multiparametric MRI: a study using whole-mount histology as the standard of reference [J]. *J Magn Reson Imaging*, 2019, 49(2): 546–555.
- [ 3 ] ZHU Y, WEI R, GAO G, et al. Fully automatic segmentation on prostate MR images based on cascaded fully convolution network [J]. *J Magn Reson Imaging*, 2019, 49(4): 1149–1156.
- [ 4 ] ZHAO K, WANG C Y, HU J, et al. Prostate cancer identification: quantitative analysis of T2-weighted MR images based on a back propagation artificial neural network model [J]. *Sci China Life Sci*, 2015, 58(7): 666–673.
- [ 5 ] ZHU L N, GAO G, LIU Y, et al. Feasibility of integrating computer-aided diagnosis with structured reports of prostate multiparametric MRI [J]. *Clin Imaging*, 2020, 60(1): 123–130.
- [ 6 ] VAN LEEUWEN K G, SCHALEKAMP S, RUTTEN M J C M, et al. Artificial intelligence in radiology: 100 commercially available products and their scientific evidence [J]. *Eur Radiol*, 2021, 31(6): 3797–3804.
- [ 7 ] SALAMEH J P, BOSSUYT P M, MCGRATH T A, et al. Preferred reporting items for systematic review and meta-analysis of diagnostic test accuracy studies (PRISMA-DTA): explanation, elaboration, and checklist [J]. *BMJ*, 2020, 370: m2632.
- [ 8 ] GAUR S, LAY N, HARMON S A, et al. Can computer-aided diagnosis assist in the identification of prostate cancer on prostate MRI? A multi-center, multi-reader investigation [J]. *Oncotarget*, 2018, 9(73): 33804–33817.
- [ 9 ] GREER M D, LAY N, SHIH J H, et al. Computer-aided diagnosis prior to conventional interpretation of prostate mpMRI: an international multi-reader study [J]. *Eur Radiol*, 2018, 28(10): 4407–4417.
- [ 10 ] MEHRALIVAND S, HARMON S A, SHIH J H, et al. Multicenter multireader evaluation of an artificial intelligence-based attention mapping system for the detection of prostate cancer with multiparametric MRI [J]. *AJR Am J Roentgenol*, 2020, 215(4): 903–912.
- [ 11 ] HOU Y, ZHANG Y H, BAO J, et al. Artificial intelligence is a promising prospect for the detection of prostate cancer extracapsular extension with mpMRI: a two-center comparative study [J]. *Eur J Nucl Med Mol Imaging*, 2021, 48(12): 3805–3816.
- [ 12 ] WINKEL D J, TONG A, LOU B, et al. A novel deep learning based computer-aided diagnosis system improves the accuracy and efficiency of radiologists in reading biparametric magnetic resonance images of the prostate: results of a multireader, multicase study [J]. *Invest Radiol*, 2021, 56(10): 605–613.
- [ 13 ] MEHRALIVAND S, SHIH J H, HARMON S, et al. A grading system for the assessment of risk of extraprostatic extension of prostate cancer at multiparametric MRI [J]. *Radiology*, 2019, 290(3): 709–719.
- [ 14 ] SYER T, MEHTA P, ANTONELLI M, et al. Artificial intelligence compared to radiologists for the initial diagnosis of prostate cancer on magnetic resonance imaging: a systematic review and recommendations for future studies [J]. *Cancers (Basel)*, 2021, 13(13): 3318.
- [ 15 ] 韩超, 朱丽娜, 刘想, 等. 基于U-Net实现前列腺MR图像上腺体的自动分割和径线测量: 临床植入验证研究 [J]. *放射学实践*, 2020, 35(4): 519–524.
- [ 16 ] WINKEL D J, WETTERAUER C, MATTHIAS M O, et al. Autonomous detection and classification of PI-RADS lesions in an MRI screening population incorporating multicenter-labeled deep learning and biparametric imaging: proof of concept [J]. *Diagnostics (Basel)*, 2020, 10(11): 951.
- [ 17 ] HAN C, MA S, LIU X, et al. Radiomics models based on apparent diffusion coefficient maps for the prediction of high-grade prostate cancer at radical prostatectomy: comparison with preoperative biopsy [J]. *J Magn Reson Imaging*, 2021, 54(6): 1892–1901.
- [ 18 ] WU J J, ZHU Y, ZHANG X D, et al. An automatic framework for evaluating the vascular permeability of bone metastases from prostate cancer [J]. *Phys Med Biol*, 2021, 66(12).
- [ 19 ] PANEBIANCO V, VILLEIRS G, WEINREB J C, et al. Prostate magnetic resonance imaging for local recurrence reporting (PI-RR): international consensus-based guidelines on multiparametric magnetic resonance imaging for prostate cancer recurrence after radiation therapy and radical prostatectomy [J]. *Eur Urol Oncol*, 2021, 4(6): 868–876.
- [ 20 ] MOVAHEDI P, MERISAARI H, PEREZ I M, et al. Prediction of prostate cancer aggressiveness using  $^{18}\text{F}$ -Fluciclovine (FACBC) PET and multisequence multiparametric MRI [J]. *Sci Rep*, 2020, 10(1): 9407.
- [ 21 ] CORRADINI D, BRIZI L, GAUDIANO C, et al. Challenges in the use of artificial intelligence for prostate cancer diagnosis from multiparametric imaging data [J]. *Cancers (Basel)*, 2021, 13(16): 3944.
- [ 22 ] 朱丽娜, 高歌, 刘义, 等. CAD整合入前列腺多参数MRI结构化报告: 低经验读片者诊断效能研究 [J]. *放射学实践*, 2020, 35(10): 1282–1287.

(收稿日期: 2022-12-01 修回日期: 2022-12-27)