



[DOI] 10.3969/j.issn.1001-9057.2026.04.002

http://www.lcnkzz.com/CN/10.3969/j.issn.1001-9057.2026.04.002

· 综述与讲座 ·

# 消化内镜人工智能质量控制全国性实践的真实世界挑战与应对策略

庞素雅 梅亦青 蔺蓉

**[摘要]** 消化内镜人工智能(AI)质量控制提升诊疗同质化水平方面展现出重要潜力,但其从实验室研究走向全国性临床实践仍面临多重真实世界挑战。本文系统梳理了AI技术在消化内镜质量控制各环节的应用进展,在此基础上,深入分析了当前真实世界应用中面临的主要瓶颈,包括技术适应性差异、人机协同矛盾、数据异构性导致的泛化困难,以及数据隐私与责任界定等制度性障碍。针对上述挑战,从算法优化、人机协同机制、数据标准化与跨机构协作、治理框架构建等层面提出了系统性的应对策略,以期推动消化内镜AI质控的高质量发展。

**[关键词]** 消化内镜; 人工智能; 质量控制; 真实世界研究

**[中图分类号]** R57 **[文献标识码]** A

基金项目:“十四五”重点研发计划(2023YFC2307001);国家自然科学基金(U25A20141);湖北省自然科学基金(2022CFA009)

作者单位:430022 武汉,华中科技大学同济医学院附属协和医院消化内科

通信作者:蔺蓉, E-mail:linrong@hust.edu.cn

- [41] Esposito G, Dilaghi E, Costa-Santos C, et al. Correction: The Gastroscopy RATE of Cleanliness Evaluation (GRACE) Scale: an international reliability and validation study[J]. Endoscopy, 2025, 57(4): C2.
- [42] Zhou J, Wu L, Wan X, et al. A novel artificial intelligence system for the assessment of bowel preparation (with video) [J]. Gastrointest Endosc, 2020, 91(2): 428-435. e2.
- [43] Zhou W, Yao L, Wu H, et al. Multi-step validation of a deep learning-based system for the quantification of bowel preparation: a prospective, observational study[J]. Lancet Digit Health, 2021, 3(11): e697-e706.
- [44] Li J, Huang L, Luo C, et al. Colorectal mucosal exposure area assessment using artificial intelligence: a multicenter prospective observational study [J]. Endoscopy, 2026, 58(3): 275-283.
- [45] Bisschops R, Areia M, Coron E, et al. Performance measures for upper gastrointestinal endoscopy: a European Society of Gastrointestinal Endoscopy (ESGE) Quality Improvement Initiative [J]. Endoscopy, 2016, 48(9): 843-864.
- [46] Kaminski MF, Thomas-Gibson S, Bugajski M, et al. Performance measures for lower gastrointestinal endoscopy: a European Society of Gastrointestinal Endoscopy (ESGE) quality improvement initiative [J]. United European Gastroenterol J, 2017, 5(3): 309-334.
- [47] Barbeta A, Faraz S, Shah P, et al. Quality of Endoscopy Reports for Esophageal Cancer Patients: Where Do We Stand? [J]. J Gastrointest Surg, 2018, 22(5): 778-784.
- [48] Adams LC, Truhn D, Busch F, et al. Leveraging GPT-4 for Post Hoc Transformation of Free-text Radiology Reports into Structured Reporting: A Multilingual Feasibility Study [J]. Radiology, 2023, 307(4): e230725.
- [49] Hasani AM, Singh S, Zahergivar A, et al. Evaluating the performance of Generative Pre-trained Transformer-4 (GPT-4) in standardizing radiology reports [J]. Eur Radiol, 2024, 34(6): 3566-3574.
- [50] Bhayana R, Nanda B, Dehkharghanian T, et al. Large Language Models for Automated Synoptic Reports and Resectability Categorization in Pancreatic Cancer [J]. Radiology, 2024, 311(3): e233117.
- [51] Massimi D, Stefano LD, Rizkala T, et al. Large Language Model-Driven Analysis and Report Generation of Endoscopy Videos-A Pilot Study [J]. Dig Endosc, 2026, 38(3): e70134.
- [52] Zhang L, Lu Z, Yao L, et al. Effect of a deep learning-based automatic upper GI endoscopic reporting system: a randomized crossover study (with video) [J]. Gastrointest Endosc, 2023, 98(2): 181-190. e10.
- [53] You H, Tao X, Dong Z, et al. Artificial intelligence assistance narrows the experience gap in endoscopic reporting of gastric lesions: a prospective clinical trial [J]. Surg Endosc, 2026, 40(2): 1651-1660.
- [54] Gupta S, Lieberman D, Anderson JC, et al. Recommendations for Follow-Up After Colonoscopy and Polypectomy: A Consensus Update by the US Multi-Society Task Force on Colorectal Cancer [J]. Gastrointest Endosc, 2020, 91(3): 463-485. e5.
- [55] Hassan C, Antonelli G, Dumonceau JM, et al. Post-polypectomy colonoscopy surveillance: European Society of Gastrointestinal Endoscopy (ESGE) Guideline-Update 2020 [J]. Endoscopy, 2020, 52(8): 687-700.
- [56] Pimentel-Nunes P, Libânio D, Marcos-Pinto R, et al. Management of epithelial precancerous conditions and lesions in the stomach (MAPS II): European Society of Gastrointestinal Endoscopy (ESGE), European Helicobacter and Microbiota Study Group (EHMSG), European Society of Pathology (ESP), and Sociedade Portuguesa de Endoscopia Digestiva (SPED) guideline update 2019 [J]. Endoscopy, 2019, 51(4): 365-388.
- [57] Djinbachian R, Dubé AJ, Durand M, et al. Adherence to post-polypectomy surveillance guidelines: a systematic review and meta-analysis [J]. Endoscopy, 2019, 51(7): 673-683.
- [58] Peterson E, May FP, Kachikian O, et al. Automated identification and assignment of colonoscopy surveillance recommendations for individuals with colorectal polyps [J]. Gastrointest Endosc, 2021, 94(5): 978-987.
- [59] Li J, Hu S, Shi C, et al. A deep learning and natural language processing-based system for automatic identification and surveillance of high-risk patients undergoing upper endoscopy: A multicenter study [J]. Eclinicalmedicine, 2022, 53: 101704.
- [60] 工业和信息化部, 国家标准化管理委员会. 国家智能制造标准体系建设指南(2024版) [J]. 生态产业科学与磷氟工程, 2025, 40(8): 3-13.

(收稿日期: 2026-04-03)

(本文编辑: 李丹青)

消化内镜作为胃肠道疾病筛查、诊断与治疗的核心手段,其操作质量直接关系到早期病变的检出率与患者预后。近年来,中国消化内镜诊疗量持续增长,2023 年全国平均每家医院年完成 9 432.7 例内镜操作,结肠镜腺瘤检出率从 2019 年的 19.3% 提升至 626.9%,胃肠癌早期诊断比例亦由 2015 年的 11.1% 上升至 23.4%<sup>[1]</sup>。然而,内镜检查质量仍存在显著的操作者依赖性,不同医师对上消化道肿瘤的总体敏感度仅为 82%,特异度为 79%,凸显了标准化质控的迫切需求<sup>[2]</sup>。此外,临床实践中普遍存在工作流程不规范、图像记录不完整、报告撰写耗时等问题,进一步制约了内镜质控水平的整体提升<sup>[3]</sup>。临床实践中,漏诊问题依然突出:常规白光内镜下胃癌病变漏诊率高<sup>[4]</sup>,而腺瘤和息肉的漏诊率亦居高不下。一项 Meta 分析显示,未使用人工智能(AI)辅助时,腺瘤漏诊的合并相对风险显著升高<sup>[5]</sup>。因此,建立客观、可量化、普适性强的质量控制体系,已成为提升消化内镜诊疗同质化水平的关键挑战。

AI 凭借深度学习、计算机视觉与实时反馈机制,在消化内镜质控中展现出变革性潜力。多项研究表明,AI 系统可显著提升病变检出率:一项多中心随机对照试验显示,使用 AI 辅助后,上消化道癌及相关病变检出率从 5.55% 提升至 8.00%<sup>[6]</sup>;另一项单中心随机对照试验证实,AI 辅助将胃癌漏诊率从 27.3% 降至 6.1%<sup>[7]</sup>。Meta 分析进一步证实,AI 辅助结肠镜检查可使腺瘤漏诊率降低 54%,息肉漏诊率降低 57%,且不延长退镜时间<sup>[5]</sup>。除病灶检测外,AI 还能优化操作流程,如自动记录退镜时间与关键图像,其生成的文档在盲肠可视性和息肉切除完整性方面优于人工记录<sup>[8]</sup>。美国胃肠内镜学会已成立 AI 工作组,强调 AI 在临床决策支持、流程优化及数据提取中的战略价值,并指出其可减少人为差异、提升操作标准化水平<sup>[9-10]</sup>。然而,AI 的临床转化仍面临算法可解释性不足、 workflow 整合困难、数据隐私及成本效益等多重障碍<sup>[11-12]</sup>,需要通过系统性框架推动其从技术验证走向真实世界落地。

## 一、AI 技术在消化内镜质量控制中的应用和发展

1. 辅助肠道准备:高质量的肠道准备对于肠道癌前病变的检出十分重要。AI 系统可实现对肠道清洁度的客观智能评估,弥补人工评分的不足。内镜医生采用波士顿肠道准备量表进行人工评估时,可能存在漏诊风险。相比之下,基于波士顿肠道准备量表的 AI 评估系统,能够有效识别因肠道清洁不佳而漏诊较大腺瘤的高风险人群,从而为 AI 引导肠道再清洁以及推

动结肠镜筛查标准化提供了关键证据<sup>[13]</sup>。此外,借助智能手机应用这一智能装备,利用 AI 提供肠道准备指令,并可及时、便捷地指导患者完成饮食限制和泻药服用,显著提升患者的依从性,进而改善肠道准备质量<sup>[14]</sup>。

2. 减轻内镜阅片疲劳:胶囊内镜检查会产生海量影像数据,医师需逐帧甄别病变,耗时冗长且易因视觉疲劳导致漏诊。引入 AI 系统后,可自动筛选可疑图像、标记异常区域并优先排序,显著减少人工阅片负担,缩短胶囊内镜的读取时间,有效缓解检查者的疲劳程度,从而提升诊断效率<sup>[15-16]</sup>。

3. 实时识别解剖标志与规范采集影像:AI 系统可在检查过程中实时分析视频流,自动识别并定位关键解剖标志,从而辅助高质量影像的规范化获取。在胃镜质控中,AI 能自动识别食管、胃、十二指肠的特定解剖位置并评分,有效降低重要区域的影像遗漏率<sup>[17]</sup>。结合深度卷积神经网络(CNN)与长短期记忆模型的内镜质量控制助手在多中心随机对照研究中,显著提升了标准站位完成率和解剖结构完成率<sup>[18]</sup>。在超声内镜领域,针对胆胰系统解剖结构复杂、初学者难以准确识别标准扫描部位的痛点,基于深度 CNN 的 AI 辅助模型展现出卓越的临床应用潜力。该模型通过对胃及十二指肠区域 14 个标准解剖站位的自动识别,在多中心回顾性研究中实现了极高的诊断准确性,其敏感度和特异度在多数解剖部位上均显著优于初学者,并与专家诊断保持高度一致。此外,AI 模型在影像识别的时间效率上具有显著优势,能够作为一种强有力的辅助工具,帮助内镜医师在检查过程中实时定位解剖标志,从而有效规范扫描流程,消除盲区,提升超声内镜检查的质量控制水平<sup>[19]</sup>。

4. 智能记录影像及报告:AI 系统可通过客观分析影像数据自动生成结构化报告,从而提升评估的标准化水平并减轻文档记录负担。例如,在结肠镜检查中,AI 不仅能自动提取关键节点影像,其生成的有效影像覆盖率高达 98%,显著优于人工记录的 88%<sup>[8]</sup>。此外,基于多模态大语言模型构建的内镜自动报告系统 ENDOANGEL-ED 可自动提取并量化多项结构化特征指标(如表面形态、色调、边界等),为内镜医师提供标准化的诊断依据,辅助结构化报告的生成<sup>[20]</sup>。

5. 提升诊疗效能:AI 可以提升消化道病变诊断的准确性与一致性。近年来,AI 辅助诊断系统在消化内镜领域取得了显著突破。基于深度学习的 CNN 在识别胃肠道早期恶性肿瘤、息肉及癌前病变方面已展现出优于常规医师的准确率<sup>[21-23]</sup>。此外,AI 还能有效缩小不同操作者之间的经验差距,提升诊断一致性。一

项多中心研究显示, AI 辅助使非专家内镜医师对巴雷特食管相关肿瘤的敏感性从 69.8% 提升至 78.0%, 特异性从 67.3% 提升至 72.7%<sup>[24]</sup>。

6. 辅助决策和操作: 在内镜治疗过程中, AI 同样可助力诊疗判断及操作实施。在内镜黏膜下剥离术中, 实时 AI 病灶标记系统能可靠、安全地协助术前病灶边缘识别, 帮助初学者精准界定切除范围, 降低误切与出血风险<sup>[25]</sup>。此外, 在第三空间内镜手术中, AI 可实时识别黏膜下血管以获取关键影像, 将其检出率从 56.4% 提升至 72.4%, 检测时间从 6.7 秒缩短至 5.2 秒, 提高手术操作的安全性<sup>[26]</sup>。

## 二、真实世界应用的实践挑战

1. 临床场景的技术适应性差异: 尽管 AI 在消化内镜质控中展现出提升病变检出率与操作一致性的潜力, 其在真实世界临床场景中的技术适应性仍存在显著差异。现有研究表明, AI 系统在不同医疗机构、设备平台及检查流程中的性能表现波动较大, 尤其受内镜设备后处理增强设置的影响显著, 可导致检测敏感性和特异性出现明显差异<sup>[27]</sup>。例如, 在结肠镜或胃镜检查中, AI 对 10 mm 及以下病灶及低级别上皮内瘤变的识别虽优于传统方法<sup>[28]</sup>, 但其效能高度依赖于图像采集条件与系统集成方式。此外, AI 算法多在理想化实验室环境中训练, 难以完全适配复杂多变的真实临床 workflow, 如高负荷的临床操作流程、患者配合度差或肠道准备不佳等情况下的图像质量下降问题<sup>[9]</sup>。因此, 美国胃肠内镜学会 AI 任务组指出, 当前亟需开发更贴合实际临床场景和流程优化的 AI 算法, 以提升其在多样化环境中的稳健性与实用性<sup>[9]</sup>。国际专家通过德尔非法确定的优先研究问题亦强调, 提高 AI 对难检病变的检测能力、降低假阳性率及减少诊断延迟是技术适应性优化的关键方向<sup>[29]</sup>。

2. 操作者依赖性与人机协同矛盾: AI 辅助系统在消化内镜中的效能并非完全独立于操作者, 反而呈现出明显的操作者依赖性。Meta 分析结果显示, 专家级医师在使用 AI 辅助诊断时对上消化道肿瘤的识别敏感度显著更高, 提示使用者经验水平可以影响 AI 系统的临床价值发挥<sup>[2]</sup>。此外, 一项包含 11 项随机对照试验的 Meta 分析结果虽证实 AI 辅助的食管胃十二指肠镜(AI-EGD)在上消化道肿瘤的检出方面优于传统胃镜检查, 但仍强调需进一步评估不同经验水平操作者在真实环境中的表现差异<sup>[28]</sup>。同时, 尽管 AI 可显著提升腺瘤与息肉的检出率<sup>[5]</sup>, 其效果仍与操作评分和检查时间高度相关<sup>[6]</sup>, 表明 AI 无法完全替代规范操作, 而需与高质量内镜技术协同作用。然而, 当前人机

协同机制尚不成熟: 一方面, 低年资医师可能过度依赖 AI 输出, 而部分高年资医师可能因过度依赖自身经验而未能充分利用 AI 提示, 甚至产生警报疲劳<sup>[30]</sup>; 另一方面, AI 系统多聚焦单一任务(如病灶检测), 尚未有效整合检测、定性 with 报告生成等多环节至统一 workflow 中<sup>[29]</sup>。这种割裂导致临床效率提升受限, 并可能引发决策冲突。

3. 数据来源不同带来的困难: 在数据层面, 内镜 AI 模型面临的核心挑战主要体现在图像采集标准不统一、多中心数据异质性显著、设备型号及参数(如光源、白平衡、压缩格式等)差异大, 以及专业标注资源匮乏导致的标注不足。这些因素共同限制了 AI 模型的泛化能力和鲁棒性<sup>[27]</sup>。此外, 现有模型多基于有限规模、单一人群的回顾性数据集训练, 缺乏对种族、地域、疾病谱等变量的充分覆盖, 难以适应多元临床环境<sup>[31]</sup>。标注标准不一及数据隐私壁垒也阻碍了高质量共享数据集的形成<sup>[11]</sup>。美国胃肠内镜学会 AI 任务组指出, 建立标准化的图像数据存储、标注与共享体系是突破数据差异所带来限制的前提<sup>[9]</sup>, 而相关国际共识如诊断性内窥镜人工智能临床前研究质量评估(QUAIDE)指南亦强调数据采集与标注的规范性对临床前研究转化的重要性<sup>[32]</sup>。当前, 数据异质性不仅影响模型性能, 更成为监管审批与临床信任建立的障碍<sup>[11]</sup>。

4. 数据隐私与责任界定争议: 医疗数据是驱动 AI 模型不断优化的根本, 但其高度敏感性使得如何在训练与应用中妥善保护隐私成为一个不可回避的重要议题。AI 在消化内镜质控中的广泛应用, 引发了数据隐私保护与医疗责任两大方面的伦理争议。首先, 内镜图像与电子健康记录包含高度敏感的个人健康信息, 其采集、存储与共享必须符合当地隐私法规及国际标准<sup>[33]</sup>。传统数据共享方式存在隐私泄露风险。有研究指出, 大语言模型已越来越多地融入医学培训环境, 其对学术诚信、学习者依赖性、临床推理及患者数据保密性的影响, 正引发日益显著的担忧<sup>[34]</sup>。其次, 责任界定问题日益突出, 需厘清 AI 辅助诊断与自动生成报告场景下的法律责任, 区分操作者、开发者与医疗机构的义务边界<sup>[35]</sup>。当前缺乏清晰的治理框架来应对因 AI 误判导致的患者伤害风险。此外, 训练数据的人口学多样性不足可能引入算法偏倚, 进一步加剧医疗不公, 因此专家共识呼吁确保数据集涵盖多元种族、性别与年龄群体以提升公平性<sup>[35]</sup>。

## 三、实践挑战的应对策略

1. 算法层面的自适应优化: 针对真实世界临床场

景中 AI 技术适应性差异的问题,可从算法层面进行优化。在实时视频分析场景下,可优先采用 MobileNet、EfficientNet 等轻量化网络结构,并结合三维 CNN、Transformer 等时序建模技术,以提升对动态操作特征的识别能力。对于罕见病变,小样本学习联合数据增强是一种有效的训练样本补充手段。通过智能体与环境的交互,强化学习能够根据实际反馈动态调整模型参数,从而适应不同临床操作情境下的决策需求。此外,为突破当前 AI 系统因训练数据多样性不足导致的泛化瓶颈,亟需开发具备自适应学习能力的算法架构,通过持续学习机制在部署后不断吸收新样本并优化预测性能。已有研究表明,采用主动学习策略可有效筛选高价值样本用于模型再训练,从而减少标注成本并提升模型准确性<sup>[36]</sup>。

2. 人机协同操作模式的创新设计:尽管 AI 在病灶检测与质量指标监控方面展现出显著潜力,但其临床价值的充分释放依赖于高效的人机协同机制。操作者不仅是 AI 输出的接收者,更是模型迭代优化的积极参与者。例如,交互式学习模型基于交互式学习和多通道注意力机制的弱监督学习框架(IL-MCAM)通过将误分类图像自动纳入再训练流程,在结直肠癌组织病理图像分类任务中实现了高达 99.77% 的准确率,验证了人机反馈闭环对模型性能的正向促进作用<sup>[37]</sup>。此外,柔性策略迭代算法在人-机器人系统中通过整合经验回放与先验知识,提升了强化学习的数据效率与系统稳定性,其设计理念可迁移至内镜操作辅助系统,以优化人机协作的响应速度与决策一致性<sup>[38]</sup>。同时,AI 系统需具备透明度与可解释性,使内镜医师能够理解算法判断依据,从而建立合理信任并做出最终临床决策<sup>[10]</sup>。因此,未来的人机协同设计应聚焦于交互界面优化、实时反馈机制构建及操作者认知负荷的合理分配,确保 AI 真正成为内镜医师的智能伙伴而非干扰源。

3. 数据标准化与跨机构协同建模的体系构建:针对数据差异带来的限制,需从以下几个方面协同推进。首先,应建立标准化的多中心内镜影像数据库,确保采集参数与标注规则一致;联邦学习作为一种隐私保护的分布式机器学习范式,允许各医疗机构在不共享原始数据的前提下协同训练模型,有助于构建更具代表性的多中心自适应模型,同时降低隐私泄露风险<sup>[39]</sup>。借助联邦学习技术,在保护数据隐私的前提下实现跨机构协同建模;同时引入域适应和图像归一化算法,以削弱不同设备之间的成像差异对模型性能的干扰<sup>[40]</sup>。在此基础上,推动基于大规模、多中心前瞻性队列的 AI 质控系统验证,以评估其在真实世界中的泛化能力

与稳健性<sup>[2]</sup>。国际专家共识亦强调,需将结肠息肉检出率等关键临床终点纳入前瞻性试验设计,并建立统一的数据采集、标注与结果报告标准<sup>[32,41]</sup>。

4. 制度性障碍的应对与治理框架构建:AI 在消化内镜质控中面临的监管滞后、责任模糊及伦理审查不足等制度性障碍仍需关注。首先,监管框架需从传统医疗器械的静态审批向“动态适应型”演进,引入代理监督、部署后性能监测及真实世界证据反馈机制,以适应 AI 系统持续学习与迭代更新的特性<sup>[42]</sup>。依据美国消化内镜学会 AI 工作组的建议,建立涵盖算法透明性、临床结局指标、数据治理及多方协作的综合监管路径<sup>[10]</sup>。同时,应用健康技术评估框架系统评价 AI 设备的数据质量、临床有效性与伦理合规性,为政策制定提供循证依据<sup>[43]</sup>。在责任界定方面,需明确 AI 辅助决策中医患双方的责任边界、数据所有权归属及患者知情同意流程,构建可信 AI 生态的关键环节<sup>[30,44]</sup>。因此需加快建立涵盖数据隐私保护、算法监管、责任划分及医保支付的完整治理框架,为 AI 临床转化提供坚实的制度保障<sup>[10]</sup>。

#### 四、总结与展望

消化内镜 AI 质控从实验室走向大规模临床应用,已展现出提升诊疗同质化水平的巨大潜力。然而,真实世界中的技术适应性差异、人机协同障碍、数据异构性以及制度性挑战,构成了制约其广泛落地的关键瓶颈。当前,AI 系统在理想条件下的优异表现尚不足以完全映射至复杂多变的临床场景,操作者经验、设备差异、 workflow 整合等因素显著影响其实际效能。此外,数据隐私保护、责任划分与监管框架的缺失,进一步增加了临床转化的不确定性。

面向未来,推动消化内镜 AI 质控的高质量发展,亟需从技术、机制与制度三个层面协同发力。技术层面,应发展具备自适应学习与持续优化能力的算法架构,提升模型在多样化临床环境中的鲁棒性与泛化能力。机制层面,应构建以人机协同为核心的操作模式,强化 AI 的可解释性与交互反馈,使系统真正成为医师的智能助手而非替代者。临床推广中应强调 AI 的辅助定位,保留人类医生的核心决策角色,并加强医患沟通以建立合理预期。制度层面,需加快建立涵盖数据标准、隐私保护、伦理审查、责任界定及动态监管的综合性治理框架,为 AI 的临床落地提供清晰的规则与保障。唯有如此,方能实现诊疗质量的系统性提升。

#### 参 考 文 献

[1] Chen Z, Xu Y, Xin L, et al. Summary of the 2024 report on gastroenterology and digestive endoscopy in China [J]. Chin Med J, 2025, 138

- (21):2693-2701.
- [2] Frazzoni L, Arribas J, Antonelli G, et al [J]. *Endoscopy*, 2021, 54 (4): 403-411.
- [3] Zhang L, Lu Z, Yao L, et al. Effect of a deep learning-based automatic upper GI endoscopic reporting system; a randomized crossover study (with video) [J]. *Gastrointestinal Endoscopy*, 2023, 98 (2): 181-190. e10.
- [4] Pimenta-Melo AR, Monteiro-Soares M, Libânio D, et al. Missing rate for gastric cancer during upper gastrointestinal endoscopy; a systematic review and meta-analysis [J]. *Eur J Gastroenterol Hepatol*, 2016, 28 (9): 1041-1049.
- [5] Jin XF, Ma HY, Shi JW, et al. Efficacy of artificial intelligence in reducing miss rates of GI adenomas, polyps, and sessile serrated lesions; a meta-analysis of randomized controlled trials [J]. *Gastrointestinal Endoscopy*, 2024, 99 (5): 667-675. e1.
- [6] Chen S, Li Y, Wang H, et al. A novel artificial intelligence-based system for quality monitoring during esophagogastroduodenoscopy; a multicenter randomized controlled study [J]. *Endoscopy*, 2025, 57 (11): 1185-1194.
- [7] Wu L, Shang R, Sharma P, et al. Effect of a deep learning-based system on the miss rate of gastric neoplasms during upper gastrointestinal endoscopy; a single-centre, tandem, randomised controlled trial [J]. *Lancet Gastroenterol Hepatol*, 2021, 6 (9): 700-708.
- [8] Lux T J, Saßmannshausen Z, Kafetzis I, et al. Assisted documentation as a new focus for artificial intelligence in endoscopy; the precedent of reliable withdrawal time and image reporting [J]. *Endoscopy*, 2023, 55 (12): 1118-1123.
- [9] Berzin TM, Parasa S, Wallace MB, et al. Position statement on priorities for artificial intelligence in GI endoscopy; a report by the ASGE Task Force [J]. *Gastrointest Endosc*, 2020, 92 (4): 951-959.
- [10] Parasa S, Berzin T, Leggett C, et al. Consensus statements on the current landscape of artificial intelligence applications in endoscopy, addressing roadblocks, and advancing artificial intelligence in gastroenterology [J]. *Gastrointest Endosc*, 2024, 101 (1): 2-9. e1.
- [11] El-Sayed A, Lovat LB, Ahmad OF. Clinical Implementation of Artificial Intelligence in Gastroenterology: Current Landscape, Regulatory Challenges, and Ethical Issues [J]. *Gastroenterology*, 2025, 169 (3): 518-530.
- [12] Chahal D, Byrne MF. A primer on artificial intelligence and its application to endoscopy [J]. *Gastrointest Endosc*, 2020, 92 (4): 813-820. e4.
- [13] Yao L, Xiong H, Li Q, et al. Validation of artificial intelligence-based bowel preparation assessment in screening colonoscopy (with video) [J]. *Gastrointest Endosc*, 2024, 100 (4): 728-736. e9.
- [14] Zhu Y, Zhang DF, Wu HL, et al. Improving bowel preparation for colonoscopy with a smartphone application driven by artificial intelligence [J]. *NPJ Digital Medicine*, 2023, 6 (1): 41.
- [15] Spada C, Piccirelli S, Hassan C, et al. AI-assisted capsule endoscopy reading in suspected small bowel bleeding; a multicentre prospective study [J]. *Lancet Digit Health*, 2024, 6 (5): e345-e353.
- [16] Ding Z, Shi H, Zhang H, et al. Gastroenterologist-Level Identification of Small-Bowel Diseases and Normal Variants by Capsule Endoscopy Using a Deep-Learning Model [J]. *Gastroenterology*, 2019, 157 (4): 1044-1054. e5.
- [17] Wu L, Zhang J, Zhou W, et al. Randomised controlled trial of WISENSE, a real-time quality improving system for monitoring blind spots during esophagogastroduodenoscopy [J]. *Gut*, 2019, 68 (12): 2161-2169.
- [18] Huang S, Chen X, Tian L, et al. Development and clinical validation of a novel deep learning-based mediastinal endoscopic ultrasound navigation system for quality control; a single-center, randomized controlled trial [J]. *Int J Surg*, 2025, 112 (1): 981-989.
- [19] Tian S, Shi H, Chen W, et al. Artificial intelligence-based diagnosis of standard endoscopic ultrasonography scanning sites in the biliopancreatic system; a multicenter retrospective study [J]. *Int J Surg*, 2024, 110 (3): 1637-1644.
- [20] Dong Z, Wang J, Li Y, et al. Explainable artificial intelligence incorporated with domain knowledge diagnosing early gastric neoplasms under white light endoscopy [J]. *NPJ Digital Medicine*, 2023, 6 (1): 64.
- [21] El Asmar N, Baydoun M, Mrad J, et al. Role of artificial intelligence in the detection and characterization of gastrointestinal premalignant and early malignant lesions [J]. *World J Gastroenterol*, 2025, 31 (44): 111160.
- [22] van Der Zander QEW, Schreuder RM, Fonollà R, et al. Optical diagnosis of colorectal polyp images using a newly developed computer-aided diagnosis system (CADx) compared with intuitive optical diagnosis [J]. *Endoscopy*, 2021, 53 (12): 1219-1226.
- [23] Yang H, Wu Y, Yang B, et al. Identification of upper GI diseases during screening gastroscopy using a deep convolutional neural network algorithm [J]. *Gastrointest Endosc*, 2022, 96 (5): 787-795. e6.
- [24] Meinkheim M, Mendel R, Palm C, et al. Influence of artificial intelligence on the diagnostic performance of endoscopists in the assessment of Barrett's esophagus; a tandem randomized and video trial [J]. *Endoscopy*, 2024, 56 (9): 641-649.
- [25] Li B, Dong YL, Liu JY, et al. Application of artificial intelligence lesion labeling system-assisted endoscopic submucosal dissection for the treatment of esophageal lesions in a low-volume center; a prospective cohort study [J]. *Int J Surg*, 2025, 111 (9): 6093-6101.
- [26] Scheppach MW, Mendel R, Muzalyova A, et al. Use of artificial intelligence in submucosal vessel detection during third-space endoscopy [J]. *Endoscopy*, 2025, 57 (7): 760-766.
- [27] Jong MR, Kusters CHJ, van Bokhorst QNE, et al. Impact of standard enhancement settings of endoscopy systems on performance of endoscopic artificial intelligence systems [J]. *Endoscopy*, 2025, 57 (6): 602-610.
- [28] Al Hayek M, Barberio B, Al Hayek O, et al. Efficacy of artificial intelligence-assisted upper Gastrointest Endosc for neoplasm detection; a systematic review and meta-analysis of randomized controlled trials [J]. *Gastrointest Endosc*, 2026; 10: S0016-5107 (26) 00083-0.
- [29] Ahmad OF, Mori Y, Misawa M, et al. Establishing key research questions for the implementation of artificial intelligence in colonoscopy; a modified Delphi method [J]. *Endoscopy*, 2021, 53 (9): 893-901.
- [30] Wan N, Chan C, Tan JL, et al. Endoscopists' knowledge, perceptions, and attitudes toward the use of artificial intelligence in endoscopy; a systematic review [J]. *Gastrointest Endosc*, 2025, 102 (2): 160-169.
- [31] Ebigo A, Messmann H, Lee SH. Artificial Intelligence Applications in Image-Based Diagnosis of Early Esophageal and Gastric Neoplasms [J]. *Gastroenterology*, 2025, 169 (3): 396-415. e2.
- [32] Antonelli G, Libanio D, De Groof AJ, et al. QUAIDE- Quality assessment of AI preclinical studies in diagnostic endoscopy [J]. *Gut*, 2024, 74 (1): 153-161.
- [33] Pellé KG, Rambaud-Althaus C, D'acremont V, et al. Electronic clinical decision support algorithms incorporating point-of-care diagnostic tests in low-resource settings; a target product profile [J]. *BMJ Global Health*, 2020, 5 (2): e002067.
- [34] Tran M, Balasooriya C, Jonnagaddala J, et al. Situating governance and regulatory concerns for generative artificial intelligence and large language models in medical education [J]. *NPJ Digital Medicine*, 2025, 8 (1): 315.
- [35] Ahmad OF, Mori Y, Bretthauer M, et al. The Legal and Ethical Framework for Artificial Intelligence in Gastrointestinal Endoscopy; A World Endoscopy Organization International Consensus Statement [J]. *Ann Intern Med*, 2025, 179 (2): 270-275.
- [36] Budd S, Robinson EC, Kainz B. A survey on active learning and human-in-the-loop deep learning for medical image analysis [J]. *Medical Image Analysis*, 2021, 71: 102062.
- [37] Chen H, Li C, Li X, et al. IL-MCAM: An interactive learning and multi-channel attention mechanism-based weakly supervised colorectal histopathology image classification approach [J]. *Comput Biol Med*, 2022, 143: 105265.
- [38] Gao X, Si J, Wen Y, et al. Reinforcement Learning Control of Robotic Knee With Human-in-the-Loop by Flexible Policy Iteration [J]. *IEEE Trans Neural Netw Learn Syst*, 2022, 33 (10): 5873-5887.
- [39] Li Y, Guo Z, Yang N, et al. Threats and Defenses in the Federated Learning Life Cycle: A Comprehensive Survey and Challenges [J]. *IEEE Trans Neural Netw Learn Syst*, 2025, 36 (9): 15643-15663.
- [40] Zhang L, Zhang Y, Wang L, et al. Diagnosis of gastric lesions through a deep convolutional neural network [J]. *Dig Endosc*, 2020, 33 (5): 788-796.
- [41] Parasa S, Wallace M, Bagci U, et al. Proceedings from the First Global Artificial Intelligence in Gastroenterology and Endoscopy Summit [J]. *Gastrointest Endosc*, 2020, 92 (4): 938-945. e1.
- [42] Kalimoutou A, Stevens RD, Pirracchio R. Harnessing AI in critical care; opportunities, challenges and key steps for success [J]. *Thorax*, 2026, 81 (2): 183-192.
- [43] Farah L, Borget I, Martelli N, et al. Suitability of the Current Health Technology Assessment of Innovative Artificial Intelligence-Based Medical Devices; Scoping Literature Review [J]. *J Med Internet Res*, 2024, 26: e51514.
- [44] El Hajjar A, Rey JF. Artificial intelligence in gastrointestinal endoscopy; general overview [J]. *Chin Med J*, 2020, 133 (3): 326-334.

(收稿日期: 2026-04-15)

(本文编辑: 李丹青)