人工智能在宫颈癌诊疗中的应用进展

万子华[1]，杜俊宏[2,3]，刘 畅[2,3]

1 兰州大学 第一临床医学院，甘肃 兰州 730000；2 兰州大学第一医院 妇产科，甘肃 兰州 730000；
3 甘肃省妇科肿瘤临床研究中心，甘肃 兰州 730000

摘要：宫颈癌是全球女性第四大常见恶性肿瘤。当前诊疗面临筛查效率低下、诊断一致性欠佳等挑战。人工智能在宫颈癌诊疗中展现出显著潜力：在筛查环节实现自动化高效分析，显著提升检测精准度；在诊断阶段通过智能影像分割技术和数字病理分析优化诊断精准性；在治疗过程中辅助优化术前评估与放疗靶区勾画。本文旨在通过综述人工智能在宫颈癌筛查、精准诊断、治疗优化等诊疗环节中的应用，为人工智能在宫颈癌诊疗的策略优化及未来研究提供理论参考与实践指引。

关键词：人工智能；机器学习；深度学习；大模型；宫颈癌；筛查；智能影像；数字病理

中图分类号：R737.33 **文献标识码：**A DOI：10.13885/j.issn.2097-681X.M20251019

Progress in applying artificial intelligence in the diagnosis and treatment of cervical cancer

WAN Zihua[1], DU Junhong[2,3], LIU Chang[2,3]

1 The First School of Clinical Medicine, Lanzhou University, Lanzhou 730000, China; 2 Department of Obstetrics and Gynecology, The First Hospital of Lanzhou University, Lanzhou 730000, China; 3 Gansu Provincial Clinical Research Center for Gynecological Oncology, Lanzhou 730000, China

Abstract: Cervical cancer ranks as the fourth most common malignancy among women worldwide. Current clinical management faces significant challenges, including inefficient screening processes and inconsistent diagnostic outcomes. Artificial intelligence has demonstrated transformative potentials in cervical cancer care: enabling automated highefficiency analysis to substantially enhance screening accuracy during detection phases; improving diagnostic precision through intelligent image segmentation and digital pathology analysis and optimizing treatment planning with artificial intelligence-assisted preoperative evaluation and radiotherapy target delineation. This comprehensive review examined artificial intelligence applications across cervical cancer screening, precision diagnosis and treatment optimization, providing both theoretical frameworks and practical guidance for advancing artificial intelligence-integrated clinical strategies and future research directions.

Keywords: artificial intelligence; machine learning; deep learning; large model; cervical cancer; screening; intelligent imaging; digital pathology

宫颈癌是全球女性第四大常见恶性肿瘤，给全球女性群体带来了沉重的疾病负担[1]。据世界卫生组织统计，全球每年新增病例超50万，死亡约35万，其中80%集中于发展中国家[2]。尽管中国推出“两癌”筛查[3-4]及“加速消除宫颈癌行动计划”[5]，但宫颈癌的发病率和死亡率仍呈上升趋

收稿日期：2025-07-16 **修回日期：**2025-12-04 **接受日期：**2026-01-26

基金项目：国家自然科学基金资助项目（82560468）；甘肃省科技计划资助项目（25YFFA051，24JRRA916）

作者简介：刘 畅，男，主任医师，教授，博士研究生导师，博士，研究方向为妇科肿瘤的基础与临床，e-mail：lch@lzu.edu.cn，通信作者

势[6]，到2022年宫颈癌在中国女性群体中的年发病率和死亡率分别为13.8人/10万和4.5人/10万[7]。加强宫颈癌防治、提升诊疗能力对保障中国女性健康、减轻疾病负担意义重大。

近年来，人工智能（artificial intelligence, AI）飞速发展，为优化疾病诊疗提供了新范式。AI通过计算机系统模拟人类智能活动，核心是使机器具备处理复杂信息、解决动态问题的自主能力。AI在医学领域的应用经历了多个关键发展阶段[8]。早期以专家系统为核心，借助规则推理初步实现疾病诊断及治疗建议的智能辅助；随后进入机器学习（machine learning, ML）阶段，支持向量机（support vector machine, SVM）、极端梯度提升和随机森林等算法，在影像识别、电子病历分析等领域成效显著[9]；2012年，随着卷积神经网络（convolutional neural network, CNN）的兴起，AI在医学领域的应用步入深度学习阶段，模型性能大幅提升，超过ML方法[10]；当前进入以Transformer架构为核心的大模型阶段[11]，通过海量的文本、影像、基因组数据等多模态医疗数据学习通用表征，借助自注意力机制捕捉长距离依赖关系，并通过多模态融合技术实现文本、图像等跨模态信息对齐，突破了传统AI单任务局限。

尽管医学进步推动了宫颈癌诊疗发展，但当前仍面临多重挑战：（1）筛查上，细胞学及阴道镜检查依赖医师经验，主观性强，基层医疗资源匮乏，农村细胞学医师合格率仅为22.7%[12-13]，细胞学筛查的误诊率为10.00%，漏诊率为16.71%[14]；（2）诊断中，影像人工判读效率低、差异大；（3）治疗时，医师手术质量差异大，放疗前预处理在发达国家通常需要4周，在发展中国家需要12周，耗时长且个体化不足[15]。这些不足将直接影响患者预后与生存质量，故进一步优化宫颈癌诊疗技术是提升宫颈癌防治水平的迫切需求。而AI在数据处理、特征提取、多模态融合等方面的技术优势为宫颈癌诊疗优化提供了可行路径。基于上述背景，本文通过综述AI在宫颈癌筛查、精准诊断、治疗优化等临床诊疗中的应用现状，为AI赋能宫颈癌诊疗的策略优化与未来研究方向提供理论支撑与实践参考。

1　AI在宫颈癌筛查中的应用

早发现、早治疗是降低宫颈癌病死率的关键，目前临床主要通过人乳头瘤病毒（human papilloma virus, HPV）检测、细胞学筛查、阴道镜检查、宫颈活组织病理检查进行筛查诊断，但这些方法依赖医师经验，主观性较强且存在漏诊风险。而AI凭借高效、客观、精准的特性，在宫颈癌筛查中展现出潜力，成为优化筛查流程、提升筛查质量的重要工具。

1.1　AI在细胞学筛查中的应用

宫颈细胞学筛查是宫颈癌筛查的基础手段，近年来，多种AI系统通过对细胞学图像的自动化分析，提升了筛查效能与效率，具体见表1。

表1　人工智能在宫颈癌细胞学筛查中的应用

文献	*n*	阅片时间/s	性能
[16]	81 727	<180	敏感度90.75%（高于病理医师86.12%，P=0.025 4），特异度81.93%
[17]	3 514	–	敏感度与病理医师相当（86.49% vs 83.78%，P=0.744），在检测CIN2+方面特异度高于病理医师（51.33% vs 40.93%，P<0.001）
[18]	703 103	–	人工智能与人工阅片的总体符合率为94.7%，95% *CI*：[94.5%，94.8%]，kappa=0.92；人工智能辅助检测CIN2+的敏感度高于人工阅片（90.1% vs 84.3%，P<0.01），特异度低于人工阅片（94.8% vs 95.2%，P<0.01）
[19]	43 057	30	NILM预测准确率81.4%，HSIL预测准确率90%
[20]	1 518 972	–	检出2 785例癌前病变、191例浸润癌，人均筛查成本为45元
[21]	16 056	<120	人工智能单独诊断的受试者操作特征曲线下面积为0.947，敏感度为94.6%，特异度为89%，人工智能辅助病理医师诊断的敏感度提升13.3%
[22]	28 223	30	敏感度与资深病理医师相当（87.8% vs 85.4%，P>0.999），特异度低于资深病理医师（83.1% vs 90.1%，P<0.000 1）；初级病理医师在人工智能辅助下，敏感度和特异度均提高（85.7% vs 65.7%、84% vs 73.7%，均P<0.000 1）
[23]	32 451	22.23	人工智能检测CIN2+的敏感度为97.89%，特异度为16.19%；以50%的阴性临界值将病例归类为“无需审查”，无HSIL/SCC漏诊

CIN　宫颈上皮内瘤变；NILM　无上皮内病变或恶性病变；HSIL　高级别鳞状上皮内病变；SCC　鳞状细胞癌。

AI在宫颈癌细胞学筛查中展现出显著的技术优势与成本效益，从单中心模型[16]到70余万人的多中心验证[18]，AI将病理医师的阅片时间从分钟级压缩至秒级，最快仅需22.23 s[23]。同时，Zhu等[20]组织的大规模筛查项目人均成本仅45元，低于传统细胞学筛查的成本，为不同发展水平地区宫颈癌筛查的全民化提供了可行路径。

然而，AI在宫颈癌细胞学筛查中的应用仍面临挑战：AI诊断宫颈腺上皮病变、腺癌等罕见病例的训练与验证样本不足[16]；现有研究多为回顾性研究，前瞻性验证不足；样本多来自标准化医疗中心，难以完全覆盖临床复杂场景，这些问题使得AI目前尚不能完全替代人工诊断。

1.2 AI在阴道镜检查中的应用

阴道镜作为宫颈癌筛查的关键环节，依赖医师主观经验，存在诊断差异大、医师短缺等问题[24]。AI通过DL实现阴道镜图像客观分级，提升检查质量。Xue等[25]开发的阴道镜AI辅助诊断系统（colposcopic artificial intelligence auxiliary diagnostic system, CAIADS）能量化分析阴道镜图像中的醋酸白上皮动态变化、血管纹理密度等1 000余项细微特征，规避了人工诊断中的经验偏差、视觉疲劳等问题，与病理结果的总体一致性达82.2%（kappa=0.750），高于医师独立判读的65.9%（kappa = 0.516，$P < 0.001$）。此外，CAIADS还通过算法精准预测活检部位，中位数平均交并比达0.758，意味着预测的活检区域与真正需要取样的病变区域高度重合，能有效减少因医师经验不足导致的取样偏差，使阴道镜活检更易命中病变，提升确诊效率。然而，CAIADS并非替代医师，而是通过标准化分析、精准引导弥补人工诊断的不足，不仅能辅助初级医师提升阴道镜诊断能力，而且对资源有限地区的筛查规范化具有重要意义。

1.3 AI在跨模态筛查中的应用

AI驱动的大模型通过融合HPV检测、细胞学、阴道镜等跨模态数据，实现了更精准的风险分层。Fu等[26]构建的大模型整合了HPV检测结果、细胞学筛查结果及阴道镜图像，在2 160例被筛查女性中受试者操作特征曲线下面积（area under the curve, AUC）达0.921，灵敏度与特异性均衡。

综上，AI在宫颈癌筛查中的应用已展现出显著优势：在细胞学筛查中，AI通过提高效率、降低成本推动了大规模筛查的普及；在阴道镜检查中，AI通过客观化分析缩小了诊断差异；在大模型融合中，AI则突破单一指标的局限，为复杂病例的精准筛查提供了新思路。

2 AI在宫颈癌精准诊断中的应用

宫颈癌的精准诊断是实现个体化治疗的核心环节，传统诊断依赖影像主观判读、病理经验积累，存在效率低、一致性差等局限。AI通过DL、多模态融合等技术，在精准诊断中实现了效能提升，为宫颈癌的早期检出、病灶定位及转移评估提供了客观高效的工具。

2.1 AI在影像诊断中的应用

磁共振成像（magnetic resonance imaging, MRI）是宫颈癌病灶评估的核心工具，AI的引入突破了传统分割的局限。Wang等[27]构建的三维-CNN将多模态MRI的肿瘤分割准确率提升至93.11%，优于传统CNN。Lu等[28]提出的增强多尺度网络可实现早期微小病灶的精准识别。这些AI优化的影像分割结果，既为病灶评估提供量化依据，也为后续预后评估奠定数据基础。

AI利用影像特征结合临床数据构建的预后预测模型，进一步强化了诊断的精准性。Qiu等[29]基于MRI提取放射组学特征，结合国际妇产科联盟（International Federation of Gynecology and Obstetrics, FIGO）分期、淋巴结转移等指标，构建的SVM和CNN模型预测3~5年无病生存期（disease-free survival, DFS）的AUC分别达0.934~0.937和0.903~0.969；Wang等[30]整合局部晚期宫颈癌患者肿瘤及肿瘤周围5 mm区域的MRI特征，结合鳞状细胞癌抗原、放疗剂量等构建的模型，预测1、3、5年DFS及总生存期（overall survival, OS）的AUC均表现优异。这种通过影像特征实现的预后评估，使诊断不仅能明确疾病分期，更能预判疾病进展风险，为临床决策提供全面参考。

淋巴结转移（lymph node metastasis, LNM）作为宫颈癌分期与预后的关键指标，AI辅助检测在其中发挥重要作用。Jiang等[31]的研究显示，AI

检测LNM的AUC达0.76，优于放射科医师。基于AI的正电子发射断层显像/X线计算机体层成像（positron emission tomography/computed tomography, PET/CT）检测LNM的AUC更高达0.93，得益于PET/CT同时提供代谢与解剖位置信息，既能精准判断转移状态以优化分期，又能通过转移情况评估患者预后风险，使诊断分期与预后评估相互印证。

大模型跨模态融合则通过整合多维度信息，进一步强化了诊断与预后评估的协同。Ming等[32]提出的多模态框架融合氟代脱氧葡萄糖-PET/CT的代谢与解剖信息，自动权重不同模态的关键特征，检测宫颈癌病灶的效能最优，交并比50%时的平均精度为73.9%～84.3%，优于单模态。这种“功能+形态”信息的协同解析，既提升了病灶与转移灶的检出精度，又通过多维度特征融合实现了从精准识别病灶到预后预判的一体化。

2.2　AI在病理诊断中的应用

传统病理诊断依赖病理医师在显微镜下目视评估组织形态，存在主观性强、效率低等局限，而数字病理学借助全切片成像（whole slide imaging, WSI）技术实现组织样本数字化，与传统显微镜诊断的等效性已获证实[33]，为AI在精准病理诊断中奠定了基础。AI通过学习大量标注切片数据，可标准化识别癌细胞、评估肿瘤分级分期，有效弥补人工不足[34]。

淋巴结转移作为宫颈癌分期与预后的关键指标，其精准检测对诊疗决策至关重要。Baeten等[35]评估的一款DL模型对宫颈癌前哨淋巴结的宏观转移和微观转移检测灵敏度达100%，能有效辅助病理医师识别转移灶，减少人工阅片的工作量与误差，为淋巴结评估提供了高效工具。在此基础上，AI进一步实现了预后分层的精细化，Chen等[36]开发的病理风险评分模型，基于WSI提取特征，在预测5年OS和DFS中AUC达0.800，可在病理诊断基础上细化风险分组，为精准诊断提供客观依据。

在分子水平，AI通过多维度技术推动病理诊断向精细化迈进。Wang等[37]开发的端到端框架从苏木精–伊红染色切片中预测HPV阳性宫颈鳞癌的共识分子亚型，揭示不同共识分子亚型的预后差异，为分子亚型替代标志物提供依据。Liu等[38]联合自发拉曼光谱、相干反斯托克斯拉曼光谱与AI，通过分析宫颈癌组织中脂质、脂肪酸等成分差异及角蛋白珠结构，可清晰区分正常组织与不同亚型宫颈鳞癌，模型验证准确率达100%，为快速、客观的分子亚型诊断提供了新方法。同时，AI还能通过分析病理切片，精准识别程序性死亡受体配体1表达、微卫星不稳定性、肿瘤突变负荷等分子标志物[39]，辅助筛选适合免疫治疗的患者，进一步推动了分子层面的精准诊断与治疗匹配。

综合来看，AI在宫颈癌精准诊断中应用广泛：影像上，提升MRI分割精度，构建预后模型，优化淋巴结转移检测，跨模态融合增强效能；病理上，基于WSI实现标准化识别，精准检测淋巴结转移，细化预后分层，在分子水平辅助亚型诊断和标志物识别，助力精准诊疗。

3　AI在宫颈癌治疗优化中的应用

宫颈癌的治疗需结合肿瘤分期、病理特征及患者个体差异制定个体化方案，而AI通过术前精准评估、疗效动态预测及治疗技术优化，提升了治疗决策的科学性与实施的精准性。

3.1　AI在手术优化中的应用

术前精准评估淋巴结转移、血管浸润等肿瘤浸润范围，明确术中解剖结构，是优化手术方案、减少并发症的关键，AI在此环节展现出一定潜力。

LNM和血管浸润是宫颈癌分期与手术范围选择的核心指标。Jiang等[31]的研究显示，基于AI的PET/CT检测LNM的AUC达0.93，远高于放射科医师检测LNM的AUC（0.65），为术前判断是否需淋巴结清扫提供客观依据。针对血管浸润的预测，Jiang等[40]基于多参数MRI开发了注意力集成模型，预测血管浸润的AUC达0.911，可于术前区分早期宫颈癌是否存在血管浸润，避免过度手术或治疗不足。

尽管关于AI在宫颈癌手术优化中的应用研究尚处于初步探索阶段，但AI在其他外科领域的应用已展现出潜力[41]。Pavone等[42]基于手术视频的评分系统评估前哨淋巴结切除术中关键解剖结

构，在膀胱旁间隙、直肠旁间隙识别方面，一致性较高（kappa=0.90）。该研究虽未直接使用AI，但标准化解剖识别标准为后续AI实时导航奠定数据基础，未来AI可据此实时标注相关间隙，辅助术者避开血管神经。同时，AI能利用模拟系统和实时反馈工具，为妇科医师创造自适应学习环境，加速手术技能提升，助力不同地区手术质量同一化[43]。

3.2 AI在放化疗疗效评估中的应用

同步放化疗和新辅助放化疗是中晚期宫颈癌重要治疗手段，早期预测疗效可避免无效治疗。Jeong等[44]研究显示，整合临床因素后，DL放射组学预测局部晚期宫颈癌患者同步放化疗反应的AUC达0.782，灵敏度94.7%。Cai等[45]开发的多模态MRI深度放射组学模型，融合多特征后预测新辅助放化疗反应的AUC达0.857 5，优于单一特征，证实AI可融合多模态数据辅助放化疗疗效评估与方案调整。

3.3 AI在放疗技术改进中的应用

AI在宫颈癌放疗技术改进中已展现价值，尤其在临床靶区（clinical target volume, CTV）与危及器官（organs at risk, OARs）勾画、放疗剂量评估与动态调整两大核心环节实现突破。在靶区精准勾画方面，金字塔并行注意力融合网络将CTV勾画的戴斯相似系数（dice similarity coefficient, DSC）提升至88.61%[46]，三维提示残差U型网络在高剂量率近距离放疗中CTV分割的DSC达0.92±0.03[47]，且Meta分析[48]证实AI勾画时间仅15 s~2 min，远优于人工勾画的2~3 h，大幅解决了传统人工勾画耗时久、一致性差的问题。在剂量优化层面，基于ML的模型可标准化OARs剂量评估、减少中心差异[49]，基于DL的形变图像配准网络通过分次间形变校正使宫颈、膀胱、直肠的DSC达0.89~0.96，保障剂量稳定性[50]，DL模型还能以更高准确率和召回率辅助放疗方案个体化调整，为疗效提升与毒性控制提供支持[51]。

现有AI辅助宫颈癌放疗的研究多基于单中心数据，关注单一放疗技术环节，未覆盖放疗全流程，且鲜少纳入成本效益分析，阻碍技术转化。在此背景下，一款基于AI的放射治疗计划助手（the radiotherapy planning assistant, RPA）软件被应用于一项前瞻性国际多中心研究[15]，RPA实现了从CTV/OARs自动化勾画、放疗光束自动设计到内置质量控制的全流程整合，通过48个月覆盖6个中低收入国家的多中心研究验证AI在放射治疗中的适用性。若该研究达成95%治疗计划可接受率的预期目标，RPA有望成为首个大规模推广的全流程AI放疗系统，将放疗计划时间从12周缩至分钟级、减少专业人员工作量60%以上，为资源匮乏地区宫颈癌放射治疗提供可行路径。

AI在宫颈癌治疗优化中的应用已贯穿全程：术前通过淋巴结转移、血管浸润的精准预测辅助治疗方案选择；术中为解剖识别提供标准化定位；放化疗中通过疗效预测动态调整策略；放疗中则通过自动勾画、剂量评估、形变校正实现精准化，其核心价值在于提升效率和实施精准化治疗。

4 AI在宫颈癌随访监测中的应用

AI在宫颈癌随访监测中通过预后评估与复发风险预测实现精准管理，为个体化随访策略提供有力支持。

在预后评估方面，AI突破传统依赖FIGO分期等指标的局限，整合多组学与临床数据构建精准模型。Shi等[52]整合批量及单细胞RNA测序数据，构建的随机森林模型预测OS的AUC达0.99；Liang等[53]基于SEER数据库14 946例患者数据，开发的多任务逻辑回归模型60个月一致性指数达0.861，可生成个体化风险曲线并分析治疗获益，为不同分期患者的治疗选择提供量化依据。

在复发监测中，AI能早期识别复发风险及部位。Guo等[54]对比8种ML算法发现，SVM预测宫颈癌复发风险的AUC达0.794，其中预测远处复发的AUC达0.823；随机生存森林预测无复发生存期的一致性指数为0.786，高于传统Cox模型的0.753。基于最优算法构建的在线工具可输出个体复发概率，辅助临床对高风险患者增加随访频率，对低风险患者减少不必要检查，提升随访效率与增加早期干预机会。

近年来，ChatGPT、DeepSeek、豆包等自然语言处理聊天机器人为宫颈癌患者的监测随访提

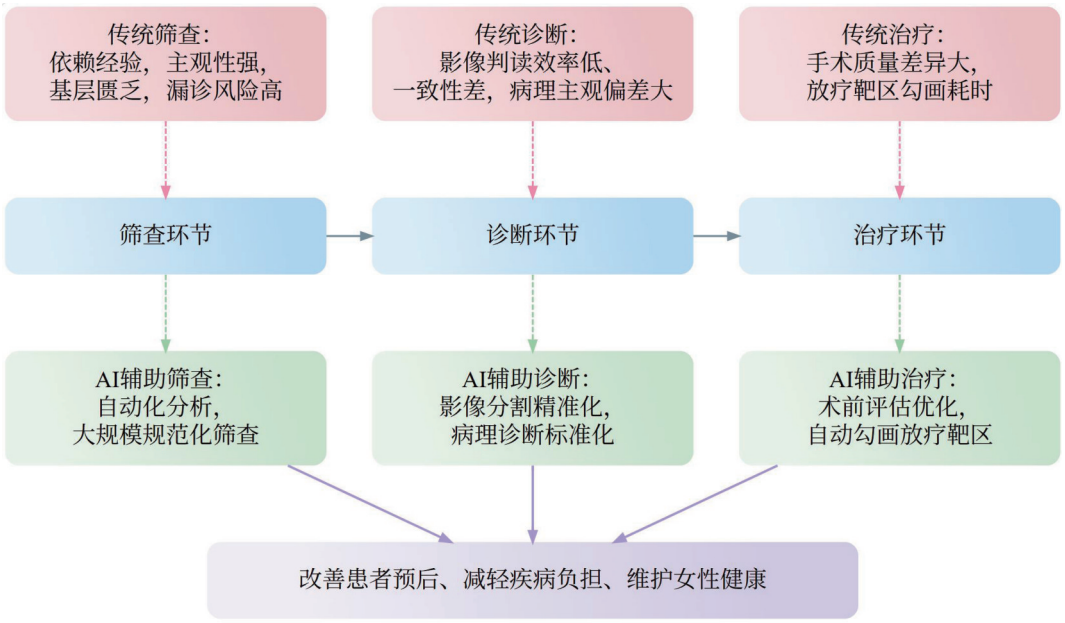
供了新的工具，这些聊天机器人通过自然对话与患者互动，能够监测化疗副作用、术后并发症等，推送个体化用药提醒与康复指导，若捕捉到高危症状会自动预警并提示增加复查，但这些聊天机器人提供的答案准确性有待进一步提高[55]。此外，院级智能随访平台则通过整合患者电子病历、检验数据等数据资料，支持微信、短信等多渠道随访，实现医院、医生与患者的高效联结，医生可掌握病情动态，平台还能智能协调资源为需复查患者推送预约，协同提升随访规范性与医患协同效率[56]。

5　挑战与局限

尽管AI在宫颈癌筛查、诊断、治疗及随访中潜力显著，但其临床大规模推广仍面临多重挑战。首先，数据异质性突出且模型泛化不足。AI研究数据多来自不同地区、层级的医疗机构，数据格式、质量及标注很难统一，导致模型跨场景应用表现不稳定[57]。建立宫颈癌诊疗数据标准化采集共享框架，推动多中心数据协同，有助于提升模型泛化能力。其次，算法可解释性欠缺影响医患信任。AI模型多呈“黑匣子”特性，判定活检、制定放疗计划等关键决策时，无法清晰说明逻辑依据，使得医务人员难验证方案、患者易抵触，甚至引发临床矛盾。借助可视化工具与提升自然语言技术，将决策逻辑转化为直观解读，有助于增强医患信任。此外，隐私保护与伦理安全存在风险。宫颈癌诊疗数据含HPV分型、隐私影像等敏感信息，流转中易泄露。且AI应用尚缺乏统一指南与法规，AI决策失误时责任难界定。联合临床医师、技术开发者等多方参与，制定兼顾技术创新与患者权益的全流程规范，有助于AI更广泛的临床应用。

6　总结与展望

综上所述，AI在宫颈癌诊疗中展现出较好潜力（图1）：筛查环节通过自动化分析提升效率与精准性，助力大规模筛查；诊断阶段借助影像分割、多模态融合及数字病理技术，提高影像分割的精准化和病理诊断的标准化；治疗优化中，AI在术前评估优化、放疗靶区自动化勾画等方面成效显著。



AI　人工智能。

图1　AI在宫颈癌诊疗中的应用

未来，AI在宫颈癌诊疗中的应用需聚焦多中心、标准化、多模态数据库建设以提升模型泛化性，强化算法可解释性以增强临床信任，推动AI与多学科协作深度融合以指导个体化诊疗。同时，依托云端平台促进技术下沉，助力基层诊疗标准化，最终实现宫颈癌诊疗技术的全面优化，为消除宫颈癌提供技术支撑。

利益冲突声明 所有作者声明不存在利益冲突。

作者贡献声明 万子华：设计论文框架，文献调研与整理，起草并撰写论文，绘制图表，修订论文；杜俊宏：参与论文框架讨论，论文修订，内容校对；刘 畅：确定研究主题和论文整体结构，审核论文，参与论文最终版本修订。

参考文献

[1] BRAY F, LAVERSANNE M, SUNG H, et al. Global cancer statistics 2022: GLOBOCAN estimates of incidence and mortality worldwide for 36 cancers in 185 countries[J]. Ca: a cancer journal for clinicians, 2024, 74(3): 229-263.

[2] RAHANGDALE L, MUNGO C, O'CONNOR S, et al. Human papillomavirus vaccination and cervical cancer risk[J]. BMJ, 2022, 379: e070115.

[3] ZHANG M, ZHONG Y J, BAO H L, et al. Breast cancer screening rates among women aged 20 years and above: China, 2015[J]. China CDC weekly, 2021, 3(13): 267-273.

[4] ZHANG M, ZHONG Y J, ZHAO Z P, et al. Cervical cancer screening rates among Chinese women: China, 2015[J]. China CDC weekly, 2020, 2(26): 481-486.

[5] 中华人民共和国国家卫生健康委员会, 中华人民共和国教育部, 中华人民共和国民政部, 等. 关于印发加速消除宫颈癌行动计划(2023—2030年)的通知(国卫妇幼发〔2023〕1号)[EB/OL]. (2023-01-05)[2025-07-16]. https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/2023-01/21/content_5738364.htm.

[6] QI J L, LI M L, WANG L J, et al. National and subnational trends in cancer burden in China, 2005-20: an analysis of national mortality surveillance data[J]. The lancet public health, 2023, 8(12): e943-e955.

[7] DIAO X Y, GUO C, JIN Y K, et al. Cancer situation in China: an analysis based on the global epidemiological data released in 2024[J]. Cancer communications, 2025, 45(2): 178-197.

[8] GROSSI E. The long journey of artificial intelligence in medicine: an overview[J]. Clinical and experimental rheumatology, 2025, 43(5): 815-821.

[9] GREENER J G, KANDATHIL S M, MOFFAT L, et al. A guide to machine learning for biologists[J]. Nature reviews molecular cell biology, 2022, 23(1): 40-55.

[10] SOFFER S, BEN-COHEN A, SHIMON O, et al. Convolutional neural networks for radiologic images: a radiologist's guide[J]. Radiology, 2019, 290(3): 590-606.

[11] DENECKE K, MAY R, RIVERA-ROMERO O. Transformer models in healthcare: a survey and thematic analysis of potentials, shortcomings and risks[J]. Journal of medical systems, 2024, 48(1): 23.

[12] 雷紫微, 严文浩, 胡伟男, 等. 我国基层医疗卫生资源配置均衡性分析[J]. 南京医科大学学报(社会科学版), 2023, 23(5): 404-408.

[13] LI Y, MA L, YANG C X, et al. A study on service capacity of primary medical and health institutions for cervical cancer screening in urban and rural areas in China[J]. Chinese journal of cancer research, 2019, 31(5): 838-848.

[14] 徐玲超, 项艳, 陈吉琴, 等. 宫颈薄层液基细胞学检测与人乳头瘤病毒诊断早期宫颈癌病变的一致性及二者联合诊断准确率的影响因素分析[J]. 现代实用医学, 2023, 35(8): 1004-1007.

[15] AGGARWAL A, COURT L E, HOSKIN P, et al. ARCHERY: a prospective observational study of artificial intelligence-based radiotherapy treatment planning for cervical, head and neck and prostate cancer-study protocol[J]. BMJ open, 2023, 13(12): e077253.

[16] ZHU X H, LI X M, ONG K, et al. Hybrid AI-assistive diagnostic model permits rapid TBS classification of cervical liquid-based thin-layer cell smears[J]. Nature communications, 2021, 12: 3541.

[17] XUE P, XU H M, TANG H P, et al. Assessing artificial intelligence enabled liquid-based cytology for triaging HPV-positive women: a population-based cross-sectional study[J]. Acta obstetricia et gynecologica scandinavica, 2023, 102(8): 1026-1033.

[18] BAO H L, SUN X R, ZHANG Y, et al. The artificial intelligence-assisted cytology diagnostic system in large-scale cervical cancer screening: a population-based cohort study of 0.7 million women[J]. Cancer medicine, 2020, 9(18): 6896-6906.

[19] DU H, DAI W K, ZHOU Q, et al. AI-assisted system improves the work efficiency of cytologists via excluding cytology-negative slides and accelerating the slide interpretation[J]. Frontiers in oncology, 2023, 13: 1290112.

[20] ZHU X C, YAO Q, DAI W, et al. Cervical cancer screening aided by artificial intelligence, China[J]. Bul-

letin of the World Health Organization, 2023, 101(6): 381-390.

[21] WANG J, YU Y F, TAN Y J, et al. Artificial intelligence enables precision diagnosis of cervical cytology grades and cervical cancer[J]. Nature communications, 2024, 15:4369.

[22] XUE P, DANG L, KONG L H, et al. Deep learning enabled liquid-based cytology model for cervical precancer and cancer detection[J]. Nature communications, 2025, 16:3506.

[23] BAI X R, WEI J J, STARR D, et al. Assessment of efficacy and accuracy of cervical cytology screening with artificial intelligence assistive system[J]. Modern pathology, 2024, 37(6):100486.

[24] XUE P, NG M T A, QIAO Y L. The challenges of colposcopy for cervical cancer screening in LMICs and solutions by artificial intelligence[J]. BMC medicine, 2020, 18(1):169.

[25] XUE P, TANG C, LI Q, et al. Development and validation of an artificial intelligence system for grading colposcopic impressions and guiding biopsies[J]. BMC medicine, 2020, 18(1):406.

[26] FU L, XIA W, SHI W, et al. Deep learning based cervical screening by the cross-modal integration of colposcopy, cytology, and HPV test[J]. International journal of medical informatics, 2022, 159:104675.

[27] WANG B, ZHANG Y Y, WU C Y, et al. Multimodal MRI analysis of cervical cancer on the basis of artificial intelligence algorithm[J]. Contrast media & molecular imaging, 2021, 2021:1673490.

[28] LU P Y, FANG F M, ZHANG H, et al. AugMS-Net: augmented multiscale network for small cervical tumor segmentation from MRI volumes[J]. Computers in biology and medicine, 2022, 141:104774.

[29] QIU H F, WANG M, WANG S W, et al. Integrating MRI-based radiomics and clinicopathological features for preoperative prognostication of early-stage cervical adenocarcinoma patients: in comparison to deep learning approach[J]. Cancer imaging, 2024, 24(1):101.

[30] WANG X, SU R X, LI L R, et al. Machine learning-based radiomics for predicting outcomes in cervical cancer patients undergoing concurrent chemoradiotherapy[J]. Computers in biology and medicine, 2024, 177:108593.

[31] JIANG C Q, LI X J, ZHOU Z Y, et al. Imaging based artificial intelligence for predicting lymph node metastasis in cervical cancer patients: a systematic review and meta-analysis[J]. Frontiers in oncology, 2025, 15:1532698.

[32] MING Y, DONG X Y, ZHAO J H, et al. Deep learning-based multimodal image analysis for cervical cancer detection[J]. Methods, 2022, 205:46-52.

[33] HANNA M G, REUTER V E, HAMEED M R, et al. Whole slide imaging equivalency and efficiency study: experience at a large academic center[J]. Modern pathology, 2019, 32(7):916-928.

[34] VAN DER LAAK J, LITJENS G, CIOMPI F. Deep learning in histopathology: the path to the clinic[J]. Nature medicine, 2021, 27(5):775-784.

[35] BAETEN I G T, HOOGENDAM J P, STATHONIKOS N, et al. Artificial intelligence-based sentinel lymph node metastasis detection in cervical cancer[J]. Cancers, 2024, 16(21):3619.

[36] CHEN C, CAO Y Y, LI W L, et al. The pathological risk score: a new deep learning-based signature for predicting survival in cervical cancer[J]. Cancer medicine, 2023, 12(2):1051-1063.

[37] WANG R Y, GUNESLI G N, SKINGEN V E, et al. Deep learning for predicting prognostic consensus molecular subtypes in cervical cancer from histology images[J]. NPJ precision oncology, 2025, 9:11.

[38] LIU C Y, XIU C F, ZOU Y F, et al. Cervical cancer diagnosis model using spontaneous Raman and Coherent anti-Stokes Raman spectroscopy with artificial intelligence[J]. Spectrochimica acta part A: molecular and biomolecular spectroscopy, 2025, 327:125353.

[39] JIN W Q, LUO Q Q. When artificial intelligence meets PD-1/PD-L1 inhibitors: population screening, response prediction and efficacy evaluation[J]. Computers in biology and medicine, 2022, 145:105499.

[40] JIANG X R, LI J X, KAN Y Y, et al. MRI based radiomics approach with deep learning for prediction of vessel invasion in early-stage cervical cancer[J]. ACM transactions on computational biology and bioinformatics, 2021, 18(3):995-1002.

[41] LI H Y, HAN Z Q, WU H X, et al. Artificial intelligence in surgery: evolution, trends, and future directions[J]. International journal of surgery, 2025, 111(2): 2101-2111.

[42] PAVONE M, BABY B, CARLES E, et al. Critical view of safety assessment in sentinel node dissection for en-

dometrial and cervical cancer: artificial intelligence to enhance surgical safety and lymph node detection (LYSE study)[J]. International journal of gynecological cancer, 2025, 35(5): 101789.

[43] LEON S, LEE S, PEREZ J E, et al. Artificial intelligence and the education of future surgeons[J]. The American journal of surgery, 2025, 246: 116257.

[44] JEONG S, YU H, PARK S H, et al. Comparing deep learning and handcrafted radiomics to predict chemoradiotherapy response for locally advanced cervical cancer using pretreatment MRI[J]. Scientific reports, 2024, 14: 1180.

[45] CAI Z H, LI S, XIONG Z, et al. Multimodal MRI-based deep-radiomics model predicts response in cervical cancer treated with neoadjuvant chemoradiotherapy[J]. Scientific reports, 2024, 14: 19090.

[46] TIAN M, WANG H Q, LIU X G, et al. Delineation of clinical target volume and organs at risk in cervical cancer radiotherapy by deep learning networks[J]. Medical physics, 2023, 50(10): 6354-6365.

[47] XUE X, SUN L N, LIANG D Z, et al. Deep learning-based segmentation for high-dose-rate brachytherapy in cervical cancer using 3D Prompt-ResUNet[J]. Physics in medicine & biology, 2024, 69(19): 195008.

[48] YANG C Z, QIN L H, XIE Y E, et al. Deep learning in CT image segmentation of cervical cancer: a systematic review and meta-analysis[J]. Radiation oncology, 2022, 17(1): 175.

[49] REIJTENBAGH D, GODART J, DE LEEUW A, et al. Multi-center analysis of machine-learning predicted dose parameters in brachytherapy for cervical cancer[J]. Radiotherapy and oncology, 2022, 170: 169-175.

[50] SALEHI M, VAFAEI SADR A, MAHDAVI S R, et al. Deep learning-based non-rigid image registration for high-dose rate brachytherapy in inter-fraction cervical cancer[J]. Journal of digital imaging, 2023, 36(2): 574-587.

[51] SUN S, GONG X Y, CHENG S Y, et al. Fully automated online adaptive radiation therapy decision-making for cervical cancer using artificial intelligence[J]. International journal of radiation oncology, biology, physics, 2025, 122(4): 1012-1021.

[52] SHI R, CHANG L L, SHI L Y, et al. Development and validation of a prognostic model for cervical cancer by combination of machine learning and high-throughput sequencing[J]. European journal of surgical oncology, 2024, 50(4): 108241.

[53] LIANG J Y, HE T S, LI H, et al. Improve individual treatment by comparing treatment benefits: cancer artificial intelligence survival analysis system for cervical carcinoma[J]. Journal of translational medicine, 2022, 20(1): 293.

[54] GUO C Y, WANG J, WANG Y M, et al. Novel artificial intelligence machine learning approaches to precisely predict survival and site-specific recurrence in cervical cancer: a multi-institutional study[J]. SSRN electronic journal, 2021, 14: 101032.

[55] HERMANN C E, PATEL J M, BOYD L, et al. Let's chat about cervical cancer: assessing the accuracy of ChatGPT responses to cervical cancer questions[J]. Gynecologic oncology, 2023, 179: 164-168.

[56] 卢建华, 易碧影, 梁红飞. 利用AI技术实现院级智能随访平台的设计与应用分析[J]. 电子元器件与信息技术, 2025, 9(4): 139-141, 145.

[57] 雷婷, 曹梦祯, 李君芬, 等. 深度学习在子宫内膜癌影像诊断中的研究进展[J]. 兰州大学学报(医学版), 2025, 51(11): 81-87.

(责任编辑: 李晓炜)