《中华消化内镜杂志》校样

·综述·

消化内镜人工智能在早期食管及胃癌诊治中的应用进展

王起尚　于梓涵　孟庆国　王邦茂　陈鑫
天津医科大学总医院消化科，天津 300052
通信作者：陈鑫，Email：xchen03@tmu.edu.cn

【提要】 上消化道早癌的发病率和病死率在全球范围内居高不下，尽管消化内镜技术的进步为上消化道早癌的诊断提供了可能，但受制于基层医疗机构设备配置率不足及操作者间诊断异质性，大规模人群筛查效能仍存在显著区域不平衡性。人工智能技术的应用为解决上述问题提供了新的技术路径，通过构建并应用计算机辅助诊断系统可有效提升疾病诊治的准确性和可及性。现有研究多局限于单一癌种的独立分析，而本研究基于胃镜检查连续覆盖上消化道的临床实践需求，将食管表浅鳞状细胞癌（含T1a/T1b期）与早期胃癌的诊治策略、人工智能诊断特征及诊疗差异纳入统一框架，综述了人工智能技术在早期食管及胃癌内镜诊治中的现有应用，探讨其临床价值，分析当前局限，并展望未来发展方向，旨在为优化相关疾病诊治策略提供新思路。

【关键词】 食管表浅鳞状细胞癌；　早期胃癌；　消化内镜；　人工智能；　计算机辅助诊断

Application progress of artificial intelligence in digestive endoscopy for diagnosis and treatment of early esophageal and gastric cancers

Wang Qishang, Yu Zihan, Meng Qingguo, Wang Bangmao, Chen Xin
Department of Gastroenterology, Tianjin Medical University General Hospital, Tianjin 300052, China
Corresponding author: Chen Xin, Email: xchen03@tmu.edu.cn

上消化道肿瘤的发病率和病死率均居高不下。食管癌与胃癌分列全球第八和第五大高发癌种[1]。流行病学数据显示，胃癌作为我国消化道恶性肿瘤防控重点，在恶性肿瘤中居发病率的第四位，病死率的第三位[2]。世界卫生组织（World Health Organization，WHO）2020年全球癌症统计报告显示，我国胃癌新发病例47.9万例，死亡病例37.4万例，分别占全球胃癌发病和死亡人数的44.0%和48.6%[3]。我国也是食管癌高发国家，发病和死亡人数占全球的53.7%和55.3%[4]。病理学研究表明，提升此类疾病预后的关键干预节点在于早诊早治，其中胃镜筛查作为上消化道肿瘤早期检测的金标准技术，已被证实可显著降低进展期癌症发生率。我国可开展消化内镜诊疗的医疗机构中县域医院占比达54%，然而其注册消化内镜医师数量仅占全国总量的39%，诊疗服务量占比仅占38%。这一结构性失衡反映出消化内镜技术的区域配置与人口地理分布存在显著偏离[5]。且早期癌灶形态隐匿，鉴别困难。因此，构建基于消化内镜的远程诊疗质控体系具有重要临床价值。

人工智能技术能帮助我们实现上述体系的建立。基于人工智能的消化内镜图像分析是医疗领域极具前途的应用之一。常用的消化内镜有白光、窄带光成像和放大内镜等[6]。在过去，识别内镜图像的能力取决于个人专业知识，观察者间和观察者内变异性是消化内镜检查的一个限制。而人工智能和深度学习（deep learning，DL）算法，特别是卷积神经网络（convolutional neural network，CNN）的出现，有望帮助我们解决难题[7]。大多数对消化内镜人工智能系统的分析表明，它们的性能已经优于非专家级内镜医师，且与专家级内镜医师相当[8]。本综述将分病种分析人工智能在食管表浅鳞状细胞癌（含T1a/T1b期）及癌前病变、早期胃癌中的应用。

一、人工智能在食管表浅鳞状细胞癌诊治中的技术演进

（一）食管表浅鳞状细胞癌的人工智能辅助诊断：从静态图像到动态视频

我国食管癌早诊率目前仍处于较低水平，病理类型以鳞状细胞癌为主[9]。人工智能能通过内镜图像检测、诊断食管表浅鳞状细胞癌（含T1a/T1b期）。Cai等[10]的团队在

DOI：10.3760/cma.j.cn321463-20250522-00211
收稿日期　2025-05-22　　**本文编辑**　顾文景
引用本文：王起尚，于梓涵，孟庆国，等. 消化内镜人工智能在早期食管及胃癌诊治中的应用进展[J]. 中华消化内镜杂志，XXXX，XX(XX)：1-5. DOI：10.3760/cma.j.cn321463-20250522-00211.

《中华消化内镜杂志》校样

2019年开发并验证了一种新型的CAD系统，该系统使用深度神经网络（deep neural network，DNN）来定位和识别传统白光内镜下的食管表浅鳞状细胞癌。2020年，Ohmori等[11]的团队开发了检测和区分食管鳞状细胞癌的CNN系统，该系统整合白光内镜、窄带光成像和放大内镜技术，其在非放大内镜的图像检测中具有高灵敏度，在放大内镜下区分食管鳞状细胞癌与非癌性病变具有高准确率。Tang等[12]的团队在2021年开发了一个深度卷积神经网络（deep convolutional neural network，DCNN）系统，是CNN系统的进化版，能通过增加深度和引入新技术解决复杂问题[13]，并通过白光内镜诊断食管表浅鳞状细胞癌。

尽管上述研究在静态图像分析中取得突破性进展，但内镜诊疗本质是动态连续的视频流处理过程，这促使研究者向实时动态验证方向拓展技术边界。Guo等[14]的团队在2020年开发了一个基于DNN的CAD系统，用于实时自动诊断食管癌前病变和食管表浅鳞状细胞癌，他们总共使用了6473张窄带光成像图像来训练CAD系统，包括癌前病变、食管表浅鳞状细胞癌和非癌病变，并使用内镜图像和视频数据集验证了CAD系统，结果显示该模型对内镜图像和视频数据集都表现出高敏感度和特异度。同样的，Shiroma等[15]的团队在2021年也用视频验证集测试了其开发的CNN系统，该系统在高速视频中的灵敏度为85%，远高于参与测试的内镜医师（45%）。人工智能技术不仅可实时识别内镜视频中的食管表浅鳞状细胞癌，还可同步筛查其癌前病变。2024年，Li等的[16]团队开发了一种基于CNN的系统，用于检测高危食管病变，招募3117名50岁以上患者，并根据区组随机化以1∶1随机分配至试验组（CNN辅助内镜检查）或对照组（无辅助内镜检查）进行验证，试验组的高危食管病变检测率（1.8%）明显高于对照组（0.9%），说明该系统可明显提高内镜检查期间的高危食管病变检测率。

静态图像模型易优化但场景单一，难以反映动态检查的复杂情况；动态实时系统虽贴合临床，却面临视频流处理复杂、算力要求严苛（如高性能GPU）、成本高昂等挑战，限制了其在基层的普及。

（二）食管鳞状细胞癌浸润深度预测：人工智能的精准化探索

食管表浅鳞状细胞癌的浸润深度是制定治疗方案（内镜下切除、外科手术或放化疗）及评估预后的关键病理学指标。近年来，人工智能技术的介入为浸润深度的精准评估提供了新范式。2019年，Nakagawa等[17]的团队开发的人工智能鉴别黏膜下微浸润性（SM1）癌与黏膜下深浸润性（SM2、SM3）癌的灵敏度、特异度和准确率分别为90.1%、95.8%和91.0%，与经验丰富的内镜医师的结果（对应分别为89.8%、88.3%和89.6%）相近。进一步研究表明，基于多模态内镜影像的人工智能模型具有更高的临床适用性。2020年，Tokai等[18]的团队使用白光内镜和窄带光成像开发的CNN系统能将食管上皮层（EP）至黏膜下微浸润性（SM1）的病变与黏膜下深浸润性（SM2、SM3）的病变区分，该系统的准确性评分超过了13名内镜医师中的12名。食管鳞状上皮内乳头状毛细血管襻（intrapapillary capillary loops，IPCL）的分型与浸润深度相关，IPCL分为A、B1、B2和B3型血管，其中B3型血管提示黏膜下深层更深（SM2/3）的病变，表明需要进行食管切除术或放化疗[19]。然而，IPCL分型依赖医师经验，存在主观判读差异。Yuan等[20]的团队在2022年开发的基于DCNN的人工智能系统在预测IPCL亚型和侵袭深度方面比内镜医师取得了更好的性能，在该系统的帮助下，初级内镜医师诊断IPCL亚型和侵袭深度的能力显著提高。

人工智能整合内镜影像特征与深度学习，为食管表浅鳞状细胞癌浸润深度评估提供双重保障。但现有研究多聚焦静态图像，缺乏动态视频系统，难以连续评估；模型多基于单中心数据，泛化能力受限，且缺乏外部验证，结果普适性存疑。

（三）早期食管腺癌的人工智能检测：减少肿瘤的漏诊

巴雷特食管是食管腺癌的危险因素，指南推荐规律内镜监测以识别低级别上皮内瘤变或早期腺癌，便于早期根治治疗。而在内镜检查中容易漏诊肿瘤的主要原因是不恰当的内镜监测。CAD系统联合先进成像为此提供了新路径，是最有前景的方向[21]。

2019年，Ghatwary等[22]的团队率先构建了基于高清白光内镜图像的人工智能系统，可自动标记食管腺癌病灶区域，该研究验证了人工智能在静态图像中定位恶性病变的可行性，但缺少外部验证，其泛化能力有待进一步验证。2020年，de Groof等[23]的团队开发并测试了一个深度学习CAD系统，该系统能将内镜图像分为食管腺瘤和非异型性增生，准确率高于53名非专家级医师。Hashimoto等[24]的团队在2020年也使用CNN系统分析了458张测试图像，包括225张食管腺瘤和233张非异型增生图像，正确检测了早期食管腺瘤，敏感度为96.4%，特异度为94.2%，准确率为95.4%。

值得注意的是，上述研究多基于静态图像分析。针对这一局限，Abdelrahim等[25]的团队在2022年开发的CAD系统使用了包含内镜图像及内镜视频的训练集和验证集，在外部验证中，CAD系统检测食管腺瘤的灵敏度、特异度、阴性预测值和准确率分别为93.8%、90.7%、95.1%和92.0%，优于内镜医师，证实了人工智能辅助内镜医师实时检测食管腺瘤是可行的。

研究表明，CAD模型已初步具备辅助内镜医师精准诊断早期食管腺癌及癌前病变的能力。但多数模型（如Ghatwary等[22]、Hashimoto等[24]）依赖单中心回顾性数据，外部验证不足，泛化能力存疑。Abdelrahim等[25]虽进行了外部验证且结果优异，但训练数据超百万张，标注成本高、模型“黑箱”，限制了临床部署。动态视频验证是进步，但实时处理对硬件要求高。

二、早期胃癌：人工智能技术从病灶检测到精准诊疗的深化

（一）早期胃癌的人工智能辅助诊断：高通量与精准化并行

《中华消化内镜杂志》校样

2018 年，Hirasawa 等[26]的团队开发了自动检测胃癌的 CNN 系统，该系统 47 s 分析了 2296 张测试图像，正确诊断了 77 个胃癌病变中的 71 个，敏感度为 92.2%，直径≥6 mm 病变检出率为 98.6%。漏诊病变均为表面凹陷型分化型黏膜内癌，与良性病变形态重叠，即使高年资医师鉴别也困难。该研究验证了人工智能在高通量筛查中的潜力，但依赖单中心回顾性数据，未覆盖动态视频，泛化性待验证。

为增强 CAD 系统的临床泛化性，Wu 等[27-30]的团队则是基于 DCNN 开发了 ENDOANGEL 系统。在检查中，该系统用蓝色框标记胃局灶性病变，用红色框标记可疑肿瘤，并在侧面有文字提示。在 2019 年，他们收集了 24549 张来自胃不同部位的图像，以训练 DCNN 来监测解剖盲区，显著降低了早期胃癌的漏诊风险[27]。2021 年，随机对照试验显示，人工智能优先组胃肿瘤漏诊率（6.1%）低于常规组（27.3%）[28]。同年，ENDOANGEL 预测 3 例早期胃癌和 2 例晚期胃癌，检测胃癌准确率 84.7%、灵敏度 100%、特异度 84.3%[29]。2022 年，实时视频比较中，该系统检测胃肿瘤和诊断早期胃癌的敏感度（分别为 87.81% 和 100%）高于内镜医师（分别为 83.51% 和 87.13%）[30]。ENDOANGEL 系列研究通过随机对照试验证实了 CAD 降低漏诊率的临床价值。

值得关注的是，人工智能技术正从病灶检测向精细化诊断深化。Hu 等[31]的团队开发了辅助窄带光成像放大内镜诊断早期胃癌的 EGCM 系统。EGCM 的准确率（77.0%）、敏感度（79.2%）、特异度（74.5%）与高年资医师无统计学差异。其总体诊断准确率优于初级医师组（72.8%），尤其在微小凹陷型病变鉴别中优势明显。在 EGCM 辅助下，内镜医师诊断能力均有提升，证实该系统可为基层筛查提供可行方案。

Luo 等[32]的团队开发了 GRAIDS 系统，可诊断所有上消化道早癌。他们使用 1 036 496 张图像（来自 84 424 名个体）进行开发和测试。GRAIDS 检测上消化道早癌的准确率为 92.8%，灵敏度（94.2%）与专家级医师（94.5%）相似，优于职业医师（85.8%）和见习医师（72.2%）。GRAIDS 通过内、外部测试集和前瞻性测试集验证了其技术的临床普适性。

上述研究表明，基于深度学习的人工智能系统，整合多模态影像数据（白光、窄带光成像、放大内镜），可提升筛查效率与诊断一致性，为基层提供可扩展的技术路径。但 Hirasawa 等[26]的研究包含进展期癌，对纯早癌的泛化性存疑。ENDOANGEL 系列研究降低了漏诊率，但浸润深度和分化状态预测精度（分别为 78.57% 和 71.43%）仍不理想，且依赖白光内镜。EGCM 和 GRAIDS 性能优异，但 EGCM 的推广受限于窄带光成像放大内镜设备的普及率，GRAIDS 的“黑箱”特性可能影响信任和部署。

（二）浸润深度与边界识别：从诊断到治疗的闭环管理

早期胃癌的精准诊疗高度依赖于对病灶浸润深度、病理分型及边界范围的准确评估，这三项核心参数直接影响患者的治疗策略选择（内镜下切除或外科手术）与远期预后。根据日本胃癌协会（Japanese Gastric Cancer Association，JGCA）指南，早期胃癌按浸润深度分为黏膜内癌（T1a，局限于黏膜层）和黏膜下癌（T1b，侵及黏膜下层），两者在淋巴结转移风险及五年生存率上存在显著差异[33]。

为减少内镜医师在胃镜检查中对浸润深度判断的误差，Zhu 等[34]的团队在 2019 年构建了 CNN-CAD 系统，以确定早期胃癌浸润深度并筛查患者进行内镜切除，CNN-CAD 系统的准确率（89.16%）和特异度（95.56%）明显高于内镜医师（71.49% 和 63.31%）。同期，胃癌病变的智能分类研究亦取得进展。Cho 等[35]的团队在 2019 年开发了基于白光内镜的五分类系统（晚期胃癌、早期胃癌、高度异型增生、低度异型增生、非肿瘤），但在前瞻性的测试中，该系统的准确率（76.4%）低于高准确率的内镜医师（87.6%），因未整合放大内镜或窄带光成像，对早期癌细微特征捕获不足。此外，上述研究均基于静态的内镜图像，临床实用性较低。

早期胃癌边界识别技术的突破为精准切除奠定基础。为实现对早期胃癌病灶的视频流分析，Ling 等[36]的团队开发了 CNN 系统，在窄带光成像放大内镜下识别早期胃癌的分化状态和边界。该系统预测分化状态的准确率为 83.3%，明显优于 5 位专家（69.66%）；勾画分化型和未分化型早期胃癌边缘的准确率分别为 82.7% 和 88.1%；在未处理视频中可实现实时分化状态诊断和边缘描绘。2022 年，Wu 等[30]的团队也对人工智能预测早期胃癌的浸润深度、分类展开研究，ENDOANGEL 系统预测早期胃癌的浸润深度和分化状态的准确率分别为 78.57% 和 71.43%，略高于内镜医师（对应分别为 63.75% 和 64.41%），ENDOANGEL 系统尝试了实时多任务预测，但其对分化状态和深度的预测精度尚未达到理想水平，且缺乏对边界识别的功能。

以上研究表明，多数人工智能对早期胃癌病灶的检查水平与有经验的内镜医师的评估水平相当。这证实了人工智能有辅助上消化道内镜检查早期胃癌的潜力。但是，这些研究均缺乏将人工智能预测结果与最终治疗决策、手术效果（如 R0 切除率）及患者长期预后（生存率、复发率）联系起来的前瞻性数据[37]，这是评估人工智能真实临床价值的最终环节。

三、总结

人工智能在食管及胃癌诊治中已初步展现价值。它能够提升早期癌及癌前病变的检出率与诊断准确性，更能够降低漏诊率；同时辅助判读浸润深度、分化状态、边界等关键病理特征，为指导个体化治疗决策提供支持。此外，人工智能系统稳定可复制的特点有助于促进诊断均质化，为基层医疗机构提供接近专家水平的支持；还能实时监测解剖盲区，从操作层面提高内镜质量。

然而，人工智能的广泛应用仍面临诸多挑战。在数据与算法层面，多数模型基于单中心回顾性静态图像，泛化性不足，且深度学习模型的“黑箱”特性缺乏可解释性[38]；动态视频处理对算力要求高，复杂任务如浸润深度精细分层和边界描绘的精度尚未达到临床顶尖水平。在临床验证层面，缺乏与长期预后（如 R0 切除率、生存率）关联的前瞻性

《中华消化内镜杂志》校样

研究。在应用与伦理层面，硬件成本高、集成度低，责任认定法规缺失，数据隐私及医师接受度也有待解决。

未来应着力构建高质量多模态数据库，涵盖视频及多中心数据并采用联邦学习保护隐私；提升算法可解释性与轻量化，发展多模态融合技术；开展以硬终点为目标的随机对照试验，探索治疗导航应用；推动软硬件集成与云端方案；完善伦理法规、审计追踪和风险防控机制[39]；最终构建覆盖筛查、诊断、治疗、随访全流程的智能化诊疗生态。

人工智能在上消化道早癌诊治领域的应用已从概念验证步入临床验证的关键阶段。通过聚焦解决数据、算法、验证、伦理和成本等核心瓶颈，人工智能有望从当前的“辅助工具”进化为未来早癌精准诊疗体系中不可或缺的“智能基础设施”，为最终降低上消化道癌的疾病负担作出重要贡献。

利益冲突　所有作者声明不存在利益冲突

参　考　文　献

[1] Siegel RL, Giaquinto AN, Jemal A. Cancer statistics, 2024[J]. CA Cancer J Clin, 2024, 74(1): 12-49. DOI: 10.3322/caac.21820.

[2] 赫捷, 陈万青, 李兆申, 等. 中国胃癌筛查与早诊早治指南(2022,北京)[J]. 中华肿瘤杂志, 2022, 44(7):634-666. DOI: 10.3760/cma.j.cn112152-20220617-00430.

[3] Sung H, Ferlay J, Siegel RL, et al. Global cancer statistics 2020: GLOBOCAN estimates of incidence and mortality worldwide for 36 cancers in 185 countries[J]. CA Cancer J Clin, 2021, 71(3):209-249. DOI: 10.3322/caac.21660.

[4] 中华医学会肿瘤学分会早诊早治学组. 中国食管癌早诊早治专家共识[J]. 中华肿瘤杂志, 2022, 44(10):1066-1075. DOI: 10.3760/cma.j.cn112152-20220220-00114.

[5] 蔡梦溪, 王天骄, 辛磊, 等. 中国县域医院消化内镜学科现状:一项横断面研究[J]. 中华消化内镜杂志, 2022, 39(11): 885-888. DOI: 10.3760/cma.j.cn321463-20220524-00048.

[6] Nishiyama S, Oka S, Tanaka S, et al. Clinical usefulness of endocytoscopy in the remission stage of ulcerative colitis: a pilot study[J]. J Gastroenterol, 2015, 50(11):1087-1093. DOI: 10.1007/s00535-015-1059-y.

[7] Nathani P, Sharma P. Role of artificial intelligence in the detection and management of premalignant and malignant lesions of the esophagus and stomach[J]. Gastrointest Endosc Clin N Am, 2025, 35(2): 319-353. DOI: 10.1016/j.giec.2024.10.003.

[8] Kikuchi R, Okamoto K, Ozawa T, et al. Endoscopic artificial intelligence for image analysis in gastrointestinal neoplasms [J]. Digestion, 2024, 105(6): 419-435. DOI: 10.1159/000540251.

[9] 国家消化内镜专业质控中心, 国家消化系疾病临床医学研究中心(上海), 国家消化道早癌防治中心联盟, 等. 中国早期食管癌及癌前病变筛查专家共识意见(2019年,新乡)[J]. 中华消化内镜杂志, 2019, 36(11):793-801. DOI: 10.3760/cma.j.issn.1007-5232.2019.11.001.

[10] Cai SL, Li B, Tan WM, et al. Using a deep learning system in endoscopy for screening of early esophageal squamous cell carcinoma (with video)[J]. Gastrointest Endosc, 2019, 90(5): 745-753.e2. DOI: 10.1016/j.gie.2019.06.044.

[11] Ohmori M, Ishihara R, Aoyama K, et al. Endoscopic detection and differentiation of esophageal lesions using a deep neural network[J]. Gastrointest Endosc, 2020, 91(2): 301-309. e1. DOI: 10.1016/j.gie.2019.09.034.

[12] Tang D, Wang L, Jiang J, et al. A novel deep learning system for diagnosing early esophageal squamous cell carcinoma: a multicenter diagnostic study[J]. Clin Transl Gastroenterol, 2021, 12(8):e00393. DOI: 10.14309/ctg.0000000000000393.

[13] Liu P, El Basha MD, Li Y, et al. Deep evolutionary networks with expedited genetic algorithms for medical image denoising [J]. Med Image Anal, 2019, 54: 306-315. DOI: 10.1016/j.media.2019.03.004.

[14] Guo L, Xiao X, Wu C, et al. Real-time automated diagnosis of precancerous lesions and early esophageal squamous cell carcinoma using a deep learning model (with videos) [J]. Gastrointest Endosc, 2020, 91(1): 41-51. DOI: 10.1016/j.gie.2019.08.018.

[15] Shiroma S, Yoshio T, Kato Y, et al. Ability of artificial intelligence to detect T1 esophageal squamous cell carcinoma from endoscopic videos and the effects of real-time assistance [J]. Sci Rep, 2021, 11(1): 7759. DOI: 10.1038/s41598-021-87405-6.

[16] Li SW, Zhang LH, Cai Y, et al. Deep learning assists detection of esophageal cancer and precursor lesions in a prospective, randomized controlled study[J]. Sci Transl Med, 2024, 16(743): eadk5395. DOI: 10.1126/scitranslmed.adk5395.

[17] Nakagawa K, Ishihara R, Aoyama K, et al. Classification for invasion depth of esophageal squamous cell carcinoma using a deep neural network compared with experienced endoscopists [J]. Gastrointest Endosc, 2019, 90(3):407-414. DOI: 10.1016/j.gie.2019.04.245.

[18] Tokai Y, Yoshio T, Aoyama K, et al. Application of artificial intelligence using convolutional neural networks in determining the invasion depth of esophageal squamous cell carcinoma[J]. Esophagus, 2020, 17(3):250-256. DOI: 10.1007/s10388-020-00716-x.

[19] Mine S, Tanaka K, Kawachi H, et al. Japanese classification of esophageal cancer, 12th edition: part Ⅰ[J]. Esophagus, 2024, 21(3):179-215. DOI: 10.1007/s10388-024-01054-y.

[20] Yuan XL, Liu W, Liu Y, et al. Artificial intelligence for diagnosing microvessels of precancerous lesions and superficial esophageal squamous cell carcinomas: a multicenter study[J]. Surg Endosc, 2022, 36(11): 8651-8662. DOI: 10.1007/s00464-022-09353-0.

[21] Spadaccini M, Vespa E, Chandrasekar VT, et al. Advanced imaging and artificial intelligence for Barrett's esophagus: What we should and soon will do[J]. World J Gastroenterol, 2022, 28(11):1113-1122. DOI: 10.3748/wjg.v28.i11.1113.

[22] Ghatwary N, Zolgharni M, Ye X. Early esophageal adenocarcinoma detection using deep learning methods[J]. Int J Comput Assist Radiol Surg, 2019, 14(4): 611-621. DOI: 10.1007/s11548-019-01914-4.

[23] de Groof AJ, Struyvenberg MR, van der Putten J, et al. Deep-learning system detects neoplasia in patients with Barrett's esophagus with higher accuracy than endoscopists in a multistep training and validation study with benchmarking [J]. Gastroenterology, 2020, 158(4):915-929.e4. DOI: 10.1053/j.gastro.2019.11.030.

[24] Hashimoto R, Requa J, Dao T, et al. Artificial intelligence using convolutional neural networks for real-time detection of early esophageal neoplasia in Barrett's esophagus (with video)

《中华消化内镜杂志》校样

[J]. Gastrointest Endosc, 2020, 91(6): 1264-1271. e1. DOI: 10.1016/j.gie.2019.12.049.

[25] Abdelrahim M, Saiko M, Maeda N, et al. Development and validation of artificial neural networks model for detection of Barrett's neoplasia: a multicenter pragmatic nonrandomized trial (with video) [J]. Gastrointest Endosc, 2023, 97(3): 422-434. DOI: 10.1016/j.gie.2022.10.031.

[26] Hirasawa T, Aoyama K, Tanimoto T, et al. Application of artificial intelligence using a convolutional neural network for detecting gastric cancer in endoscopic images[J]. Gastric Cancer, 2018, 21(4): 653-660. DOI: 10.1007/s10120-018-0793-2.

[27] 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.

[28] 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.

[29] 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.

[30] 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.

[31] 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.

[32] Luo H, Xu G, Li C, et al. Real-time artificial intelligence for detection of upper gastrointestinal cancer by endoscopy: a multicentre, case-control, diagnostic study[J]. Lancet Oncol, 2019, 20(12): 1645-1654. DOI: 10.1016/S1470-2045(19)30637-0.

[33] Ono H, Yao K, Fujishiro M, et al. Guidelines for endoscopic submucosal dissection and endoscopic mucosal resection for early gastric cancer[J]. Dig Endosc, 2016, 28(1): 3-15. DOI: 10.1111/den.12518.

[34] Zhu Y, Wang QC, Xu MD, et al. Application of convolutional neural network in the diagnosis of the invasion depth of gastric cancer based on conventional endoscopy[J]. Gastrointest Endosc, 2019, 89(4): 806-815. e1. DOI: 10.1016/j.gie.2018.11.011.

[35] Cho BJ, Bang CS, Park SW, et al. Automated classification of gastric neoplasms in endoscopic images using a convolutional neural network[J]. Endoscopy, 2019, 51(12): 1121-1129. DOI: 10.1055/a-0981-6133.

[36] 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.

[37] Messmann H, Bisschops R, Antonelli G, et al. Expected value of artificial intelligence in gastrointestinal endoscopy: European Society of Gastrointestinal Endoscopy (ESGE) position statement[J]. Endoscopy, 2022, 54(12): 1211-1231. DOI: 10.1055/a-1950-5694.

[38] Ebigbo 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. DOI: 10.1053/j.gastro.2025.01.253.

[39] 中华医学会消化内镜学分会大数据协作组. 上消化道内镜人工智能系统临床应用专家共识(2023,武汉)[J]. 中华消化内镜杂志, 2024, 41(2): 85-96. DOI: 10.3760/cma.j.cn321463-20231007-00399.