·专家论坛·

人工智能在泌尿男生殖系统病理学中的应用

滕晓东

【摘要】 人工智能（AI）已从实验性技术逐步发展成为泌尿男生殖系统（GU）病理学诊断和分类中的实践应用工具。在前列腺、膀胱、肾脏等系统中，AI 算法在肿瘤检测、分级和预后判断方面的能力已达到甚至超过专家水平。基于数百万张全切片图像（WSI）训练形成的基础模型，无需特意调教优化即可达到与专用器官特异性工具相当的性能。真实世界的应用数据显示，AI 辅助诊断可节省高达 65%的时间，并带来显著的经济回报。本文系统综述 AI 在 GU 病理学各主要领域的研究进展、临床应用现状及未来发展方向，并探讨其实施策略与面临的挑战。

【关键词】 人工智能；泌尿生殖系统病理学；前列腺癌；基础模型；计算病理学
DOI:10.3969/j.issn.1671-0800.2026.04.001
【中图分类号】 R361　【文献标志码】 C　【文章编号】 1671-0800(2026)04-0341-04

人工智能（artificial intelligence，AI）已经从一项实验性技术，逐步成长为病理学日常工作中可实际应用的工具[1]。泌尿男生殖系统（genitourinary，GU）肿瘤发病率高，病理形态学复杂，病理诊断中的细微难点多，同时成熟的计算基础设施能够处理千兆像素级全切片图像（whole slide-image，WSI），为 AI 在 GU 病理诊断中的应用提供了良好基础[2-3]。前列腺癌、膀胱癌和肾癌等已被证明是AI技术发挥作用的理想领域，相关工具在肿瘤识别、分型、分级和预后判断等方面均表现出色[4]。真实世界的应用显示，AI 能够切实提升工作效率，包括缩短报告周转时间（turnaround time，TAT）、减少免疫组织化学（immunohistochemistry，IHC）检测的应用以及优化实验室资源使用[5]。监管机构已开始批准用于特定任务的 AI 工具，但针对完全自主诊断 AI 的综合监管框架仍不完善[1,6]。本文从 AI 在 GU 病理学各主要领域中的研究进展、临床应用及未来发展方向进行综述。

1　AI 在 GU 病理学中的发展现状

1.1　前列腺病理：AI 应用最成熟的领域　在前列腺病理领域，AI 的应用最为成熟[7]。在西方国家的病理科中，前列腺病理约占 GU 病理工作总量的 40%，这使 AI 的推广应用具有更强的现实驱动力[1]。深度学习模型在区分前列腺组织良恶性方面表现优异，其曲线下面积（area under the curve，*AUC*）通常超过 0.98，多中心验证研究报告的 *AUC* 更是达到 0.99 以上[1]。2021 年，一款用于前列腺穿刺活检的 AI 产品获得美国食品药品监督管理局批准，这标志着 AI 在美国病理领域的商业化应用正式起步[8]。随后，多款获得欧洲合格认证（CE marking）的产品也陆续进入欧洲实验室[9]。这些工具不仅能识别癌灶，还能进行 Gleason 分级和多种定量分析，如测量肿瘤面积、判断分级分组、分析腺体结构、计算 Gleason 模式百分比、评估肿瘤负荷、检测神经侵犯以及判断前列腺外扩散等。真实世界的应用数据表明，AI 辅助可将病理医师的工作效率提升 20%～25%[1]，采用 AI 辅助预筛查或同步阅片后，效率提升幅度最高可达 65%[10]。美国医学中心报告，AI 辅助的前列腺工作流程通过自动完成部分手动操作和诊断数据整合（如自动提取和汇总肿瘤面积、分级分组、腺体结构、Gleason 模式比例、肿瘤负荷、核形态、神经侵犯及前列腺外扩散等多项诊断参数），实现了效率提升，同时异常病例可被自动标记以优化阅片顺序、缩短 TAT[1]。瑞典的一项微观模拟研究预测，在不影响有临床意义前列腺癌检出率的前提下，AI 辅助可将需要人工全面审阅的活检核心数量减少 80%[11]。

需要注意的是，尽管取得了上述进展，目前全球规模最大的前列腺病理 AI 挑战：PANDA（prostate cancer diagnosis assessment challenge）的数据显示，仍有 13%～14%的病例存在临床意义上的诊断分歧[12]。

作者单位：310003 杭州，浙江大学医学院附属第一医院
通信作者：滕晓东，医学硕士，主任医师。中华医学会病理学分会常务委员，浙江省医学会病理学分会前任主任委员，浙江省医师协会病理科医师分会会长。Email：teng1723@163.com

AI 检测的灵敏度虽然高达 97%～ 98%，但特异度相对较低（75%～ 84%），说明 AI 容易将良性误判为可疑病变。这也决定了目前 AI 在商业应用中主要定位于初步筛查工具，如筛除阴性病例、对病例进行分拣或突出显示可疑区域，而并非作为独立的诊断工具[1]。

AI 在前列腺病理中的应用仍存在一些局限，主要体现在非典型腺体增生、染色差异以及罕见前列腺癌亚型（如泡沫腺体型或假增生型腺癌）的识别方面。外部验证研究显示，当 AI 模型应用于不同机构或不同扫描设备时，其性能会明显下降，说明实现真正的泛化能力仍面临挑战[13]。训练数据中存在的偏倚（如病理医师之间的判读差异）也可能被 AI 放大，进而影响诊断的一致性[12]。目前，AI 的临床价值最终还是要落实到能否缩短 TAT、减少辅助 IHC 检测及实现更一致的患者分层，从而帮助临床更早制定治疗决策、降低整体医疗成本。

1.2 膀胱病理：追求诊断一致性的探索 膀胱病理的 AI 研究尽管进展较快，但在日常临床中的应用尚不及前列腺领域[14]。目前的应用方向包括数字组织病理学、尿液细胞学和膀胱镜检查。AI 算法在膀胱肿瘤检测、分级预测及组织成分分割（如尿路上皮、间质、肌层）方面的准确率已超过 80%[14-15]。除了组织学判读，AI 还可用于预测肿瘤复发和进展、判断卡介苗（bacillus Calmette-Guérin，BCG）的治疗反应及评估高危非肌层浸润性膀胱癌患者是否需要接受膀胱切除术等 [16]。在淋巴结转移检测方面，AI 的 *AUC* 达到 0.978 ～ 0.998，可帮助排除 80%～ 92% 的真正阴性切片，显著减轻病理医师的工作负担[17]。在监管方面，一项基于尿液的检测方法于 2025 年获得美国食品药品监督管理局的突破性设备认定[1]，另有几款工具已获得欧洲合格认证或处于后期评估阶段[18]。多项荟萃分析一致表明，AI 辅助能够提高病理医师的诊断灵敏度，并减少在肿瘤分级和分期判断中的主观差异[19]。不过，AI 模型的可解释性有限，面对不同来源数据时性能不稳定，相关监管路径仍不明确，这些都是当前面临的主要挑战[1]。从工作流程来看，AI 确实带来了实际获益。淋巴结转移检测算法能够筛除 80%～ 92%的阴性切片，加快阅片流程[17]。经过国际多中心队列验证的自动分级系统，其准确性和可重复性已接近专家水平 [20]。大规模切片处理的研究也表明，AI 能够在保证诊断质量的前提下显著减少工作量[21]。需要强调的是，AI 诊断输出的可靠性高度依赖于输入数据的质量和数量。有前瞻性尿液细胞学研究显示，通过优化样本预处理流程确保足够的细胞数量后，AI 的诊断准确性得到了明显提升[22]。

膀胱肿瘤的组织学较为复杂，经尿道切除的标本又容易产生各种伪影，这给 AI 应用带来了特殊困难。挤压伪影、电灼改变和大量炎症细胞浸润都可能导致 AI 将良性病变误判为肿瘤浸润[14]。长期以来，病理医师在膀胱癌诊断和分级上存在较大的判读差异，这也给构建一致性较好的模型带来了困难；此外，一些罕见的膀胱癌亚型（如浆细胞样型、微乳头状型等）在现有训练数据集中代表性病例不足，影响了 AI 模型对这些少见类型的识别能力 [23]。如果这些问题的能够得到逐步解决，AI 有望在膀胱癌临床病理工作流程中发挥更大作用，例如优先处理高危病例、在多学科讨论中提供定量分析支持等。

1.3 肾脏病理：潜力初显但数据仍显不足 肾脏病理领域的 AI 研究正在逐步拓展。现有算法能够对肾单位各结构进行分割，量化间质纤维化、肾小管萎缩和肾小球硬化程度，并以 *AUC* 超过 0.93 的准确度对肾细胞癌（renal cell carcinoma，RCC）进行亚型分类；在透明细胞 RCC 分级方面，*AUC* 达到 0.89 ～ 0.96[1, 24]。部分预测模型已开始用于预测临床结局，例如判断抗血管生成治疗的效果，以及为免疫荧光和电子显微镜图像提供定量分析支持[25]。然而，由于可用数据有限、验证要求严格以及监管路径尚不明确，肾脏病理 AI 的临床转化进展相对缓慢[26]。目前的研究多基于单中心、小样本数据集，并且需要整合多模态数据（包括明场图像、免疫荧光、电子显微镜以及临床和影像学资料）。肾脏疾病的异质性也增加了技术难度，比如细微或局灶性病变需要专家对肾小球、肾小管、间质和血管分别进行精细标注，而现有的公共数据库（如癌症基因组图谱）缺乏如此详细的组织学数据[1]。

尽管如此，深度学习模型已经能够以较高的准确度区分透明细胞型、乳头状型和嫌色细胞型 RCC[27]。利用公共数据库图像开展的多机构研究，在组织学多样性较为明显的情况下，仍能较好地区分肿瘤、正常组织和非肿瘤组织[28]。有研究尝试从常规苏木素-伊红染色切片直接推断相关基因通路突变，为未来病理与基因组学的整合提供了方向 [29]。在现阶段，

AI 在肾脏病理中更适合作为辅助工具使用，例如对活检标本进行初步筛选、标记需要亚专科医师重点审阅的细微病变、量化肿瘤负荷，并将分型、分级和影像学特征整合成统一的风险评估报告，供多学科团队参考[1]。

2　新前沿：基础模型与多模态整合

2.1　基础模型的兴起　病理 AI 正从针对单一任务的专用算法，向能够适应多种诊断需求的基础模型演进[30]。有研究者在大规模数据集上训练了一款基础模型，使用了超过 171 000 张 WSI、共计 13 亿个图像块，涵盖了包括 GU 在内的多种组织类型。该模型无需针对特定任务进行微调，即可在多项诊断任务中达到最优性能[31]。其他一些通用模型也表现出类似的多任务适应能力[32]。另一款基础模型采用自监督学习方法，在超过 150 万张苏木素-伊红染色 WSI 上完成训练，其构建的泛癌检测器整体性能接近商业化产品水平，在多项罕见组织学亚型的识别上甚至优于专科模型[33]。此外，视觉-语言模型在超过 117 万对病理图像与描述文本上进行训练后，能够根据视觉输入直接生成病理学相关的描述性语言，在前列腺 Gleason 分级等任务中表现出色[34]。还有一款专业模型将视觉编码器与针对诊断病理学查询进行特定微调的语言模型相结合，在回答诊断问题、推荐辅助检测和细化鉴别诊断方面，其表现超过了通用 AI 模型[35]。可以预见，未来病理医师在签发报告时，可能会常规地与这类基础 AI 模型进行对话式交流，从而提高诊断的准确性和效率。

2.2　多模态整合的前景　多模态整合，即 AI 同时分析组织学、影像学和基因组学等多源数据，正受到越来越多的关注，这与 GU 肿瘤评估本身的多学科特性高度契合[36]。以前列腺癌为例，传统诊断需要分别评估穿刺活检组织学、MRI 和基因组风险谱，而 AI 驱动的多模态整合能够提供更全面的诊断和预后信息。有研究表明，将数字化组织学、MRI 和基因组标志物结合起来，可以更准确地预测前列腺癌的复发风险或治疗反应[37]。在膀胱癌中，整合膀胱镜图像与组织病理学图像，有望实现实时综合评估，预测肿瘤分级、浸润深度以及 *FGFR3* 突变等分子特征，从而为手术中的决策提供帮助[38]。多模态 AI 的真正价值在于发现单一模态分析容易遗漏的风险信号，如影像学上看似良性的肾囊肿，如果结合活检组织学和临床数据进行分析，其恶性风险评估可能更为准确[39]。同样，对于前列腺穿刺活检中发现的微小病变，如结合 MRI 风险评分来判断，可能会改变诊断阈值的设定[40]。预计在不久的将来，AI 生成的多模态诊断报告将可能常规性地整合组织学分级、影像学特征和基因组信息，形成统一的风险评估结果，为临床决策提供更有力的支持。

3　未来展望

展望未来，病理医师的角色将从单纯的诊断执行者逐渐演变为“诊断协调者”，即整合多种数据来源形成完整临床诊断叙述的核心人物。预计在不久之后，AI 将承担约 80%的常规定量分析工作，有助于缓解约 40%的病理医师人力缺口，并减少不同医院之间、不同医师之间的诊断差异[1]。在这一变革过程中，我国应加强多中心数据协作，建立符合本国国情和 GU 疾病谱特点的验证标准，推动产学研协同创新，在 AI 与病理医师协同诊断的新时代中抓住发展机遇。

利益冲突　所有作者声明无利益冲突

参　考　文　献

[1] Patel A U, Parwani A V, Satturwar S. Artificial intelligence in genitourinary pathology[J]. Histopathology, 2026, 88(1): 353-373.

[2] Rakha E A, Toss M, Shiino S, et al. Current and future applications of artificial intelligence in pathology: A clinical perspective[J]. J Clin Pathol, 2021, 74(7): 409-414.

[3] Parwani A V, Patel A, Zhou M, et al. An update on computational pathology tools for genitourinary pathology practice: A review paper from the Genitourinary Pathology Society (GUPS)[J]. J Pathol Inform, 2023, 14: 100177.

[4] Niazi M K K, Parwani A V, Gurcan M N. Digital pathology and artificial intelligence[J]. Lancet Oncol, 2019, 20(5):e253-e261.

[5] Chatrian A, Colling R T, Browning L, et al. Artificial intelligence for advance requesting of immunohistochemistry in diagnostically uncertain prostate biopsies[J]. Mod Pathol, 2021, 34(9): 1780-1794.

[6] Cheng J Y, Abel J T, Balis U G J, et al. Challenges in the development, deployment, and regulation of artificial intelligence in anatomic pathology[J]. Am J Pathol, 2021, 191(10): 1684-1692.

[7] Bulten W, Kartasalo K, Chen P C, et al. Artificial intelligence for diagnosis and Gleason grading of prostate cancer: The *PANDA* challenge[J]. Nat Med, 2022, 28(1): 154-163.

[8] Food and Drug Administration. Paige Prostate: DEN200080[EB/OL]. (2021-09-21)[2026-04-05]. https://www.accessdata.fda.gov/scripts/cdrh/cfdocs/cfpmn/denovo.cfm? ID=DEN200080.

[9] Zerbe N, Schwen L O, Geibler C, et al. Joining forces for pathology diagnostics with AI assistance: The EMPAIA initiative[J]. J Pathol

Inform, 2024, 15: 100387.
[10] Zhu M, Sali R, Baba F, et al. Artificial intelligence in pathologic diagnosis, prognosis and prediction of prostate cancer[J]. Am J Clin Exp Urol, 2024, 12(4): 200-215.
[11] Du X Y, Hao S, Olsson H, et al. Effectiveness and cost-effectiveness of artificial intelligence-assisted pathology for prostate cancer diagnosis in Sweden: A microsimulation study[J]. Eur Urol Oncol, 2025, 8(1): 80-86.
[12] Faryna K, Tessier L, Retamero J, et al. Evaluation of artificial intelligence-based gleason grading algorithms "in the wild"[J]. Mod Pathol, 2024, 37(11): 100563.
[13] Tolkach Y, Ovtcharov V, Pryalukhin A, et al. An international multi-institutional validation study of the algorithm for prostate cancer detection and Gleason grading[J]. NPJ Precis Oncol, 2023, 7(1): 77.
[14] Khoraminia F, Fuster S, Kanwal N, et al. Artificial intelligence in digital pathology for bladder cancer: Hype or hope? A systematic review[J]. Cancers, 2023, 15(18): 4518.
[15] Jansen I, Lucas M, Bosschieter J, et al. Automated detection and grading of non-muscle-invasive urothelial cell carcinoma of the bladder[J]. Am J Pathol, 2020, 190(7): 1483-1490.
[16] Lotan Y, Krishna V, Abuzeid W M, et al. Predicting response to intravesical *Bacillus* calmette-guérin in high-risk nonmuscle-invasive bladder cancer using an artificial intelligence-powered pathology assay: Development and validation in an international 12-center cohort[J]. J Urol, 2025, 213(2): 192-204.
[17] Froń A, Semianiuk A, Lazuk U, et al. Artificial intelligence in urooncology: What we have and what we expect[J]. Cancers, 2023, 15(17): 4282.
[18] Lebret T, Paoletti X, Pignot G, et al. Artificial intelligence to improve cytology performance in urothelial carcinoma diagnosis: Results from validation phase of the French, multicenter, prospective VISIOCYT1 trial[J]. World J Urol, 2023, 41(9): 2381-2388.
[19] McGenity C, Clarke E L, Jennings C, et al. Artificial intelligence in digital pathology: A systematic review and meta-analysis of diagnostic test accuracy[J]. NPJ Digit Med, 2024, 7(1): 114.
[20] Sudhi M, Shukla V K, Shetty D K, et al. Advancements in bladder cancer management: A comprehensive review of artificial intelligence and machine learning applications[J]. Eng Sci, 2023, 26:1003.
[21] Leite K R M, de Souza Melo P A. Artificial intelligence in uropathology[J]. Diagnostics, 2024, 14(20): 2279.
[22] Patel A U, Atiya S, Song Y, et al. Novel liquid immunocytochemistry with machine learning analysis for bladder cancer detection[J]. J Histotechnol, 2026, 49(1): 4-12.
[23] Bannier P A, Saillard C, Mann P, et al. AI allows pre-screening of FGFR3 mutational status using routine histology slides of muscle-invasive bladder cancer[J]. Nat Commun, 2024, 15(1): 10914.
[24] Hermsen M, de Bel T, den Boer M, et al. Deep learning-based histopathologic assessment of kidney tissue[J]. J Am Soc Nephrol, 2019, 30(10): 1968-1979.
[25] Kers J, Bülow R D, Klinkhammer B M, et al. Deep learning-based classification of kidney transplant pathology: A retrospective, multicentre, proof-of-concept study[J]. Lancet Digit Health, 2022, 4(1):e18-e26.
[26] Chandramohan D, Garapati H N, Nangia U, et al. Diagnostic accuracy of deep learning in detection and prognostication of renal cell carcinoma: A systematic review and meta-analysis[J]. Front Med, 2024, 11: 1447057.
[27] 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.
[28] Zheng Q Y, Wang X Y, Yang R, et al. Predicting tumor mutation burden and VHL mutation from renal cancer pathology slides with self-supervised deep learning[J]. Cancer Med, 2024, 13(16):e70112.
[29] Huang K B, Gui C P, Xu Y Z, et al. A multi-classifier system integrated by clinico-histology-genomic analysis for predicting recurrence of papillary renal cell carcinoma[J]. Nat Commun, 2024, 15:6215.
[30] Hacking S. Foundation models in pathology: Bridging AI innovation and clinical practice[J]. J Clin Pathol, 2025, 78(7): 433-435.
[31] Xu H W, Usuyama N, Bagga J, et al. A whole-slide foundation model for digital pathology from real-world data[J]. Nature, 2024, 630(8015): 181-188.
[32] Chen R J, Ding T, Lu M Y, et al. Towards a general-purpose foundation model for computational pathology[J]. Nat Med, 2024, 30(3): 850-862.
[33] Vorontsov E, Bozkurt A, Casson A, et al. A foundation model for clinical-grade computational pathology and rare cancers detection[J]. Nat Med, 2024, 30(10): 2924-2935.
[34] Lu M Y, Chen B W, Williamson D F K, et al. A visual-language foundation model for computational pathology[J]. Nat Med, 2024, 30(3): 863-874.
[35] Lu M Y, Chen B W, Williamson D F K, et al. A multimodal generative AI copilot for human pathology[J]. Nature, 2024, 634(8033): 466-473.
[36] Khosravi P, Fuchs T J, Ho D J. Artificial intelligence-driven cancer diagnostics: Enhancing radiology and pathology through reproducibility, explainability, and multimodality[J]. Cancer Res, 2025, 85(13): 2356-2367.
[37] Hu C H, Qiao X M, Huang R P, et al. Development and validation of a multimodality model based on whole-slide imaging and biparametric MRI for predicting postoperative biochemical recurrence in prostate cancer[J]. Radiol Imaging Cancer, 2024, 6(3): e230143.
[38] Loeffler C M L, Ortiz Bruechle N, Jung M, et al. Artificial intelligence-based detection of FGFR3 mutational status directly from routine histology in bladder cancer: A possible preselection for molecular testing?[J]. Eur Urol Focus, 2022, 8(2): 472-479.
[39] Xiong Y, Yao L P, Lin J L, et al. Artificial intelligence links CT images to pathologic features and survival outcomes of renal masses[J]. Nat Commun, 2025, 16(1): 1425.
[40] Kaneko M, Fukuda N, Nagano H, et al. Artificial intelligence trained with integration of multiparametric MR-US imaging data and fusion biopsy trajectory-proven pathology data for 3D prediction of prostate cancer: A proof-of-concept study[J]. Prostate, 2022, 82(7): 793-803.

收稿日期：2026-04-06
（本文编辑：吴迪汉）