·综述·

人工智能在早期胃癌内镜诊疗中的应用

田思思　黄筱童　杭子宁　潘骏　廖专
海军军医大学第一附属医院消化内科，上海 200433
通信作者：廖专，Email：liaozhuan@smmu.edu.cn；潘骏，Email：panjun@smmu.edu.cn

【提要】 早期胃癌症状隐匿或无症状，多数患者确诊时已发展至中晚期。提高胃癌早期诊疗水平对改善患者预后意义重大。近年来人工智能技术快速发展，在提高早期胃癌诊断准确性、制定个性化治疗策略中展现出强大的临床应用潜力。本文旨在介绍人工智能在早期胃癌内镜诊断及治疗中的应用现状及研究进展。

【关键词】 人工智能；　早期胃癌；　诊断；　治疗
基金项目：国家自然科学基金（82473501）；上海市青年科技启明星计划（24QA2712000）

Application of artificial intelligence in endoscopic diagnosis and treatment of early gastric cancers

Tian Sisi, Huang Xiaotong, Hang Zining, Pan Jun, Liao Zhuan
Department of Gastroenterology, The First Affiliated Hospital of Naval Medical University, Shanghai 200433, China
Corresponding author: Liao Zhuan, Email: liaozhuan@smmu.edu.cn; Pan Jun, Email: panjun@smmu.edu.cn

优先出版

胃癌是发病率和死亡率均居全球第五位的恶性肿瘤[1]。在中国，2022年有35.9万例胃癌新发病例、26.0万例胃癌死亡病例[2]。不同于进展期胃癌，早期胃癌经内镜或外科治疗后五年生存率可达90%以上[3]。因此，提高胃癌早诊率是改善预后的关键。近年来，人工智能（artificial intelligence，AI）在消化系统疾病诊断领域已取得显著进展，在浅表食管鳞状细胞癌的识别、自身免疫性胃炎的诊断、结直肠息肉的检出及肝脏局灶性病变的多分类等方面均展现出极具潜力的应用价值[4-7]。此外，欧洲消化内镜学会发布的早期胃癌管理指南中明确提出，可将AI辅助技术用于胃肿瘤病变的检测、定位以及胃癌前病变的分期评估[8]。国内也有研究表明将AI整合到内镜检查中可以实时监测盲区以降低早期病变漏诊率，同时AI对病变的自动检测和分类功能还可以帮助经验欠缺的内镜医师提高早期病变检出率和诊断准确性[9]。本文将就AI在早期胃癌内镜诊疗中的应用和进展进行综述，并总结对比不同诊断模型的诊断性能（表1）。

一、AI在早期胃癌内镜诊断中的应用

1. 白光内镜

内镜及内镜下活检是目前诊断胃癌的金标准，其中白光内镜是诊断早期胃癌的初步内镜检查[10]。然而，胃内黏膜观察不全、病灶外观细微多变、相似病变分辨困难、识别能力参差不齐等因素都可能造成白光内镜检查下早期胃癌的漏诊或误诊[11]。AI的引入为内镜医师，尤其是初级内镜医师，提供实时客观的辅助，使早期胃癌的检出率得到有效提升。Wu等[12]基于24 549张回顾性内镜图像开发训练了一个深度卷积神经网络模型来检测早期胃癌，在静态图像中的诊断灵敏度为94.0%，特异度为91.0%，均优于所有级别的内镜医师，但该研究为单中心回顾性设计且非癌性病变类型有限，在真实临床环境中的泛化能力仍需进一步探究。Wu等[13]团队在后续的前瞻性多中心研究中集成先前训练的实时早期胃癌检测模型进一步评估了AI在临床环境中检测早期胃癌的可行性，AI检测胃癌的准确率达到84.7%，盲区数量从9.82降至5.38，证实了AI在降低早期胃癌漏诊率方面的潜力。2023年Gong等[14]开发了基于深度学习的临床决策支持系统来探索AI辅助诊断技术在真实临床环境中的应用潜力，AI可实时检测病灶并自动将识别的病灶划分为进展期胃癌、早期胃癌、异型增生和非肿瘤，在前瞻性外部验证中分类准确率为81.5%，为经验不足的内镜医师诊断早期胃癌提供了临床决策信息。同年，Dong

DOI：10.3760/cma.j.cn321463-20260205-00410
收稿日期　2026-02-05　　**本文编辑**　许文立
引用本文：田思思，黄筱童，杭子宁，等. 人工智能在早期胃癌内镜诊疗中的应用[J]. 中华消化内镜杂志，XXXX，XX(XX)：1-6. DOI：10.3760/cma.j.cn321463-20260205-00410.

表1　人工智能在内镜下诊断早期胃癌和胃肠道病变的应用

应用	研究目的	研究类型	模型算法	模型性能
白光内镜诊断				
Wu等[12](2019)	检测早期胃癌	回顾性研究	深度卷积神经网络	准确率为92.5%，灵敏度和特异度分别为94.0%、91.0%
Wu等[13](2021)	检测早期胃癌及监测盲区	随机对照试验	深度卷积神经网络和深度强化技术	外部验证中准确率为84.7%，灵敏度和特异度分别为100%、84.3%
Gong等[14](2023)	检测和分类胃癌	随机对照试验	深度学习	病灶分类的准确率为81.5%，召回率为82.6%，灵敏度为84.8%
Dong等[15](2023)	诊断早期胃癌	回顾性研究	深度学习和机器学习	外部验证中准确率为77.2%，灵敏度和特异度分别为87.3%、73.1%
图像增强内镜诊断				
He等[18](2022)	放大内镜下诊断早期胃癌	多中心研究	ResNet-50	前瞻性验证中准确率为83.7%，灵敏度和特异度分别为92.6%、82.6%
Li等[19](2020)	窄带光成像放大内镜下诊断早期胃癌	前瞻性研究	卷积神经网络	前瞻性验证中准确率为90.9%，灵敏度和特异度分别为91.2%、90.6%
Hu等[20](2021)	窄带光成像放大内镜下诊断早期胃癌	多中心研究	VGG-19	准确率为77.0%，灵敏度和特异度分别为79.2%、74.5%
Gong等[21](2022)	协助窄带光成像放大内镜诊断早期胃癌	多中心研究	ResNet101和M^2 Transformer	模型协助下初级医师的准确率为76.9%，灵敏度和特异度分别为69.2%、83.3%
Li等[22](2022)	协助窄带光成像放大内镜诊断早期胃癌	病例对照研究	深度学习和机器学习	模型协助下初级医师的准确率为87.5%，灵敏度和特异度分别为85.0%、90.4%
激光共聚焦显微内镜诊断				
Cho等[25](2024)	在激光共聚焦显微内镜图像中实时检测胃癌	单中心研究	深度卷积神经网络	外部验证中准确率为99.0%，灵敏度和特异度分别为100%、98.2%
胶囊内镜诊断				
Xiao等[30](2021)	诊断胃部病变	可行性研究	机器人辅助技术	准确率为99.6%，灵敏度和特异度分别为97.4%、99.7%
Xie等[31](2024)	检测胃部病变	多中心研究	深度学习	模型协助下初级医师的准确率为96.8%，灵敏度和特异度分别为96.5%、98.2%
Xiao等[32](2024)	检测多类别消化道病变	单中心研究	深度学习	全类平均准确度mAP50为91.5%
Khan等[33](2025)	诊断和分类胃肠道疾病	模型开发设计	深度学习	在Kvasir-V1和Kvasir-V2数据集中的准确率分别为99.6%和95.1%
Wang等[34](2025)	分析捕获的猪胃内图像	动物试验	多模态和深度学习	精密度为96.3%

等[15]将可解释AI融入早期胃癌诊断系统，实时解释决策过程和诊断依据，显著提高内镜医师诊断准确性的同时增强模型决策过程的透明度，提升了AI在临床实践中的可信度和接受度。以上研究表明，AI能够显著提高内镜医师在白光内镜下检出早期胃癌的能力，并在真实临床环境中降低早期胃癌漏诊率方面显现出巨大的应用潜力，但现有研究开发的AI模型仍未能在临床全面铺开使用，AI在真实复杂环境中的泛化性和稳定性还需大规模前瞻性试验进一步验证，未来可通过跨中心数据共享构建多样化的高质量数据集以训练出适应临床环境的AI模型。

2.图像增强内镜

临床中，对于白光内镜下难以辨别的病变黏膜颜色与形态的细微变化，图像增强放大内镜（magnifying image-enhanced endoscopy，M-IEE）能够更清晰地显示胃黏膜微观结构改变，从而帮助经验匮乏的内镜医师更准确地诊断早期胃癌[16]。然而，M-IEE依赖于内镜医师的专业知识及识别能力，一项在77个机构的395名内镜医师中进行的多中心随机对照试验显示，内镜医师运用M-IEE识别早期胃癌的能力差异极大[17]。M-IEE与AI的结合可有效缓解M-IEE下诊断早期胃癌高度依赖内镜医师主观辨识能力的局限性，助力实现早期胃癌精准高效的诊断。He等[18]利用6家医院的M-IEE图像开发了一个基于ResNet-50的AI模型来诊断M-IEE下的早期胃癌，在回顾性静态图像进行的外部验证中早期胃癌诊断准确率为90.5%，在实时视频和前瞻性临床试验中也取得了良好且稳定的诊断性能，并且在AI协助下内镜医师诊断早期胃癌的准确率由80.3%提高至85.6%。此外，窄带光成像放大内镜检查（magnifying endoscopy with narrow band imaging，ME-NBI）作为图像增强内镜的一种，临床常用于放大内镜筛查发现病变后的即时观察，能够增强胃黏膜病变与正常组织的对比，更容易发现早期胃癌的微血管和表面微结构改变。Li等[19]利用386张非癌性病变和1 702张早期胃癌的回顾性静态图像训练了一个卷积神经网络模型用以诊断早期胃癌，AI在前瞻性数据集中取得了显著高于非专家内镜医师的准确率（90.9%比73.6%）。Hu等[20]在多中心研究中开发了一种基于VGG-19的计算机辅助诊断模型以提高ME-NBI下早期胃癌的诊断准确率，AI在外部验证中的曲线下面积（area under curve，AUC）为0.813，同时将AI与8名具有不同经验的内镜

优先出版

医师进行比较后发现，AI实现了与高级内镜医师相当的诊断性能，并在提升初级内镜医师早期胃癌诊断能力方面显现出潜在应用价值。国内开展的两项研究通过AI实现了ME-NBI下诊断早期胃癌过程中的诊断逻辑拟人化，将抽象的诊断理论具体化以增强模型可解释性，不仅改善了内镜医师诊断早期胃癌的能力，还为削减医师对AI“黑箱”的质疑提供可行方法[21-22]。多项多中心研究显示，AI结合图像增强内镜的诊断能力可与高级内镜医师相当，能够有效弥合不同经验内镜医师间的诊断差距，降低早期胃癌尤其是微小病变的误诊率，但单一模态内镜数据训练出的AI模型仍无法满足临床诊断需求，未来基于大数据的多模态AI在提升综合诊断能力的潜力值得进一步探索。

3.激光共聚焦显微内镜（confocal laser endomicroscope，CLE）

组织学分析仍是最终诊断早期胃癌的“金标准”，被称为光学活检的CLE通过实时、高分辨成像，可以在细胞或亚细胞水平实时查看黏膜结构，减少不必要的切除并最大限度地减少重复活检，降低因多次标本采集而引起的并发症风险与经济负担，可协助医师在内镜检查期间快速进行临床评估[23]。在一项大规模前瞻性研究中，CLE在诊断早期胃癌和胃高级别上皮内瘤变方面显示出比白光内镜更高的灵敏度（88.9%比72.2%）、特异度（99.3%比95.1%）[24]。然而，尽管CLE作为新型成像技术在诊断上消化道早期胃癌中展现出巨大潜力，但检查成本高、技术要求高、视野范围小等固有局限性限制了其临床应用。AI在组织学图像识别领域潜力突出，可以辅助医师客观判读CLE图像，有效提升早期胃癌的诊断准确性。Cho等[25]开发了一种能实时自动检测CLE图像中癌细胞的AI评估模型，在外部验证中取得优于病理医师和内镜医师的特异度和灵敏度（98.2%比93.5%比81.8%和100%比90%比77.8%），显现出AI在CLE成像中自动检测胃癌的价值。此外，该AI模型可以实时、自动解析CLE图像，在AI辅助下病理医师解读CLE图像的一致性及诊断能力显著增强。研究表明，AI在一定程度上克服了CLE的推广应用限制，为推进实现早期胃癌实时精准病理诊断提供了新的可能性。但目前研究数量较少，缺乏多样性任务的探究，且CLE设备成本高昂，未来针对AI模型与低成本CLE设备的深度整合研究对CLE技术的基层普及应用有较大意义。

4.胶囊内镜

胶囊内镜作为诊断消化道疾病的重要无创工具，具有舒适、安全、接受度高、无需麻醉、无交叉感染等优势，融合磁控技术后还实现了胃内精准可控探查，能采集到更为完整全面的胃内图像，在早期胃癌舒适化无创筛查中拥有广阔应用前景[26]。Qian等[27]纳入10例浅表性胃瘤变患者明确磁控胶囊胃镜诊断浅表性胃肿瘤的灵敏度为91.7%。之后的一项多中心研究中，Li等[28]评估了磁控胶囊胃镜筛查上消化道癌的可行性，在6 627例无症状受试者中胃癌的检出率为0.36%，其中早期胃癌占比16.7%，这两项研究均展现了磁控胶囊胃镜在检测早期胃癌方面的潜在价值。随着技术发展，AI成为胶囊内镜的重要辅助工具，弥补胶囊内镜人工阅片效率低、易疲劳、易漏诊误诊的缺陷。Shi等[29]开发验证了一种智能染色胶囊内镜，在智能染色成像模式下检测早期胃肠道肿瘤的灵敏度、特异度分别为95.8%、91.7%，显著高于白光成像模式。在Xiao等[30]的前瞻性可行性研究中，自动磁控胶囊内镜识别全部胃解剖标志的检出率为100%，病变检测与传统胃镜的一致性为99.6%。Xie等[31]进一步开发了基于深度学习的SmartScan Plus系统用于胶囊内镜下识别胃肠道病变，显著提高了初级内镜医师的诊断性能。Xiao等[32]提出了基于YOLOv8的胶囊内镜病灶检测模型，用于多类别消化道病灶图像的准确检测和分类，AI检测23类病灶的全类平均准确度mAP50为91.5%。Khan等[33]开发了一个全自动深度学习模型来诊断和分类胶囊内镜图像中的胃肠道疾病，在Kvasir-V1和Kvasir-V2数据集中的准确率分别为99.6%和95.1%。Wang等[34]设计了一种专为近红外荧光胶囊内镜图像设计的多模态深度学习模型，AI分析捕获的猪胃图像实现了96.3%的精密度，在协助诊断胃肠道癌、溃疡、炎症和其他疾病方面显示出广阔的前景。上述研究表明，AI在辅助胶囊内镜诊断胃部疾病方面具有巨大的临床潜能，为早期胃癌的无创筛查提供了强有力的技术支撑，有望提高早期胃癌的筛查覆盖率和依从性。目前仍缺乏针对早期胃癌诊断的AI研究，且现有模型多在高质量、标准化的图像数据上训练，在实际应用中对干扰图像的适应性不足，未来需构建包含气泡、食物残渣、多种良性病变等接近临床真实环境的早期胃癌数据库训练AI模型，以最大限度地发挥AI在胶囊内镜下诊断早期胃癌的辅助作用。

二、AI在早期胃癌内镜治疗中的应用

1.AI在ESD术前决策中的应用

内镜黏膜下剥离术（endoscopic submucosal dissection，ESD）是目前早期胃癌首选的微创治疗方式，其治疗指征需考虑组织学类型、病灶大小、是否存在溃疡、浸润深度[35]。AI作为一种辅助工具在判定早期胃癌的浸润深度和组织学类型方面取得了一些进展。在武汉大学的一项前瞻性研究中，Wu等[36]开展实时视频的人机竞赛，明确了AI判断早期胃癌浸润深度和分化状态的准确率分别为78.6%和71.4%，略高于内镜医师（分别为63.8%和64.4%）。Uema等[37]开发了一种基于AI的超声内镜系统，通过分割和分类超声内镜图像两个步骤来诊断早期胃癌的浸润深度，在外部验证中AUC为0.815，且AI的准确率（82.2%）均优于所有非专家内镜医师（63.4%），与专家相当（90.4%）。韩国一项研究基于白光内镜图像和视频开发了一种AI模型用于判断早期胃癌的病理类型，该模型诊断未分化癌、黏膜下癌、淋巴血管浸润癌、淋巴结转移癌的AUC分别为0.992、0.902、0.706和0.680，在诊断未分化癌（92.7%比71.6%）、黏膜下癌（87.3%比72.6%）和淋巴结转移癌（87.7%比72.3%）方面的准确率明显高于高级内镜医师[38]。早期胃癌定义为病变局限于黏

待出版

膜层或黏膜下层的胃癌，无论是否存在淋巴结转移。而有淋巴结转移或远处转移是目前指南公认的胃ESD禁忌证[39]，因此评估淋巴结转移是确定早期胃癌治疗策略的关键因素之一。AI作为一种强大的临床工具，在判定早期胃癌患者淋巴结转移与否中显现出比传统统计方法更高的预测准确性。Zhu等[40]比较了六种机器学习算法对早期胃癌患者淋巴结转移的预测性能，发现XG Boost算法在预测早期胃癌患者的淋巴结转移风险中展现出最佳性能（AUC为0.827）。Zhao等[41]在多队列研究中使用列线图、决策树、朴素贝叶斯和深度学习等不同方法开发了预测早期胃癌患者淋巴结转移的模型，发现全卷积神经网络模型能够最准确预测淋巴结转移风险（AUC为0.790）。Song等[42]利用五种不同算法构建了一个集成学习模型来预测早期胃癌患者的淋巴结转移，在外部验证中表现出较好的泛化性和稳定性（AUC为0.892，准确率为78.3%）。这些研究表明，AI在ESD术前决策中有广阔的应用前景，帮助术前评估适应证与禁忌证，为辅助医师临床决策、制定个体化治疗方案、避免不必要的外科手术提供了依据。但当前研究未能充分整合临床、病理及影像学等多维度信息进行综合评估，未来可开发多模态融合模型并进行前瞻性临床试验进一步提升AI在ESD术前决策中辅助作用。

2.AI在ESD术中辅助中的应用

AI在ESD操作中发挥着重要作用，可以辅助内镜医师准确判断早期胃癌病变边界，及时调整ESD切除范围。Ling等[43]开发了基于深度学习的实时AI系统来准确描绘早期胃癌的病变边界，在分化型和未分化型早期胃癌中分别达到82.7%和88.1%的准确率。日本的一项研究开发了一种基于卷积神经网络的AI，精确划定早期胃癌边界的平均交并比为66.5%，展示出类似于专家内镜医师的边界判断能力[44]。在黏膜环周切开时，AI可以辅助内镜医师识别黏膜下血管走行，提醒医师避开高风险区域，Scheppach等[45]开发的AI模型将内镜医师的血管检出率提高了16%，缩短了1.5 s的血管检出时间，显现出AI在减少ESD术中出血方面的应用潜力。在黏膜下剥离中，Cao等[46]提出了一种基于深度学习的AI辅助术中认知，通过捕捉手术视频中的时序动态信息以识别ESD流程，在动物实验中取得了稳定的性能。Wang等[47]提出一种等变扩散模仿学习方法，用于从专家视频数据中学习剥离轨迹，模仿内镜医师进行手术技能学习，该模型预测解剖轨迹的性能在评估数据集上优于其他方法。AI能在ESD术中提示早期胃癌的边界、血管走行及进行操作引导，有助于提高ESD的精准性和安全性。但当前研究多处于验证阶段，能够在术中实时人机交互的AI模型尚有待开发，未来需推动AI与手术机器人的深度融合以实现更智能的ESD术中辅助。

三、讨论与展望

早期胃癌内镜诊疗中，AI以深度学习和机器学习为主流框架，呈现向多模态融合、实时交互等技术融合发展的趋势。目前AI在早期胃癌的内镜诊疗中已展现出显著的辅助价值，可以实现自动病变检测、良恶性鉴别诊断、实时病理诊断及治疗决策优化，帮助医师提高早期胃癌检出率和诊断准确性，还能为个体化治疗提供有效支持，尤其为经验不足的内镜医师提供了重要帮助。然而，AI在临床应用中仍有一定的局限性。首先，当前研究主要在特定的单中心、回顾性数据集上进行训练和验证，数据信息类型缺乏多样性限制了AI模型在复杂临床环境中的泛化能力，在未来还需多中心、大样本的真实世界研究前瞻性验证AI的临床效用；其次，传统“黑箱”性质导致AI模型决策过程的不透明性，影响了医师对AI的信任度，沙普利可加性解释、梯度加权分类激活映射等可解释性AI算法的应用通过可视化决策路径提升了模型的可信度，但评估可解释性AI的标准仍待完善；此外，医疗数据伦理隐私限制跨中心数据共享带来的数据孤岛问题对模型的临床转化有较大影响，未来联邦学习技术可能成为促进跨机构协作的关键技术，在不共享原始数据的前提下实现多中心模型联合训练，在扩大训练数据样本量和多样性的同时保护隐私，但仍需进一步验证；最后，AI在真实世界临床应用中的法律责任划分尚无明确标准，一旦发生AI辅助下的医疗纠纷，临床医师、机构及供应商之间的责任归属仍难以界定。

综上所述，AI已成为早期胃癌临床诊疗中的新型辅助工具，在早期胃癌精准诊断和个性化治疗中具有巨大潜力，需要明确的是，目前AI无法替代医师在临床决策，在临床实践中也面临诸多现实挑战，但相信随着AI技术的不断发展，必将在早期胃癌的筛查、诊断和治疗中发挥巨大的临床应用价值。

利益冲突　所有作者声明不存在利益冲突

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 Cancer J Clin, 2024,74(3):229-263. DOI: 10.3322/caac.21834.

[2] Han B, Zheng R, Zeng H, et al. Cancer incidence and mortality in China, 2022[J]. J Natl Cancer Cent, 2024, 4(1): 47-53. DOI: 10.1016/j.jncc.2024.01.006.

[3] Katai H, Ishikawa T, Akazawa K, et al. Five-year survival analysis of surgically resected gastric cancer cases in Japan: a retrospective analysis of more than 100,000 patients from the nationwide registry of the Japanese Gastric Cancer Association (2001-2007) [J]. Gastric Cancer, 2018, 21(1): 144-154. DOI: 10.1007/s10120-017-0716-7.

[4] Chen S, Xu L, Yan L, et al. A novel endoscopic artificial intelligence system to assist in the diagnosis of autoimmune gastritis: a multicenter study[J]. Endoscopy, 2025, 57(4): 299-309. DOI: 10.1055/a-2451-3071.

[5] Ding W, Meng Y, Ma J, et al. Contrast-enhanced ultrasound-based AI model for multi-classification of focal liver lesions[J]. J Hepatol, 2025,83(2):426-439. DOI: 10.1016/j.jhep.2025.01.011.

[6] Seager A, Sharp L, Neilson LJ, et al. Polyp detection with

作为出版

colonoscopy assisted by the GI Genius artificial intelligence endoscopy module compared with standard colonoscopy in routine colonoscopy practice (COLO-DETECT): a multicentre, open-label, parallel-arm, pragmatic randomised controlled trial [J]. Lancet Gastroenterol Hepatol, 2024, 9(10): 911-923. DOI: 10.1016/S2468-1253(24)00161-4.

[7] Yuan XL, Liu W, Lin YX, et al. Effect of an artificial intelligence-assisted system on endoscopic diagnosis of superficial oesophageal squamous cell carcinoma and precancerous lesions: a multicentre, tandem, double-blind, randomised controlled trial[J]. Lancet Gastroenterol Hepatol, 2024,9(1):34-44. DOI: 10.1016/S2468-1253(23)00276-5.

[8] Dinis-Ribeiro M, Libânio D, Uchima H, et al. Management of epithelial precancerous conditions and early neoplasia of the stomach (MAPS III): European Society of Gastrointestinal Endoscopy (ESGE), European Helicobacter and Microbiota Study Group (EHMSG) and European Society of Pathology (ESP) guideline update 2025[J]. Endoscopy, 2025, 57(5): 504-554. DOI: 10.1055/a-2529-5025.

[9] 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. DOI: 10.1016/S2468-1253(21)00216-8.

[10] Lordick F, Carneiro F, Cascinu S, et al. Gastric cancer: ESMO Clinical Practice Guideline for diagnosis, treatment and follow-up[J]. Ann Oncol, 2022, 33(10): 1005-1020. DOI: 10.1016/j.annonc.2022.07.004.

[11] Chadwick G, Groene O, Riley S, et al. Gastric cancers missed during endoscopy in England[J]. Clin Gastroenterol Hepatol, 2015,13(7):1264-1270.e1. DOI: 10.1016/j.cgh.2015.01.025.

[12] Wu L, Zhou W, Wan X, et al. A deep neural network improves endoscopic detection of early gastric cancer without blind spots[J]. Endoscopy, 2019, 51(6): 522-531. DOI: 10.1055/a-0855-3532.

[13] Wu L, He X, Liu M, et al. Evaluation of the effects of an artificial intelligence system on endoscopy quality and preliminary testing of its performance in detecting early gastric cancer: a randomized controlled trial[J]. Endoscopy, 2021,53(12):1199-1207. DOI: 10.1055/a-1350-5583.

[14] Gong EJ, Bang CS, Lee JJ, et al. Deep learning-based clinical decision support system for gastric neoplasms in real-time endoscopy: development and validation study[J]. Endoscopy, 2023,55(8):701-708. DOI: 10.1055/a-2031-0691.

[15] 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 Digit Med, 2023,6(1):64. DOI: 10.1038/s41746-023-00813-y.

[16] Yao K. Magnifying endoscopy for the diagnosis of early gastric cancer: establishment of technique, diagnostic system, and scientific evidence from Japan[J]. Dig Endosc, 2022,34(Suppl 2):50-54. DOI: 10.1111/den.14178.

[17] Nakanishi H, Doyama H, Ishikawa H, et al. Evaluation of an e-learning system for diagnosis of gastric lesions using magnifying narrow-band imaging: a multicenter randomized controlled study[J]. Endoscopy, 2017, 49(10): 957-967. DOI: 10.1055/s-0043-111888.

[18] He X, Wu L, Dong Z, et al. Real-time use of artificial intelligence for diagnosing early gastric cancer by magnifying image-enhanced endoscopy: a multicenter diagnostic study (with videos)[J]. Gastrointest Endosc, 2022,95(4):671-678.e4. DOI: 10.1016/j.gie.2021.11.040.

[19] Li L, Chen Y, Shen Z, et al. Convolutional neural network for the diagnosis of early gastric cancer based on magnifying narrow band imaging[J]. Gastric Cancer, 2020,23(1):126-132. DOI: 10.1007/s10120-019-00992-2.

[20] Hu H, Gong L, Dong D, et al. Identifying early gastric cancer under magnifying narrow-band images with deep learning: a multicenter study[J]. Gastrointest Endosc, 2021, 93(6): 1333-1341.e3. DOI: 10.1016/j.gie.2020.11.014.

[21] Gong L, Wang M, Shu L, et al. Automatic captioning of early gastric cancer using magnification endoscopy with narrow-band imaging[J]. Gastrointest Endosc, 2022, 96(6): 929-942.e6. DOI: 10.1016/j.gie.2022.07.019.

[22] Li J, Zhu Y, Dong Z, et al. Development and validation of a feature extraction-based logical anthropomorphic diagnostic system for early gastric cancer: a case-control study[J]. EClinicalMedicine, 2022, 46: 101366. DOI: 10.1016/j.eclinm.2022.101366.

[23] Han W, Kong R, Wang N, et al. Confocal laser endomicroscopy for detection of early upper gastrointestinal cancer[J]. Cancers (Basel), 2023, 15(3): 776. DOI: 10.3390/cancers15030776.

[24] Li WB, Zuo XL, Li CQ, et al. Diagnostic value of confocal laser endomicroscopy for gastric superficial cancerous lesions [J]. Gut, 2011,60(3):299-306. DOI: 10.1136/gut.2010.223586.

[25] Cho H, Moon D, Heo SM, et al. Artificial intelligence-based real-time histopathology of gastric cancer using confocal laser endomicroscopy[J]. NPJ Precis Oncol, 2024, 8(1): 131. DOI: 10.1038/s41698-024-00621-x.

[26] Lopes C, Pereira C. Advances towards gastric cancer screening: novel devices and biomarkers[J]. Best Pract Res Clin Gastroenterol, 2025, 75: 102009. DOI: 10.1016/j.bpg.2025.102009.

[27] Qian YY, Zhu SG, Hou X, et al. Preliminary study of magnetically controlled capsule gastroscopy for diagnosing superficial gastric neoplasia[J]. Dig Liver Dis, 2018, 50(10): 1041-1046. DOI: 10.1016/j.dld.2018.04.013.

[28] Li Z, Liu J, Ji CR, et al. Screening for upper gastrointestinal cancers with magnetically controlled capsule gastroscopy: a feasibility study[J]. Endoscopy, 2021, 53(9): 914-919. DOI: 10.1055/a-1333-2120.

[29] Shi H, Pang S, Ming F, et al. A novel intelligent chromo capsule endoscope for the diagnosis of neoplastic lesions in the gastrointestinal tract[J]. Gastroenterol Rep (Oxf), 2023,11: goad021. DOI: 10.1093/gastro/goad021.

[30] Xiao YF, Wu ZX, He S, et al. Fully automated magnetically controlled capsule endoscopy for examination of the stomach and small bowel: a prospective, feasibility, two-centre study[J]. Lancet Gastroenterol Hepatol, 2021, 6(11): 914-921. DOI: 10.1016/S2468-1253(21)00274-0.

[31] Xie X, Xiao YF, Yang H, et al. A new artificial intelligence system for both stomach and small-bowel capsule endoscopy [J]. Gastrointest Endosc, 2024, 100(5): 878.e1-878.e14. DOI: 10.1016/j.gie.2024.06.004.

[32] Xiao ZG, Chen XQ, Zhang D, et al. Image detection method for multi-category lesions in wireless capsule endoscopy based on deep learning models[J]. World J Gastroenterol, 2024, 30(48):5111-5129. DOI: 10.3748/wjg.v30.i48.5111.

[33] Khan MA, Shafiq U, Hamza A, et al. A novel network-level fused deep learning architecture with shallow neural network

优先出版

classifier for gastrointestinal cancer classification from wireless capsule endoscopy images[J]. BMC Med Inform Decis Mak, 2025,25(1):150. DOI: 10.1186/s12911-025-02966-0.

[34] Wang J, Zhou C, Wang W, et al. A multimodal deep learning model for detecting endoscopic images of near-infrared fluorescence capsules[J]. Biosens Bioelectron, 2025, 278: 117251. DOI: 10.1016/j.bios.2025.117251.

[35] 中华人民共和国国家卫生健康委员会医政医管局. 胃癌诊疗指南(2022 年版)[J]. 中华消化外科杂志, 2022, 21(9): 1137-1164. DOI: 10.3760/cma.j.cn115610-20220726-00432

[36] Wu L, Wang J, He X, et al. Deep learning system compared with expert endoscopists in predicting early gastric cancer and its invasion depth and differentiation status (with videos)[J]. Gastrointest Endosc, 2022, 95(1): 92-104. e3. DOI: 10.1016/j.gie.2021.06.033.

[37] Uema R, Hayashi Y, Kizu T, et al. A novel artificial intelligence-based endoscopic ultrasonography diagnostic system for diagnosing the invasion depth of early gastric cancer [J]. J Gastroenterol, 2024, 59(7): 543-555. DOI: 10.1007/s00535-024-02102-1.

[38] Lee S, Jeon J, Park J, et al. An artificial intelligence system for comprehensive pathologic outcome prediction in early gastric cancer through endoscopic image analysis (with video) [J]. Gastric Cancer, 2024, 27(5): 1088-1099. DOI: 10.1007/s10120-024-01524-3.

[39] 国家消化系统疾病临床医学研究中心, 中华医学会消化内镜学分会, 中国医师协会消化医师分会. 胃内镜黏膜下剥离术围手术期指南(2025 版)[J]. 中华消化内镜杂志,2025, 42(6): 421-437. DOI: 10.3760/cma. j. cn321463-20250110-00017.

[40] Zhu H, Wang G, Zheng J, et al. Preoperative prediction for lymph node metastasis in early gastric cancer by interpretable machine learning models: a multicenter study[J]. Surgery, 2022,171(6):1543-1551. DOI: 10.1016/j.surg.2021.12.015.

[41] Zhao L, Han W, Niu P, et al. Using nomogram, decision tree, and deep learning models to predict lymph node metastasis in patients with early gastric cancer: a multi-cohort study[J]. Am J Cancer Res, 2023,13(1):204-215.

[42] Song K, Wu J, Xu M, et al. An ensemble learning model to predict lymph node metastasis in early gastric cancer[J]. Sci Rep, 2025,15(1):11257. DOI: 10.1038/s41598-025-95794-1.

[43] Ling T, Wu L, Fu Y, 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. DOI: 10.1055/a-1229-0920.

[44] Takemoto S, Hori K, Yoshimasa S, et al. Computer-aided demarcation of early gastric cancer: a pilot comparative study with endoscopists[J]. J Gastroenterol, 2023, 58(8): 741-750. DOI: 10.1007/s00535-023-02001-x.

[45] 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. DOI: 10.1055/a-2534-1164.

[46] Cao J, Yip HC, Chen Y, et al. Intelligent surgical workflow recognition for endoscopic submucosal dissection with real-time animal study[J]. Nat Commun, 2023, 14(1): 6676. DOI: 10.1038/s41467-023-42451-8.

[47] Wang H, Long Y, Chen Y, et al. Learning dissection trajectories from expert surgical videos via imitation learning with equivariant diffusion[J]. Med Image Anal, 2025, 103: 103599. DOI: 10.1016/j.media.2025.103599.

优先出版