

· 专题述评 ·

人工智能在胃肠外科围手术期全流程管理中的综合应用

付占威^{1,2}, 马君俊^{1,2,Δ}

1 上海交通大学医学院附属瑞金医院胃肠外科 上海 200025

2 上海市微创外科临床医学中心 上海 200025

Δ通信作者, E-mail: marsnew1997@163.com

[摘要] 近年来随着计算机科学的进步, 人工智能迅猛发展, 在医学领域取得了大量的应用成果。目前, 人工智能已涵盖了胃肠外科围手术期的全流程管理, 包括术前的早期诊断、个体化评估、辅助诊疗决策, 术中的手术方案指导、精细化手术辅助, 术后的综合治疗协助、预后评估, 以及智能化手术室的建设和。人工智能显著减轻了临床医生的工作量, 提高了工作效率, 并为胃肠道疾病患者的精准和个性化治疗提供了帮助。然而, 缺乏标准化、系统化的人工智能模型以及它所带来的相关的伦理风险, 仍是该领域需要进一步解决的问题。

[关键词] 人工智能; 胃肠外科; 精准医学; 智能化手术室

Comprehensive application of artificial intelligence covers the entire perioperative management process in gastrointestinal surgery

Fu Zhanwei^{1,2}, Ma Junjun^{1,2,Δ}

1 Department of Gastrointestinal Surgery, Ruijin Hospital, Shanghai Jiao Tong University School of Medicine, Shanghai 200025, China;

2 Shanghai Minimal Invasive Surgery Center, Shanghai 200025, China

ΔCorresponding author; E-mail: marsnew1997@163.com

[Abstract] In recent years, with the advancement of computer science, artificial intelligence (AI) technology has developed rapidly and achieved extensive application results in the medical field. Currently, AI covers the entire perioperative management process in gastrointestinal surgery, including preoperative early diagnosis, individualized assessment, and assisted decision-making; intraoperative surgical planning guidance and precise surgical assistance; postoperative comprehensive treatment support and prognosis evaluation; as well as the development of smart operating rooms. AI significantly reduces the workload of clinicians, improves operational efficiency, and facilitates precise and personalized treatment for patients with gastrointestinal diseases. However, the lack of standardized and systematic AI models, along with associated ethical risks, remains challenges that require further resolution.

[Keywords] artificial intelligence, gastrointestinal surgery, precision medicine, smart operating rooms

随着人工智能 (artificial intelligence, AI) 的发展, 医疗健康领域正迎来一场前所未有的巨大变革。在胃肠外科手术中, 微创技术不断进步, 临床医师的关注点已逐渐从手术技术创新转向围手术期的全流程管理, 包括术前的早期诊断、个体化评估、辅助诊疗决策, 术中的手术方案指导、精细化手术辅助, 术后的综合治疗协助、预后评估, 以及智能化手术室的建设和。AI的智能化、自动化特性能够高效、系统地实现上述临床需求, 为患者提供更为便捷、舒适和高效的个性化服务, 实现医疗服务的降本增效。

1 基于AI精准诊断的治疗决策

高效制定个体化的治疗决策依赖于AI辅助下对患者疾病状态的精准诊断。目前AI已融入到胃肠道疾病的内镜诊断、影像学诊断及病理学诊断等多个维度, 并可以辅助临床治疗决策。

1.1 内镜诊断

消化内镜是胃肠道疾病诊断的重要手段, 它不仅可以直接发现病变, 还可以通过活检进行病理学诊

断。内镜检查的准确性会受到胃肠道准备状况、内镜医师经验等因素的影响。计算机辅助检测 (computer-aided detection, CAdE) 和计算机辅助诊断 (computer-aided diagnosis, CAdX) 技术可以借助AI的优势解决上述问题。CAdE技术旨在比较病变组织与周围正常组织图像之间的差异,从而帮助内镜医师识别病变部位。在意大利开发的一个CAdE系统中,CAdE组的息肉检出率显著高于非CAdE组 (54.8% vs. 40.4%, $P < 0.001$),尤其是在 ≤ 5 mm的息肉检出率上,优势更为明显 (33.7% vs. 26.5%, $P = 0.038$)^[1]。CAdX技术用于辅助内镜医师进行胃肠道病变的定性诊断,辅助临床治疗决策,特别是在符合早期胃肠道肿瘤内镜治疗或外科治疗指征的决策方面。Kudo等^[2]开发的CAdX系统——EndoBRAIN的定性诊断准确率显著高于由30名内镜医师组成的对照组 (98.0% vs. 93.3%, $P < 0.001$)。此外,AI也可用于内镜下识别癌前病变^[3]、预测肿瘤分化程度^[4]以及预测幽门螺杆菌感染状态^[5]等。

1.2 影像学诊断

随着计算机技术与医学影像的深度融合、发展,Lambin等^[6]于2012年提出了“影像组学”的概念。其是指在获取大量标准化、高质量的医学图像数据(如CT、MR等)后,通过专业图像分割软件对靶区(如肿瘤、器官)进行精准勾勒、分割,再使用AI(如机器学习、深度学习算法)从图像中提取大量高通量的定量特征(包括强度特征、形态学特征和纹理特征),最终构建用于疾病分类、预后预测或疗效评估的模型。基于影像组学的AI模型已展现出在临床应用的潜力。基于患者术前CT或MR图像建立的AI图像诊断模型可以预测淋巴结转移^[7]、肿瘤浸润深度^[8]、环周切缘^[9]、壁外血管侵犯^[10]、远处转移^[11-12]等肿瘤学特征,为肿瘤分期和治疗方案的制定提供依据。胃肠道肿瘤的腹膜转移因病灶微小、影像学表现隐匿,一直是临床诊断的难点。我国学者利用AI建立了基于ResNet-3D算法的腹膜转移预测模型,该模型判读增强CT下是否存在腹膜转移的曲线下面积 (area under curve, AUC) 为0.92,优于高年资影像科医师 (AUC为0.791)及低年资影像科医师 (AUC为0.780)^[13]。上述预测模型不仅在预测结果方面与影像科医师相当甚至更胜一筹,而且判读图像所需的时间也明显短于人工判读。这极大地减轻了影像科医师的工作量,缩短了患者从发现疾病到诊断、治疗的时间,进而提高了临床工作效率,使患者能够尽早接受精准有效的治疗。

1.3 病理学诊断

AI在病理学诊断上的应用已经趋于成熟。Yu等^[14]采用半监督深度学习方法,基于结直肠癌病理全切片图像 (whole slide images, WSI) 开发了AI诊断模型。该方法利用少量标注数据与大量未标注图像联合训练,在测试中实现了切片诊断性能的曲线下面积AUC为 (0.980±0.014) 及患者诊断性能的AUC为 (0.974±0.013),其诊断敏感性达到资深病理学专家水平 (平均AUC为0.969)。临床上,经内镜切除术后病理确诊为累及黏膜下层的胃肠道恶性肿瘤患者,仍存在约10%的淋巴结转移风险^[15]。如何准确识别此类高风险患者,并为其适时追加必要的外科手术干预,在避免过度治疗的同时避免漏诊,是当前精准外科治疗背景下的一个热点问题。有学者通过直肠癌患者的原发肿瘤组织图像构建了淋巴结转移的预测模型,但其预测效能尚不能满足临床需求,未来仍有待AI的进一步发展革新来提高此类模型的准确性和可靠性^[16]。在胃肠道肿瘤的综合治疗领域,靶向治疗与免疫治疗已成为至关重要的组成部分,并代表了该领域新的治疗突破方向。然而,如何精确识别出上述治疗的获益人群,一直是精准医疗实践中面临的核心挑战与痛点问题。为应对这一挑战,目前已有学者报道了基于患者的病理学图像信息预测患者的分子病理学特点的AI模型,如微卫星状态^[17]、肿瘤突变负荷状态^[18]、肿瘤微环境中免疫细胞的分布特征^[19]以及胃癌患者人类表皮生长因子受体 (human epidermal growth factor receptor-2, HER-2) 的表达状态^[20]等。尽管这些基于病理图像的AI预测模型,其当前的预测准确度和稳健性尚未达到可直接应用于日常临床决策的理想水平,但它们无疑为临床实践中筛选特定治疗方式的适宜人群、进而精准制定个体化诊疗策略提供了极具价值的全新思路和研究范式。因此,这一研究方向具有广阔的应用前景,是未来AI技术在医学领域,特别是在肿瘤精准诊疗中深化发展的重要方向之一。

1.4 辅助临床决策

胃肠道的综合治疗模式需要相关临床科室共同参与并决策。因此,通常建议由多学科联合会诊 (multidisciplinary team, MDT) 团队来为患者做出治疗决策。然而,MDT的开展需要占用大量的医疗资源,部分基层医疗中心尚不具备开展MDT的条件。Watson for Oncology (WFO) 系统是一款用于辅助制定肿瘤治疗决策的AI系统。为评估该系统在肿瘤治疗中的临床价值,笔者所在中心于2017年至2018年开展了一项对比研究,纳入250例结直肠癌患者,分别由

WFO系统和MDT团队独立制定治疗决策。结果显示，两组决策的总体一致性为91%。其中，按临床分期分类，Ⅱ、Ⅲ和Ⅳ期亚组的一致性分别为83%、94%和88%；按治疗策略分类，新辅助、手术、辅助、一线治疗和二线治疗亚组的一致性分别为97%、93%、89%、87%和100%。该研究初步证实WFO系统决策准确性已接近专业MDT团队水平，可以有效地辅助临床医师制定胃肠道肿瘤患者的个体化治疗方案。

2 基于AI的精细化手术及综合治疗

2.1 辅助手术治疗

目前AI在手术中的应用尚处于探索阶段。除前文提到的辅助内镜诊断及治疗决策外，AI在内镜治疗的过程中也可起到辅助作用。An等^[21]构建的AI模型ENDOANGEL，可以辅助确定内镜黏膜下剥离术（endoscopic submucosal dissection, ESD）中病灶的切缘。该模型预测的切缘与术后病理确定的肿瘤边界的最小距离可达 (3.44 ± 1.45) mm，显示出较高的精度。当前，AI在胃肠道手术中的主要应用方向是识别手术区域的具体结构，如血管^[22]、脏器^[23-24]及手术器械^[25]等。此外，也有学者尝试利用AI理解并识别更为复杂、抽象的手术步骤。Igaki等^[26]利用32例腹腔镜直肠癌根治术的手术视频作为训练集构建AI模型，用以判断手术层面的选择是否正确。日本学者开发出了用于识别腹腔镜胃癌根治术的不同手术阶段的AI模型，识别精确度达到0.88^[27]。上述AI模型还可应用于胃肠外科手术的技术培训和质量控制。它对初学者而言具有一定的指导意义，能够减少术中出血、避免进入错误的解剖层面。但由于胃肠道手术的复杂性、手术过程的不确定性以及患者的个体差异，可以实时、准确指导手术操作的AI手术导航系统仍是未来有待实现的技术突破。

2.2 指导制定个性化手术方案

AI也可应用于预测手术难度和辅助制定手术方案。男性、骨盆狭小、系膜肥厚、肿瘤巨大等“困难骨盆”解剖特点是增加直肠癌手术难度的主要原因^[28]。笔者团队基于260例直肠癌患者的术前临床资料和直肠MR图像构建了一个预测骨盆解剖困难程度的影像—临床综合AI模型。该综合模型诊断准确率为94.1%，阳性预测值为87.5%，AUC为0.88^[29]。采用AI方法建立的综合预测模型能够将骨盆作为一个整体来识别，充分整合了骨盆、肿瘤、直肠这三个维度，避免了孤立测量参数带来的局限性，并利用AI自动

化、智能化的特点减少了人工测量的人力和时间成本。该模型为当前低位直肠癌热点技术——taTME的“困难骨盆”这一较为笼统化、概念化的手术指征，提供了一个临床上可操作、量化的依据。胰瘘是胃癌术后常见且严重的并发症之一。胰腺上缘的淋巴结清扫一直是胃癌根治术的技术难点。胰腺上缘及胰腺周围复杂的血管、淋巴结解剖结构是造成淋巴结清扫过程中胰腺损伤的解剖学基础。然而，这些解剖学特点难以通过单一的解剖学参数全面反映出来。鉴于此，笔者所在中心正致力于探索一种基于胰腺上缘解剖的AI图像识别技术，旨在建立腹腔镜胃癌根治术后胰瘘风险预警模型，核心目标是为临床提供一种能够准确预测腹腔镜胃癌术后胰瘘发生风险的有效工具，从而帮助外科医师采取合适的手术策略，降低胰瘘发生率，减轻胰瘘对患者术后恢复及长期预后的不良影响。

2.3 预测新辅助治疗反应

随着新辅助治疗的推广，器官功能保留理念也在不断得到强化。特别是对于达到完全缓解（complete response, CR）的直肠癌患者，采取“等待观察（wait and watch, W&W）”策略这一做法受到了学术界的持续关注。目前AI在新辅助治疗领域的应用主要体现在两个方面：一方面是预测患者对新辅助治疗的反应（即筛选潜在获益人群）；另一方面是辅助判断接受新辅助治疗后达到CR状态的人群。Gao等^[30]利用胃癌患者的术前CT图像和病理切片图像构建了新辅助化疗疗效的预测模型；Hu等^[31]结合患者的临床信息及术前CT图像构建了新辅助化疗疗效的预测模型，这两个模型在外部验证集的AUC均在0.8以上，展现了良好的预测效能。这提示，AI可以通过系统整合患者的临床特征、影像学特征及病理学特征构建多模态AI预测模型，精准预测新辅助化疗的疗效。Haak等^[32]利用226例直肠癌患者新辅助治疗后的肠镜检查图像，并采用多种算法来构建预测模型。其中，EfficientNet-B2模型的预测效能最佳，其AUC为0.76。Jin等^[33]利用直肠癌患者新辅助治疗后的MR图像进行训练，并结合血清肿瘤标志物构建了一个用于预测患者在新辅助治疗后是否达到CR的AI模型，该综合模型的准确度为97%。上述模型可以帮助临床医师识别可能在新辅助治疗后达到CR的人群，为实施W&W策略提供了关键依据。

2.4 预测相关治疗获益及预后

除手术与新辅助治疗外，辅助化疗、靶向治疗及

免疫治疗也是胃肠道肿瘤治疗的重要组成部分。如何精准识别相关治疗的潜在获益人群,是实现胃肠道肿瘤个体化、精准化治疗的关键。AI通过整合多维度临床数据,在治疗获益预测、药物研发及预后评估展现出重要潜力。在辅助化疗方面, Jiang等^[34]利用患者的CT图像开发了可以准确预测肿瘤微环境的深度学习影像组学预测模型,用于预测Ⅱ期和Ⅲ期胃癌患者对术后化疗的敏感性。Li等^[35]利用患者的临床信息通过AI构建风险分层模型,将胃癌患者分为高、中、低三个风险级别,其中高风险患者从辅助化疗中获益更多。在靶向治疗方面,有学者基于患者的临床特征、影像学特征或病理学特征分别开发出针对HER-2^[20]、PI13K^[36]等靶点的预测模型,可有效筛选潜在获益患者。在免疫治疗方面, AI模型能够通过分析肿瘤微环境特征【如程序性死亡配体1 (programmed death ligand 1, PD-L1) 表达^[37]、微卫星状态^[38]】,预测患者对免疫检查点抑制剂的反应,为免疫治疗的个体化应用奠定基础。此外, AI在药物研发中亦发挥独特作用,例如通过预测药物与靶点的相互作用^[39],加速胃肠道肿瘤新型靶向药物的发现与优化。利用患者的临床特征、影像学特征及病理学特征等临床信息还可以构建预测胃肠道肿瘤患者预后的AI模型。Bibault等^[40]综合肿瘤影像学特征、治疗方式和生活状态等因素开发的直肠癌患者生存预测模型展现出良好性能($AUC=0.84$, 准确度=0.83)。Feng等^[41]开发了基于CT图像的深度特征融合模型,用于预测胃癌患者术后的复发风险。该模型在内部验证集($AUC=0.831$)和外部验证集($AUC=0.859$)中均表现出高判别力。上述预测模型为肿瘤患者预后及复发风险预测提供了客观依据,但其核心仍依赖传统临床指标与影像学特征的整合,尚未突破现有预后评估框架(如TNM分期),因此难以从根本上改变现有的胃肠道肿瘤诊疗模式。未来需结合多组学数据(如基因组、转录组)与创新算法,进一步挖掘潜在预后标志物,建立更为深入的机制驱动型预后模型。

3 基于AI的智能化手术室

目前不少大型医疗中心正结合现有的信息化建设成果,尝试进一步建成微创胃肠外科智能手术室,建立专科智慧诊疗教研一体化平台。

3.1 智能化手术管理

传统手术室管理模式主要依赖人工进行数据录入和仪器耗材分配,这不仅增加了手术室工作人员的工作量、降低了工作效率,也使得数据的真实性、完整性及准确性难以得到保证^[42]。随着信息化技术及AI的发展,手术患者的交接、压力性损伤风险评估、病理标本的管理、手术耗材及仪器的管理、手术室人力资源的分配以及手术间的调度都可以在信息化系统及AI的辅助下高效运作^[43]。此外,在物联网技术下应用AI物流机器人系统,可以自动完成手术室耗材的入库、登记、配送和回收工作,既可以减轻手术室人员的工作量,又可提高手术的运转效率^[44]。在患者安全保障方面,有学者通过AI优化麻醉检测报警系统,有效地识别出了心电图、血压等监测信号中的干扰性误报,提高了监测仪器的精准性,避免医务人员对误报产生的“警报脱敏”现象,进一步保证了手术过程中患者的安全^[45]。此外,通过整合AI识别系统,手术室能够根据不同主刀医师的偏好习惯,智能化地设置个性化的手术室环境氛围(如灯光、温度)和配备个体化术器械,既提高了术前器械准备的效率,又体现手术室管理中的人文关怀。

目前胃肠外科手术以微创手术为主。与传统手术相比,微创手术的手术方式更为多样,手术过程中常需要联合使用多种设备,如内窥镜、显微镜、术中超声和手术机器人等。这需要实现设备层面的一体化,以实现对手术室环境、音视频系统、医疗设备的一站式集中管理;同时,还需要通过AI实现各设备之间的高效信息共享,实现手术画面无损切换。腔镜、内窥镜、超声、手术机器人等设备的无缝对接,为双镜联合、多镜联合等复杂术式提供智能辅助,使手术操作更加流畅高效。此外,借助AI可以实现更高维度的患者信息整合,依托智能化手术平台,医务人员可以便捷地调阅患者完整的病史及影像资料,实现信息的互联互通,达到术前一术中一术后全病程精准诊疗的目的。随着AI技术的持续演进,智能化手术平台将进一步融合手术实时影像与患者的多模态数据(如化验结果、影像学资料、生命体征等),进行全方位的围手术期风险评估。智能化手术平台将基于实时数据分析,主动识别潜在的并发症高危因素,并及时发出预警信号,辅助医务人员提前采取干预措施。此功能将大幅提升患者安全性,有效降低手术相关并发症的发生风险。

3.2 智能化手术平台

3.3 智能化远程互联与教学、科研平台

3.3 智能化远程互联与教学、科研平台

多模式远程互联与教学、科研平台也是智能化手术室的重要目标。手术影像作为直观展现手术技术、

评估手术效果及进行学术交流的关键媒介，是微创外科临床资料库的重要组成部分，也是临床教学与科研的基础和数据来源。智能化的手术影像监控和管理系统将影像数据提供有效、可持续的管理助力。智能手术影像系统支持术中影像的实时监控与存储，并支持一键智能高清多通道音视频实时传输，无缝连接手术教学、远程会诊与学术交流，有效打破了地域限制。将智能手术室建设成微创外科线下数字化融合与线上学术交流的核心，不仅可以满足日常教学、专科规培和继续教育的多层次教学需求，还可以有力推动优质医疗技术向医联体/医共体基层医院下沉。此外，通过多模态数据存储管理、多维度数据组合筛选及图像数据的自动化标注等，该平台可以实现微创外科临床资料的全维度科研管理，协助验证科研选题样本量的合理性和数据质量，助力选题立意，管理从患者纳入与排除、数据采集、随访管理到统计分析的全科研流程。同时，该平台还可满足回顾性、前瞻性、双向性等多种研究类型，为高质量临床研究的开展保驾护航。

4 总结与展望

AI在胃肠外科领域展现出巨大的临床价值与广阔

的应用前景。AI其已逐渐融入到胃肠外科从术前的早期诊断、个体化评估、辅助诊疗决策，到术中的手术方案指导、精细化手术辅助，再到术后的综合治疗协助、预后评估，以及智能化手术室建设等。AI有望在未来胃肠外科综合治疗的全程管理体系中发挥更为重要的作用，帮助临床医师走出“信息茧房”，减轻工作负担，提高诊疗效率。然而，目前仍缺乏标准化、系统化并可推广的成熟AI模型。AI的内部决策过程复杂且不透明（即“黑箱”特性），一方面影响了不同医疗中心模型构建的一致性，另一方面也增加了临床医师对于AI模型实际应用的疑虑。开发和验证可实际应用于临床实践的AI模型仍需要高质量、多中心、前瞻性研究数据的支持。需要明确的是，AI模型仅是辅助临床医师诊疗决策的工具，其结果仅供决策参考，其具体实际应用应受到临床医师的复核和监督。此外，模型应用过程中涉及的患者数据隐私和伦理安全问题，也必须得到高度重视。相信随着AI与胃肠外科诊疗技术的共同进步，AI必将推动胃肠外科诊疗模式向智能化、高效化方向发展，使得更多的患者得益于AI驱动的精准化和个体化医疗。

利益冲突声明 全体作者均声明不存在与本文相关的利益冲突。

参考文献

- [1] REPICI A, BADALAMENTI M, MASELLI R, et al. Efficacy of real-time computer-aided detection of colorectal neoplasia in a randomized trial[J]. *Gastroenterology*, 2020, 159(2): 512-520. e7.
- [2] KUDO S E, MISAWA M, MORI Y, et al. Artificial intelligence-assisted system improves endoscopic identification of colorectal neoplasms[J]. *Clinical gastroenterology and hepatology: the official clinical practice journal of the American Gastroenterological Association*, 2020, 18(8): 1874-1881. e2.
- [3] ZHANG X, HU W L, CHEN F, et al. Gastric precancerous diseases classification using CNN with a concise model[J]. *PLoS One*, 2017, 12(9): e0185508.
- [4] LING T S, WU L L, FU Y W, et al. A deep learning-based system for identifying differentiation status and delineating the margins of early gastric cancer in magnifying narrow-band imaging endoscopy[J]. *Endoscopy*, 2021, 53(5): 469-477.
- [5] SEO J Y, HONG H, RYU W S, et al. Development and validation of a convolutional neural network model for diagnosing *Helicobacter pylori* infections with endoscopic images: a multicenter study[J]. *Gastrointestinal endoscopy*, 2023, 97(5): 880-888. e2.
- [6] LAMBIN P, RIOS-VELAZQUEZ E, LEIJENAAR R, et al. Radiomics: extracting more information from medical images using advanced feature analysis[J]. *European journal of cancer*, 2012, 48(4): 441-446.
- [7] LU Y, YU Q Y, GAO Y X, et al. Identification of metastatic lymph nodes in MR imaging with faster region-based convolutional neural networks[J]. *Cancer research*, 2018, 78(17): 5135-5143.
- [8] TANABE M, TANABE M, ONODA H, et al. Ultra-high resolution computed tomography with deep-learning-reconstruction: diagnostic ability in the assessment of gastric cancer and the depth of invasion[J]. *Abdominal radiology (New York)*, 2024, 49(12): 4209-4215.
- [9] WANG D S, XU J H, ZHANG Z D, et al. Evaluation of rectal cancer circumferential resection margin using faster region-based convolutional neural network in high-resolution magnetic resonance images[J]. *Diseases of the colon and rectum*, 2020, 63(2): 143-151.
- [10] SHU Z Y, MAO D W, SONG Q W, et al. Multiparameter MRI-based radiomics for preoperative prediction of extramural venous invasion in rectal cancer[J]. *European radiology*, 2022, 32(2): 1002-1013.
- [11] LI Y, ERESEN A, SHANGGUAN J, et al. Establishment of a new non-invasive imaging prediction model for liver metastasis in colon cancer[J]. *American journal of cancer research*, 2019, 9(11): 2482-2492.
- [12] WU A H, LUO L H, ZENG Q W, et al. Comparative assessment of the capability of machine learning-based radiomic models for predicting omental metastasis in locally ad-

- vanced gastric cancer[J]. *Scientific reports*, 2024, 14(1): 16208.
- [13] YUAN Z X, XU T Y, CAI J, et al. Development and validation of an image-based deep learning algorithm for detection of synchronous peritoneal carcinomatosis in colorectal cancer[J]. *Annals of surgery*, 2022, 275(4): e645-e651.
- [14] YU G, SUN K, XU C, et al. Accurate recognition of colorectal cancer with semi-supervised deep learning on pathological images[J]. *Nature communications*, 2021, 12(1): 6311.
- [15] 周欣毅, 丁克峰, 李军. 早期结直肠癌的淋巴结转移风险评估体系的现状及研究进展[J]. *中华胃肠外科杂志*, 2023, 26(5): 492-498.
- [16] KIEHL L, KUNTZ S, HÖHN J, et al. Deep learning can predict lymph node status directly from histology in colorectal cancer[J]. *European journal of cancer*, 2021, 157: 464-473.
- [17] CAO R, YANG F, MA S C, et al. Development and interpretation of a pathomics-based model for the prediction of microsatellite instability in colorectal cancer[J]. *Theranostics*, 2020, 10(24): 11080-11091.
- [18] SHIMADA Y, OKUDA S, WATANABE Y, et al. Histopathological characteristics and artificial intelligence for predicting tumor mutational burden-high colorectal cancer[J]. *Journal of gastroenterology*, 2021, 56(6): 547-559.
- [19] VÄYRYNEN J P, LAU M C, HARUKI K, et al. Prognostic significance of immune cell populations identified by machine learning in colorectal cancer using routine hematoxylin and eosin-stained sections[J]. *Clinical cancer research: an official journal of the American Association for Cancer Research*, 2020, 26(16): 4326-4338.
- [20] WU Z D, WANG T, LAN J L, et al. Deep learning-based prediction of HER2 status and trastuzumab treatment efficacy of gastric adenocarcinoma based on morphological features[J]. *Journal of translational medicine*, 2025, 23(1): 13.
- [21] AN P, YANG D M, WANG J, et al. A deep learning method for delineating early gastric cancer resection margin under chromoendoscopy and white light endoscopy[J]. *Gastric cancer: official journal of the International Gastric Cancer Association and the Japanese Gastric Cancer Association*. 2020, 23(5): 884-892.
- [22] CHEN G J, XIE Y Q, YANG B, et al. Artificial intelligence model for perigastric blood vessel recognition during laparoscopic radical gastrectomy with D2 lymphadenectomy in locally advanced gastric cancer[J]. *BJS Open*, 2024, 9(1): zrae158.
- [23] NAKAMURA T, KURAHASHI Y, ISHIDA Y, et al. The potential of AI-assisted gastrectomy with dual highlighting of pancreas and connective tissue[J]. *Surgical oncology*, 2025, 58: 102171.
- [24] KITAGUCHI D, TAKESHITA N, MATSUZAKI H, et al. Computer-assisted real-time automatic prostate segmentation during TaTME: a single-center feasibility study[J]. *Surgical endoscopy*, 2021, 35(6): 2493-2499.
- [25] YAMAZAKI Y, KANAJI S, KUDO T, et al. Quantitative comparison of surgical device usage in laparoscopic gastrectomy between surgeons' skill levels: an automated analysis using a neural network[J]. *Journal of gastrointestinal surgery: official journal of the Society for Surgery of the Alimentary Tract*, 2022, 26(5): 1006-1014.
- [26] IGAKI T, KITAGUCHI D, KOJIMA S, et al. Artificial intelligence-based total mesorectal excision plane navigation in laparoscopic colorectal surgery[J]. *Diseases of the colon and rectum*, 2022, 65(5): e329-e333.
- [27] YOSHIDA M, KITAGUCHI D, TAKESHITA N, et al. Surgical step recognition in laparoscopic distal gastrectomy using artificial intelligence: a proof-of-concept study[J]. *Langenbeck's archives of surgery*, 2024, 409(1): 213.
- [28] 付占威, 马君俊, 郑民华. 盆腔解剖学特点对直肠癌手术及术后吻合口漏发生的影响[J]. *外科理论与实践*, 2022, 27(3): 261-265.
- [29] CAI Z H, ZHANG Q, FU Z W, et al. Magnetic resonance imaging-based deep learning model to predict multiple firings in double-stapled colorectal anastomosis[J]. *World journal of gastroenterology*, 2023, 29(3): 536-548.
- [30] GAO P, XIAO Q, TAN H, et al. Interpretable multi-modal artificial intelligence model for predicting gastric cancer response to neoadjuvant chemotherapy[J]. *Cell reports. Medicine*, 2024, 5(12): 101848.
- [31] HU C, CHEN W J, LI F, et al. Deep learning radio-clinical signatures for predicting neoadjuvant chemotherapy response and prognosis from pretreatment CT images of locally advanced gastric cancer patients[J]. *International journal of surgery*, 2023, 109(7): 1980-1992.
- [32] HAAK H E, GAO X, MAAS M, et al. The use of deep learning on endoscopic images to assess the response of rectal cancer after chemoradiation[J]. *Surgical endoscopy*, 2022, 36(5): 3592-3600.
- [33] JIN C, YU H, KE J, et al. Predicting treatment response from longitudinal images using multi-task deep learning[J]. *Nature communications*, 2021, 12(1): 1851.
- [34] JIANG Y M, ZHOU K N, SUN Z P, et al. Non-invasive tumor microenvironment evaluation and treatment response prediction in gastric cancer using deep learning radiomics[J]. *Cell reports. Medicine*, 2023, 4(8): 101146.
- [35] LI X J, ZHAI Z Y, DING W F, et al. An artificial intelligence model to predict survival and chemotherapy benefits for gastric cancer patients after gastrectomy development and validation in international multicenter cohorts[J]. *International journal of surgery*, 2022, 105: 106889.
- [36] YUAN F, LI T, XU X J, et al. Identification of novel PI3K α inhibitor against gastric cancer: QSAR-, molecular docking-, and molecular dynamics simulation-based analysis[J]. *Applied biochemistry and biotechnology*, 2024, 196(10): 7233-7246.
- [37] XIE W T, JIANG Z N, ZHOU X M, et al. Quantitative radiological features and deep learning for the non-invasive evaluation of programmed death ligand 1 expression levels in gastric cancer patients: a digital biopsy study[J]. *Academic radiology*, 2023, 30(7): 1317-1328.
- [38] HINATA M, USHIKU T. Detecting immunotherapy-sensitive subtype in gastric cancer using histologic image-based deep learning[J]. *Scientific reports*, 2021, 11(1): 22636.
- [39] YEH S J, CHEN B S. Systems medicine design based on systems biology approaches and deep neural network for gastric cancer[J]. *IEEE/ACM transactions on computational biology and bioinformatics*, 2022, 19(5): 3019-3031.
- [40] BIBAULT J E, CHANG D T, XING L. Development and vali-

- dation of a model to predict survival in colorectal cancer using a gradient-boosted machine[J]. *Gut*, 2021, 70(5): 884-889.
- [41] FENG B, SHI J F, HUANG L B, et al. Robustly federated learning model for identifying high-risk patients with post-operative gastric cancer recurrence[J]. *Nature communications*, 2024, 15(1): 742.
- [42] 焦玉娟. 基于多信息系统协作网络的手术室管理[J]. *中国保健营养*, 2020, 30(22): 372.
- [43] 孔珊珊, 申海艳, 伍沛, 等. 信息化技术在手术室管理中的应用进展[J]. *护理学杂志*, 2019, 34(4): 106-110.
- [44] 高兴莲, 苏法安, 谭小珏, 等. 物流机器人在手术室高值耗材配送管理中的应用及效果评价[J]. *中华护理杂志*, 2017, 52(9): 1052-1054.
- [45] BORGES G, BRUSAMARELLO V. Sensor fusion methods for reducing false alarms in heart rate monitoring[J]. *Journal of clinical monitoring and computing*, 2016, 30(6): 859-867.

[收稿日期: 2025-06-16]

(责任编辑: 朱慧芳)