

中华医学会系列杂志

ISSN 1007-5232

CN 32-1463/R

中华消化内镜杂志®

ZHONGHUA XIAOHUA NEIJING ZAZHI

2024年2月 第41卷 第2期

CHINESE JOURNAL OF DIGESTIVE ENDOSCOPY

Volume 41 Number 2
February 2024



中华医学会

CHINESE
MEDICAL
ASSOCIATION

ISSN 1007-5232



中华消化内镜杂志[®]

CHINESE JOURNAL OF DIGESTIVE ENDOSCOPY

月刊 1996年8月改刊 第41卷 第2期 2024年2月20日出版



微信: xhnxw



新浪微博

主 管

中国科学技术协会

主 办

中华医学会

100710,北京市东四西大街42号

编 辑

中华消化内镜杂志编辑委员会

210003,南京市紫竹林3号

电话: (025)83472831, 83478997

传真: (025)83472821

Email: xhnxj@xhnxj.com

http://www.zhdxhzz.com

http://www.medjournals.cn

总编辑

张澍田

编辑部主任

唐涌进

出 版

《中华医学杂志》社有限责任公司

100710,北京市东四西大街42号

电话(传真): (010)51322059

Email: office@cmaph.org

广告发布登记号

广登32010000093号

印 刷

江苏省地质测绘院

发 行

范围: 公开

国内: 南京报刊发行局

国外: 中国国际图书贸易集团

有限公司

(北京399信箱, 100048)

代号 M4676

订 购

全国各地邮政局

邮发代号 28-105

邮 购

中华消化内镜杂志编辑部

210003, 南京市紫竹林3号

电话: (025)83472831

Email: xhnxj@xhnxj.com

定 价

每期25.00元, 全年300.00元

中国标准连续出版物号

ISSN 1007-5232

CN 32-1463/R

2024年版版权归中华医学会所有

未经授权, 不得转载、摘编本刊文章, 不得使用本刊的版式设计

除非特别声明, 本刊刊出的所有文章不代表中华医学会和本刊编委会的观点

本刊如有印装质量问题, 请向本刊编辑部调换

目 次

共识与指南

- 上消化道内镜人工智能系统临床应用专家共识(2023, 武汉) 85
中华医学会消化内镜学分会大数据协作组

菁英论坛

- 混合型胃癌的预后与内镜治疗策略 97
申沐穹 丁强 刘梅
胃“爬行型”腺癌研究进展 101
宋世义 王雷 常廷民

论 著

- 混合型早期胃癌临床病理特征及内镜治疗预后评估 104
卢林芝 聂蓬 张志猛 秦天燕 李世华 辛亮 边玉龙
赵光源 刘金殿
胃癌风险相关分期的活检策略优化 111
兰雅迪 许倩倩 许昌芹 贾如真 史磊 许洪伟
内镜黏膜下剥离术治疗环周食管表浅癌的疗效及安全性分析 117
窦晓坛 吴建海 周婷 郭慧敏 陈敏 杨天 凌亭生
张晓琦 吕瑛 王雷 邹晓平
超声内镜引导下肝脏穿刺活检术在肝移植受者中的应用价值 121
饶伟 李倩 刘佳 田秋菊 张群 蔡金贞 解曼
IgG4相关自身免疫性胰腺炎临床及超声内镜特征分析 127
孙红翼 柴宁莉 李金平 李惠凯 王祥耀 茹楠 令狐恩强
门诊患者结直肠癌肠镜筛查依从性的相关影响因素研究 131
谭雪娇 彭昕 秦健 李加学 冶丽娜 濮蓉晖 赖力
马家静 陈卫刚
内镜逆行胰胆管造影术在儿童胰胆管合流异常中的诊疗价值 137
聂双 朱浩 沈珊珊 李雯 蔡薇 秦争艳 刘凤 张斌
姚玉玲 王雷 邹晓平
自动化软式内镜通道刷洗系统对内镜清洗质量的影响 142
王细兰 商任铎 刘军 黄兴民 骆孜 蔡璇 于红刚

短篇论著

- 一种复合刀头多功能内镜下切开刀的动物实验安全性及有效性评估 147
洪凡凌 丁文斌 陈巍峰

病例报道

- 经皮联合经直肠全覆膜自膨式金属支架置入治疗胰腺感染性坏死1例(含视频) 152
刘明东 沈永华 朱浩 窦晓坛 王雷
- 倒置型胃幽门腺腺瘤1例 154
李义 魏志 李敏 刘倩
- 内镜全层切除术治疗十二指肠非壶腹部神经内分泌肿瘤1例(含视频) 157
刘芳 孙玉立 陆友祝 凌亭生

综 述

- 胃底腺黏膜谱系肿瘤的研究现状及展望 160
刘美艳 谢娇 江传燊 李达周
- 共聚焦激光显微内镜在结直肠疾病中的应用进展 164
何新龙 龚帅 薛寒冰

读者·作者·编者

- 《中华消化内镜杂志》2024年可直接使用英文缩写的常用词汇 96
- 《中华消化内镜杂志》对来稿中统计学处理的有关要求 110
- 《中华消化内镜杂志》2024年征订启事 126
- 中华医学会系列杂志论文作者署名规范 151

插页目次 159

本刊稿约见第41卷第1期第82页

本期责任编辑 许文立 唐涌进

本刊编辑部工作人员联系方式

唐涌进, Email: tang@xhnj.com

周 昊, Email: zhou@xhnj.com

顾文景, Email: gwj@xhnj.com

本刊投稿方式

登录《中华消化内镜杂志》官方网站 <http://www.zhxxhnjzz.com> 进行在线投稿。

朱 悦, Email: zhuyue@xhnj.com

钱 程, Email: qian@xhnj.com

许文立, Email: xwl@xhnj.com



唐涌进



周 昊



顾文景



朱 悦



钱 程



许文立

(扫码添加编辑企业微信)

· 共识与指南 ·

上消化道内镜人工智能系统临床应用 专家共识(2023, 武汉)

中华医学会消化内镜学分会大数据协作组

通信作者: 于红刚, 武汉大学人民医院消化内科, 武汉 430060, Email: yuhonggang@whu.edu.cn; 王洛伟, 海军军医大学第一附属医院消化内科, 上海 200433, Email: wangluoweimd@126.com

【提要】 食管胃十二指肠内镜(esophagogastroduodenoscopy, EGD)是诊断上消化道肿瘤、癌前病变及危急重症病的有效工具。人工智能技术在 EGD 的质量控制和辅助诊断中起到了重要作用,但目前国内外尚无 EGD 人工智能系统应用的相关共识。2023 年中华医学会消化内镜学分会组织全国领域内权威专家讨论,结合国内外最新循证医学证据,形成 EGD 人工智能系统临床应用专家共识,旨在为临床医师应用 EGD 人工智能时提供合理的决策依据。本共识包括人工智能在胃镜盲区监测、食管异常病灶识别、食管癌浸润深度预测、食管胃静脉曲张分级、胃异常病灶识别等方面的 13 条推荐意见陈述,以及 EGD 人工智能系统临床应用要求。

【关键词】 人工智能; 食管胃十二指肠内镜; 中国; 专家共识

基金项目: 教育部重大专项——武汉大学深化校企合作项目; 湖北省临床医学研究中心项目(2022DCC004); 武汉市人工智能示范应用场景项目(2022YYCJ01)

Expert consensus on the clinical application of artificial intelligence system to upper gastrointestinal endoscopy (2023, Wuhan)

Big Data Collaboration Group, Digestive Endoscopy Branch of Chinese Medical Association

Corresponding author: Yu Honggang, Department of Gastroenterology, Renmin Hospital of Wuhan University, Wuhan 430060, China, Email: yuhonggang@whu.edu.cn; Wang Luowei, Department of Gastroenterology, The First Affiliated Hospital of Naval Medical University, Shanghai 200433, China, Email: wangluoweimd@126.com

【Summary】 The esophagogastroduodenoscopy (EGD) is an effective tool for diagnosing upper gastrointestinal tumors, precancerous lesions and critical emergency diseases. Artificial intelligence (AI) technology plays a significant role in the quality control and auxiliary diagnosis of EGD. However, currently there is no consensus on the application of EGD AI system at home or abroad. In 2023, organizing discussions among nationwide authoritative experts in the field, and combining the latest evidence-based medical evidence at home and abroad, Digestive Endoscopy Branch of Chinese Medical Association has formulated an expert consensus on the clinical application of EGD AI system, in order to provide clinicians with a reasonable decision-making basis when using EGD AI. This consensus consists of 13 recommendations including blind spot monitoring under gastroscopy, esophageal abnormal lesion identification, prediction of esophageal cancer infiltration depth, grading of esophageal gastric varices, identification of gastric abnormal lesions, and clinical application requirements for EGD AI system.

【Key words】 Artificial intelligence; Esophagogastroduodenoscopy; China; Expert consensus

Fund program: Major Project of Ministry of Education — College-Enterprise Deepening Reform

DOI: 10.3760/cma.j.cn321463-20231007-00399

收稿日期 2023-10-07 本文编辑 许文立 唐涌进

引用本文: 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.



Project of Wuhan University; Project of Hubei Provincial Clinical Research Center (2022DCC004); Wuhan Artificial Intelligence Application Demonstration Scenario Project (2022YYCJ01)

食管癌和胃癌是严重危害我国患者生命健康的重大疾病^[1],早诊早治是改善其预后及生活质量的主要策略^[2-3]。此外,消化道癌前病变如萎缩性胃炎、胃黏膜肠上皮化生,以及消化道危急重症如食管胃静脉曲张亦于临床十分常见,对此类疾病早期、准确的诊断有益于保障患者生命健康安全,具有重要意义。

食管胃十二指肠内镜(esophagogastroduodenoscopy, EGD)是诊断上消化道肿瘤、上消化道癌前病变及危急重症疾病的临床一线工具,利用白光内镜、图像增强内镜、化学染色等方式,可早期发现上消化道肿瘤及癌前病变,阻止疾病的进展,亦可准确诊断食管胃静脉曲张等危急重疾病,并针对以上疾病进行镜下分级,支撑临床医师进行后续治疗方案的决策。

然而,在我国消化疾病诊疗领域,仍长期存在早期消化道肿瘤及癌前病变漏诊率居高不下、非肿瘤性病变诊断一致性差等问题。程树红等^[4]分析 93 例早期胃癌数据,发现早期胃癌漏诊率高达 37.63%;赵书阳等^[5]分析 297 例反复长期出现上消化道症状的患者资料,经病理检查发现 199 例早期胃癌及癌前病变,而常规 EGD 检查漏诊了其中的 98 例,漏诊率近 50%,即使在应用放大染色内镜后漏诊率仍有 6%。另有一项研究收集 370 例病理证实胃癌前病变患者,发现上述患者 EGD 下漏诊或可疑漏诊率达 31.67%^[6]。据调查,我国 2012 年有超过 6 000 家医疗机构开展消化内镜诊疗,全年开展消化内镜诊疗接近 3 000 万例,而消化内镜医师不足 3 万人,占全部注册执业医师的 1%,每 100 万人口拥有消化内镜医师不足 20 人^[7]。随着技术的快速推广和人民群众健康需求的提升,尽管我国近年来消化内镜诊疗机构数量和诊疗量飞速上升,但医患比例的绝对不均衡现象依然严峻。因此,亟须探索内镜诊疗领域的新技术、新应用,以助解决我国消化内镜诊疗的上述关键性问题。

人工智能(artificial intelligence, AI)技术是指模拟人类智慧的技术和方法,其核心目标是使机器能够执行通常需要人类智慧的任务,近年来在医疗领域广泛应用^[8]。深度

学习技术是 AI 的分支,在图像识别任务中具有较强能力。近年来,中外学者就 AI 在 EGD 的探索和应用中取得众多先进性成果,覆盖了 EGD 检查的方方面面,并就 AI 应用于临床实践的有效性、安全性开展临床试验,收效显著,引发国内外专家学者对 AI 进入真实医疗环境的讨论和思考,并提出众多积极的建议和展望。AI 设备引入临床已是大势所趋。本共识旨在综合现有研究证据,为临床医师在应用 EGD AI 辅助模型时提供决策参考。本共识并非强制性标准,无法涵盖或解决所有技术相关的临床问题。建议临床医师在面对具体患者时,应充分了解目前能够获取的最佳临床证据,结合患者病情和治疗意愿,根据自己的专业知识、临床经验和可获得的医疗资源,制定临床决策。

本共识基于 PICO (participants, interventions, comparisons, outcomes)原则提出陈述意见^[9],参考 GRADE (grading of recommendations, assessment, development, and evaluation)系统对证据质量(表 1)和推荐强度(表 2)进行分级^[10]。采用改良 Delphi 方法由专家投票表决达成共识:(1)完全同意;(2)同意,有较小保留意见;(3)同意,有较大保留意见;(4)不同意。投票表决意见中(1)+(2)比例>80%属于达成共识,共识水平以表决意见中的(1)+(2)比例表示。最终,本共识最终达成 80% 以上共识水平的推荐意见共 13 项(表 3)。

一、EGD AI 辅助系统功能

(一)AI 辅助 EGD 检查时间统计

陈述 1:对于需要接受 EGD 检查的患者,推荐将 AI 辅助 EGD 检查时间作为质量控制工具。(证据质量:A,推荐强度:强,共识水平:95.45%)

EGD 是检出早期上消化道肿瘤的重要手段。EGD 的检查时间指内镜从插管到拔管,对食管、胃和十二指肠的观察时间^[11-12]。为了保证 EGD 的检查质量,欧洲胃肠内镜学会等协会提出标准的 EGD 检查时间作为质量控制规范,指南建议 EGD 检查时间应不少于 7 min^[13]。由于临床诊疗环节复杂、诊疗任务繁重,并且缺乏经济有效的质量控制方式,

表 1 证据质量的推荐分级评估、制定和评价

证据质量	等级	定义
高等质量	A	非常确信估计的效应值接近真实效应值,进一步研究也不可能改变其可信度
中等质量	B	对估计的效应值确信度中等,其有可能接近真实效应值,进一步研究有可能改变其可信度
低等质量	C	对估计的效应值确信度有限,其与真实效应值可能大不相同,进一步研究极有可能改变其可信度
很低等质量	D	对估计的效应值几乎没有信心,其与真实效应值很可能完全不同,对其的任何估计都很不确定

表 2 推荐强度分级

推荐强度	定义
强	明确显示干预措施利大于弊或者弊大于利,在大多数情况下适用于大多数患者
弱	利弊不确定,或无论质量高低证据均显示利弊适当,适用于很多患者,但根据患者价值观与偏好性会有差异

表3 上消化道内镜人工智能系统临床应用专家共识陈述汇总

推荐陈述	证据质量	推荐强度	共识水平
陈述1:对于需要接受EGD检查的患者,推荐将AI辅助EGD检查时间作为质量控制工具	A	强	95.45%
陈述2:对于需要接受EGD检查的患者,推荐将AI辅助盲区监测作为质量控制工具	A	强	100.00%
陈述3:推荐在EGD检查中使用AI实时辅助发现食管异常病灶	C	强	95.45%
陈述4:推荐对巴雷特食管患者使用AI辅助测量和评分	C	强	86.36%
陈述5:对怀疑早期食管鳞状细胞癌或早期食管腺癌的患者,均推荐使用AI进行辅助诊断	C	强	95.45%
陈述6:对于未获得病理浸润深度的早期食管癌患者,建议在AI辅助下预测是否发生黏膜下200 μm以上的浸润	C	强	90.91%
陈述7:对于肝硬化患者,推荐临床使用AI辅助内镜下食管胃静脉曲张识别	C	强	95.45%
陈述8:对于确诊食管胃静脉曲张的患者,推荐使用AI辅助内镜下严重程度分级	C	强	95.45%
陈述9:建议在常规EGD检查中使用AI实时辅助发现胃异常病灶	C	强	90.91%
陈述10:对于需要接受EGD检查的患者,推荐使用AI辅助胃炎诊断	C	强	95.45%
陈述11:对于怀疑早期胃癌的患者,推荐临床应用AI辅助诊断	B	强	90.91%
陈述12:对于怀疑早期胃癌并需要接受内镜黏膜下剥离术或行组织学活检的患者,建议在AI辅助下进行范围标定	C	强	90.91%
陈述13:可解释性AI模型性能和医师接受度优于传统AI模型,推荐优先使用具备可解释性的AI模型	C	强	95.45%

注:EGD指食管胃十二指肠内镜;AI指人工智能

目前很难对EGD检查时间进行严格监测。

近年来,基于深度学习的AI技术不断发展,并在医学图像识别领域取得重大进展,其图像处理与识别的高效性有助于AI技术在胃肠内镜质量控制中的应用,可实现低成本、高效率的EGD检查时间监测。Yu等^[14]和Wu等^[15]均通过构建深度学习模型实现了EGD检查过程中准确实时地识别解剖位置并记录EGD检查时间。Wu等^[15]构建的深度学习模型在107个真实EGD视频中正确预测93.46%视频的检查开始时间和97.20%视频的检查结束时间。

(二)AI辅助盲区监测

陈述2:对于需要接受EGD检查的患者,推荐将AI辅助盲区监测作为质量控制工具。(证据质量:A,推荐强度:强,共识水平:100.00%)

高质量EGD检查是上消化道肿瘤早诊早治的关键。英国胃肠病学会和欧洲胃肠内镜学会等均建议在EGD检查中对上消化道进行系统性观察,通过减少盲区来降低肿瘤漏诊率^[13,16-17]。受限于内镜医师操作水平和对解剖部位的认知差异,容易出现检查部位覆盖不全的问题,且缺乏有效的EGD质量控制和评估体系。近年来,AI迅速发展,可通过深度学习对数据、图像等快速自动识别和分析,目前AI在EGD检查中部位识别、减少检查盲区有了较大进展^[18-20]。2018年Takiyama等^[18]构建基于深度卷积神经网络的部位识别系统,共纳入27 335张EGD白光图片,将上消化道分为喉、食管、胃和十二指肠,其中胃又分为上部、中部和下部,然后用17 081张图片验证其部位识别的能力,结果显示该系统自动识别上消化道各个解剖部位的整体准确率为97%。然而该研究仅针对静态图片的部位进行评估,并不能反应AI在实时视频状态下的检测性能。Wu等^[20]研发的WISENSE系统利用深度学习技术,基于欧洲胃肠内镜学会EGD操作指南^[13]和日本EGD系统筛查方案^[21],将上消化道分为26个部位,并实现实时状态下识别EGD解剖部位。基

于该模型,该团队开展了单中心随机对照研究以评价WISENSE对EGD检查质量的影响^[15]。该研究共招募324例EGD检查患者(WISENSE辅助组153例,对照组150例),WISENSE辅助组的盲区率显著低于对照组(5.86%比22.46%, $P<0.001$)。随后,为验证该模型在不同EGD检查类型中的效果,该团队完成了一项3组随机平行对照研究,结果显示,AI辅助下常规、无痛和超细EGD检查的盲区率均低于对照组(无痛EGD组:3.42%比22.46%, $P<0.001$;超细EGD组:21.77%比29.92%, $P<0.001$;常规EGD组:31.23%比42.46%, $P<0.001$)^[22]。此外,多中心随机对照研究的结果再次验证了AI辅助EGD检查可减少盲区^[23]。综上,AI在临床实践中可作为辅助监督工具,通过实时识别部位反馈盲区,提醒内镜医师规范操作,减少检查部位的遗漏,监督和提高EGD检查质量。

(三)AI辅助食管异常病灶识别

陈述3:推荐在EGD检查中使用AI实时辅助发现食管异常病灶。(证据质量:C,推荐强度:强,共识水平:95.45%)

食管异常病灶主要包含食管癌、食管癌前病变和其他食管良性病变(食管炎、食管胃黏膜异位和静脉曲张等)。我国每年因食管癌死亡人数超过10万^[24]。我国食管癌以鳞状细胞癌为主要病理类型,占比超过90%^[25-27],以巴雷特食管为前驱病变的食管腺癌在西方较为多发,但也是我国食管癌的主要病理类型之一。早期发现并切除食管癌及癌前病变,可有效改善患者预后,但食管癌前病变及早期癌病变黏膜改变轻微,诊断困难。因此,利用AI辅助检出早期食管癌及其癌前病变具有重要意义^[28]。

Guo等^[29]进行多中心的样本收集,使用AI检测癌前病变及早期食管鳞状细胞癌、食管胃静脉曲张、食管炎、食管胃黏膜异位等多种食管异常病灶,其模型在图像测试中的灵敏度为98.04%,特异度为95.03%。Liu等^[30]进行多中心

的样本收集,构建 AI 模型在白光下检测早期食管鳞状细胞癌。其模型在内部和外部图像测试中检测早期食管鳞状细胞癌的准确率分别为 85.7% 和 84.5%。为了进一步拓展图像模态,Yuan 等^[31]使用 AI 在白光内镜、碘染、放大内镜窄带光成像(magnifying endoscopy narrow-band imaging, ME-NBI)、窄带光成像(narrow-band imaging, NBI)多种内镜成像模式下检测早期食管鳞状细胞癌。模型在不同内镜成像模式下均取得了较好的诊断性能,在白光下识别食管鳞状细胞癌的准确率、灵敏度和特异度分别为 82%、90% 和 74%;在 NBI 或碘染下识别食管鳞状细胞癌的准确率、灵敏度和特异度分别为 86%、93% 和 80%,与经验丰富的内镜医师诊断性能相似。

Pan 等^[32]利用白光、NBI 图像开发了两个全卷积神经网络分别分割胃食管交界处和鳞柱状交界处,交并比(IoU)分别为 0.56 和 0.82,该方法优于使用单个深度学习网络的传统方法,可以更好地对巴雷特食管识别和分割。Horie 等^[33]使用 AI 同时检测食管鳞状细胞癌和食管腺癌,该模型灵敏度为 98%,阳性预测值为 40%。

(四) AI 辅助巴雷特食管测量和评分

陈述 4: 推荐对巴雷特食管患者使用 AI 辅助测量和评分。(证据质量:C,推荐强度:强,共识水平:86.36%)

巴雷特食管是一种癌前病变,巴雷特食管 ≥ 3 cm 的患者每年进展为腺癌的比率(0.25%)显著高于巴雷特食管 < 3 cm 的患者(0.07%)^[34]。因此,指南建议根据巴雷特食管长度确定监测间隔^[35-36]。布拉格 C&M 分类基于内镜下可见的食管柱状黏膜的整个环状上移的长度(C)和上移最大长度(M)对巴雷特食管进行分级,已被美国、欧盟和英国等多指南推荐作为确定内镜监测间隔的风险分层工具^[35-37]。

Ali 等^[38]利用白光、NBI 图像训练 AI 模型进行巴雷特食管范围测量,视频测试中,C 和 M 以及岛状黏膜测量平均精度 97.2%,边界平均偏差为 ± 0.9 mm,而巴雷特食管上皮测量精度 98.4%,与真实值平均偏差仅为 ± 0.4 cm²,系统提供的 C 和 M 测量值与专家评分一致,C 和 M 评分的边界总体相对误差(平均差)分别为 8% (3.6 mm) 和 7% (2.8 mm)。

(五) AI 辅助早期食管癌诊断

陈述 5: 对怀疑早期食管鳞状细胞癌或早期食管腺癌的患者,均推荐使用 AI 进行辅助诊断。(证据质量:C,推荐强度:强,共识水平:95.45%)

食管癌患者的生存时间与其临床分期密切相关,实现食管癌早诊早治,可以大幅度改善患者预后^[39-40]。然而由于早期食管癌病变范围较小,内镜下形态学表现与一些良性疾病及癌前病变鉴别困难,不同年资、经验的内镜医师诊断水平差异较大,对病变的性质、范围、浸润深度、分化情况认识不足,使早期食管癌容易漏诊^[41]。Ohmori 等^[42]进行了一项单中心、回顾性的临床试验,使用 AI 在不同内镜成像下对食管鳞状细胞癌与食管炎、血管异常、轻度色素沉着、糖原性棘皮病等良性病变进行鉴别诊断。AI 在 NBI 及蓝光

成像(blue light imaging, BLI)图像测试中的灵敏度、特异度和准确率分别为 100%、63% 和 77%,在白光中的灵敏度、特异度和准确率分别为 90%、76% 和 81%,在 ME-NBI 及 BLI 中的灵敏度、特异度和准确率分别为 98%、56% 和 77%。Tang 等^[43]、Cai 等^[44]以及 Li 等^[45]均对早期食管鳞状细胞癌与非癌鉴别诊断功能进行了辅助阅片验证,在 AI 的辅助下,内镜医师的诊断准确率、灵敏度、特异度均显著升高。Liu 等^[30]进行了一项多中心临床试验,在白光下使用 AI 检测和描绘早期食管鳞状细胞癌的边界,AI 模型、高级内镜医师(拥有 > 4 年内镜操作经验)和专家内镜医师(拥有 > 8 年内镜操作经验)划定边界的准确率分别为 98.1%、78.6% 和 95.3%,AI 模型与内镜专家的性能相似,优于高级内镜医师。

在巴雷特食管患者内镜筛查和监测过程中,西雅图活检方案建议每 1~2 cm 进行 1 次四象限活检。然而,采样误差可能会限制其灵敏度,特别是对于长段巴雷特食管黏膜内的小区域癌症或不典型增生^[46-47]。此外,食管腺癌或不典型增生常呈扁平状,难以与周围的非不典型增生巴雷特食管黏膜区分。内镜医师常常未对长节段巴雷特食管进行广泛活检,亦增加癌症漏诊的风险^[48]。van der Sommen 等^[49]基于 44 例巴雷特食管患者的 100 张图像开发了一种用于检测巴雷特食管早期肿瘤性病变的深度学习模型,图片测试中该系统的灵敏度和特异度均为 0.83,在以患者为单位的测试集中,灵敏度和特异度分别为 0.86 和 0.87。de Groof 等^[50]前瞻性收集 40 例肿瘤性巴雷特食管病变和 20 例无不典型增生巴雷特食管白光图像,构建模型识别肿瘤性病变,准确率、灵敏度和特异度分别为 92%、95% 和 85%,识别正确的案例中,89.5% 案例模型标记区域位于专家标注范围内。de Groof 等^[51]进行了一项多中心、回顾性的临床研究,基于 5 个白光数据集训练并验证了一个计算机辅助检测(computer-aided detection, CAD)系统,CAD 系统将图像分类为包含肿瘤或无不典型增生巴雷特食管,分别在两个数据集(数据集 4,数据集 5)中进行图像外部验证,在数据集 4 中准确率为 89%,灵敏度为 90%,特异度为 88%。在数据集 5 中,CAD 系统与普通内镜医师的准确率分别为 88% 和 73%,灵敏度为 93% 和 72%,特异度为 83% 和 74%。CAD 系统准确率优于所有 53 名非专家内镜医师。数据集 4 和 5 中,CAD 系统检测的肿瘤区域与专家识别的区域均重叠。CAD 系统在 97% (数据集 4) 和 92% (数据集 5) 的病例中检测到了肿瘤活检的最佳部位。de Groof 等^[52]在另一项单中心前瞻性研究中,验证基于白光图像构建无不典型增生巴雷特食管和巴雷特食管肿瘤性病变鉴别模型,以每 2 cm 巴雷特食管上皮的白光图像作为一个水平,对 CAD 系统进行验证,其准确率、灵敏度和特异度分别为 90%、91% 和 89%。

(六) AI 辅助食管癌浸润深度预测

陈述 6: 对于未获得病理浸润深度的早期食管癌患者,建议在 AI 辅助下预测是否发生黏膜下 200 μ m 以上的浸润。(证据质量:C,推荐强度:强,共识水平:90.91%)

食管癌浸润深度与其淋巴转移风险和预后紧密相关。指南规定对于浸润至上皮层、黏膜固有层、黏膜肌层以及黏膜下层 200 μm 以内(SM1)的食管癌患者,由于发生淋巴转移风险较小,在不伴脉管瘤栓或神经侵犯、不伴食管周围区域淋巴结肿大的情况下推荐行内镜切除术,而浸润至黏膜下 200 μm 以上(SM2~3)的食管癌患者应进行外科手术[53-54]。因此,准确预测食管癌浸润深度是改善患者预后并避免过度诊疗的关键。

Tokai 等[55]基于白光内镜收集日本肿瘤研究所 1 751 例食管鳞状细胞癌患者的内镜图像构建 AI 模型,用于判断浸润深度。该模型对食管鳞状细胞癌浸润深度的预测准确率为 80.9%,准确率评分超过 92%的内镜医师。Uema 等[56]和 Nakagawa 等[57]构建的 AI 系统区分 SM1 和 SM2~3 的食管鳞状细胞癌的灵敏度为 90.1%,特异度为 95.8%,准确率为 91.0%,与经验丰富内镜医师的性能相当。对于食管腺癌的患者,Ehigbo 等[58]利用多中心、回顾性收集的巴雷特食管相关食管癌的白光图像构建浸润深度分型模型,AI 区分黏膜癌和黏膜下癌的准确率、灵敏度和特异度分别为 71%、77%和 64%,表现出与内镜专家相似的诊断性能。

(七)AI辅助食管胃静脉曲张识别

陈述 7:对于肝硬化患者,推荐临床使用 AI 辅助内镜下食管胃静脉曲张识别。(证据质量:C,推荐强度:强,共识水平:95.45%)

食管胃静脉曲张破裂出血是肝硬化的严重并发症,85%的肝硬化失代偿患者伴有食管胃静脉曲张[59]。内镜检查仍是诊断食管胃静脉曲张、预测 2 年内出血风险的金标准。所有诊断为肝硬化的患者均推荐进行内镜检查,并对静脉曲张进行危险分级[60]。

Chen 等[61]构建了基于深度学习的食管胃静脉曲张识别模型,该模型由来自 2 家医院 2 000 余例患者的上万张白光图片训练而成。在人机比赛中,模型识别食管、胃底静脉曲张的准确率分别为 97% 和 92%,显著优于内镜医师。在多中心视频测试集中,模型的准确率也达到 97% 和 91%,证明模型鲁棒性较好。Ding 等[62]开发了一个基于深度学习诊断食管胃静脉曲张的系统,该系统在 506 张图像的数据集中的灵敏度为 80.54%。Wang 等[63]使用来自 3 家医院的 6 000 余张图片训练静脉曲张分割模型,模型分割静脉曲张的交并比达到 0.8 以上。

(八)AI辅助食管胃静脉曲张严重程度分级

陈述 8:对于确诊食管胃静脉曲张的患者,推荐使用 AI 辅助内镜下严重程度分级。(证据质量:C,推荐强度:强,共识水平:95.45%)

食管胃静脉曲张内镜下风险分层决定接下来 1~2 年内患者需要接受的治疗,美国肝脏病协会和欧洲胃肠内镜学会指南建议 Form 1 级静脉曲张伴有红色征或 Child-pugh C 级,或 Form 2~3 级静脉曲张的肝硬化患者应该接受预防治疗,其他患者需要继续随访[64-65]。多项研究都证实内镜下

危险因素对预测患者 2 年内静脉曲张出血十分重要,但描述内镜下危险因素时主观性较强,且内镜医师间一致性不佳。

Chen 等[61]构建了基于深度学习的静脉曲张风险因素识别模型,该模型能够识别静脉曲张的尺寸、Form 分级、红色征等。根据风险因素得出相应的治疗建议:(1)需要预防性治疗:食管胃底静脉曲张伴大尺寸、红色征、红斑或 Child-Pugh C 级;(2)随访:无红色征或红斑的小静脉曲张;(3)无需治疗:正常食管和胃。在人机比赛中,模型识别食管大尺寸静脉的灵敏度与内镜医师相当(93.33% 比 88.17%),识别红色征的灵敏度与特异度均高于内镜医师(85.11% 比 81.34%, $P<0.01$;83.33% 比 63.06%, $P<0.01$);模型识别胃底大尺寸静脉的灵敏度与内镜医师接近(90.00% 比 93.33%),识别红斑的灵敏度与内镜医师相似(84.62% 比 85.71%),但特异度显著高于内镜医师(84.09% 比 57.89%, $P<0.001$)。Wang 等[63]训练静脉曲张 Form 分级及红色征分割分级模型,在前瞻性观察性研究中,模型对食管胃静脉曲张 Form 分级(94.57% 比 75.97%, $P<0.001$)与红色征分割分级准确率(94.62% 比 66.92%, $P<0.001$)都显著优于内镜医师。在识别胃静脉曲张红色征方面,模型准确率也显著优于内镜医师(95.76% 比 85.38%, $P<0.001$)。模型识别食管胃静脉曲张出血高风险患者的准确率显著优于内镜医师(94.92% 比 69.49%, $P<0.001$)。Wang 等[63]还使用自动训练平台构建集成内镜图片与临床特征的模型,预测患者 12 个月后的食管胃静脉曲张出血情况,在测试集中模型准确率为 0.932。

(九)AI辅助胃异常病灶识别

陈述 9:建议在常规 EGD 检查中使用 AI 实时辅助发现胃异常病灶。(证据质量:A,推荐强度:强,共识水平:90.91%)

胃异常病灶主要包括胃良性病变(糜烂、息肉、黄斑瘤、溃疡和异位胰腺等)、癌前状态(萎缩和肠化)、胃癌及其癌前病变(低级别上皮内瘤变和高级别上皮内瘤变)。EGD 是检查胃异常病灶的首选方法。在胃异常病灶中,胃癌是一类发病率和死亡率均极高的疾病。全世界每年约有 99 万人被诊断为胃癌,其中约有 73.8 万人死于胃癌[66]。胃癌的五年生存率约为 20%,而早期胃癌的五年生存率可达 90%[67]。然而,我国各地区医疗资源和内镜医师的水平存在较大差异,消化内镜检查质量参差不齐,存在病灶遗漏或可疑高风险病变误判问题,潜在高危病灶在内镜筛查后未进一步检查,导致早期胃癌漏诊率高达 20%~40%[68-69]。利用 AI 系统可实时辅助内镜医师在 EGD 下识别异常病灶,有望提高胃良性病变、癌前病变诊断率,改善患者预后。

早期发现和切除息肉对于预防胃癌至关重要[70-71]。Durak 等[72]开发了一个基于 YOLOv4 的白光下识别胃息肉的深度学习模型,其识别准确率为 87.95%。Billah 和 Waheed[73]提出一种基于小波颜色纹理分析和卷积神经网络特征融合方案的改进方法,通过对公开数据库测试显示,

所构建的系统优于现有息肉模型检测方法, 准确率为 98.34%, 灵敏度为 98.67%, 特异度为 98.23%。

胃癌前状态在胃癌发展中起着重要作用。研究显示, 胃萎缩患者五年累积胃癌发病率为 0.7%~10%, 肠化患者为 5.3%~9.8%^[74]。Xu 等^[75]构建基于染色放大内镜诊断胃癌前病变的 AI 系统, 该系统在前瞻性视频测试集中准确率为 0.898。在检测胃萎缩 (0.869 比 0.846) 和肠上皮化生 (0.888 比 0.820) 方面的诊断准确率与专家相当, 优于普通内镜医师。

Wu 等^[76]开发深度学习系统用于检测白光下胃内异常病灶, 并对其中的肿瘤性病变进行红框提示。在大样本前瞻性研究中该系统检测胃内局灶性病变的灵敏度为 92.8%, 诊断胃内高风险病变 (即可疑肿瘤性病变) 的灵敏度为 91.8%, 特异度为 92.4%。Wu 等^[77]基于该系统进一步开展随机对照串联临床试验, 该试验将患者随机分至 AI 优先组 (先 AI 辅助检查, 后常规检查) 和常规优先组 (先常规检查, 后 AI 辅助检查), 并在第二次检查结束时对所有检测到的高风险病变进行靶向活检。该试验中 907 例患者被随机分配到 AI 优先组, 905 例患者被随机分配到常规优先组, AI 优先组的肿瘤性病变漏诊率明显低于常规组 (6.1% 比 27.3%)。

(十) AI 辅助胃炎诊断

陈述 10: 对于需要接受 EGD 检查的患者, 推荐使用 AI 辅助胃炎诊断。 (证据质量: C, 推荐强度: 强, 共识水平: 95.45%)

胃腺癌的发展被认为是一个级联反应, 即从幽门螺杆菌感染 (*Helicobacter pylori*, HP) 感染相关的慢性胃炎到萎缩性胃炎 (atrophic gastritis, AG) 到肠上皮化生, 再发展为不典型增生和肿瘤^[78]。许多胃癌都伴有胃黏膜长期炎症引起的一系列病理改变^[79]。及时发现和治疗胃炎、制定适当的监测策略, 可以防止病情进一步恶化, 降低胃癌风险。HP 的长期感染导致胃腺体进行性破坏, 常形成多灶性胃炎, 黏膜变化在内镜下表现多样。然而, 内镜医师判断黏膜特征的主观性强, 研究表明白光下诊断 HP 胃炎的准确率约为 70%^[80-81], 对 AG 的内镜诊断准确率也仅为 46.8%^[82], 严重依赖内镜医师的经验水平。

Zhang 等^[83]使用特征提取方法, 开发了一个基于 9 个内镜黏膜特征的 HP 感染相关的胃炎诊断系统, 该系统识别 HP 感染的灵敏度、特异度和准确率分别为 89.6%、61.8% 和 74.8%, 诊断准确率与内镜医师相当。Seo 等^[84]使用多种族内部数据集和外部数据集验证所构建的 HP 感染内镜诊断系统, 该系统在韩国裔内部集、非韩国裔内部集和外部集的准确率分别为 94%、88% 和 87%。Li 等^[85]构建的 AI 系统在 10 例内镜视频中诊断 HP 感染的总体准确率与专家相似 (84% 比 83.6%), 在 191 例前瞻性连续患者中的准确率、灵敏度和特异度分别为 85.3%、83.3% 和 85.8%。Mu 等^[86]建立一套白光下胃炎分类系统, 收集常见胃炎、其他胃炎和非胃炎的 8 141 张白光图像, 分类 AG 与非 AG、萎缩与肠化、糜烂

与出血的准确率在视频测试集上分别为 95.00%、92.86%、94.74%。

Lin 等^[87]收集来自中国 14 家医院 2 741 例患者的 7 037 张白光图片, 开发 AG 自动识别模型, 该模型诊断 AG 受试者工作特征曲线下面积为 0.98, 准确率为 96.4%, 而 3 名内镜医师的诊断准确率仅为 58.9%~70.6%。Yang 等^[88]建立包含 21 420 张白光和联动成像内镜图片的数据集训练一个提取关键视觉特征的模型, 该模型对 AG 的诊断准确率高达 95.06%, 显著高于 5 名医师的诊断水平 (62%~70%)。Zhao 和 Chi^[89]开发了一个白光下 AG 实时视频监测诊断模型, 并进行一项前瞻性的队列研究验证 AI 模型能否提高白光下 AG 的诊断准确率; 该研究共纳入 268 例患者, 其中 AI 组对 AG 的诊断准确率为 35.8%, 而内镜医师组仅为 24.6%, AI 性能明显优于内镜医师。随后他们又进行了一项前瞻性病例对照研究, 证实该模型的诊断评价指标和一致性评价均优于内镜医师^[90]。

(十一) AI 辅助早期胃癌诊断

陈述 11: 对于怀疑早期胃癌的患者, 推荐临床应用 AI 辅助诊断。 (证据质量: B, 推荐强度: 强, 共识水平: 90.91%)

胃癌的早诊早治十分重要, 但早期胃癌缺乏内镜下特征表现而易漏诊。放大染色内镜能够清晰地显示黏膜微血管和微结构的变化, 故常作为重要的手段与白光内镜联用, 以提升早期胃癌诊断的准确率, 避免漏诊。然而, 放大染色内镜对于硬件设备和内镜医师操作技术有较高的要求。研究显示, 内镜医师放大染色内镜下诊断早期胃癌的准确率为 40%~80%, 平均准确率 60%, 有很大的提升空间^[91]。因此, 国内外许多学者基于放大染色内镜下对早期胃癌的诊断, 进行了 AI 模型构建, 并考察验证其性能。

He 等^[92]开发了一个基于深度学习的放大染色早期胃癌诊断系统, 该系统在内部视频测试中诊断早期胃癌的准确率为 90.32%, 显著优于资深内镜医师 (70.16%±8.78%); 在前瞻性视频测试中, 该模型灵敏度为 92.59%, 准确率为 83.67%。Hu 等^[93]基于多中心数据开发基于 VGG-19 框架的计算机辅助诊断模型, 用于在放大染色模式下辅助诊断早期胃癌。系统在内、外部测试集上均取得良好表现, 诊断能力与高级内镜医师相近 (准确率: 77.0% 比 5.5%, $P=0.355$; 灵敏度: 79.2% 比 76.7%, $P=0.183$; 特异度: 74.5% 比 74.2%, $P=0.931$)。Li 等^[94]开发卷积神经网络模型并进行图片测试, 模型诊断早期胃癌的灵敏度、特异度和准确率分别为 91.18%、90.64% 和 90.91%, 其灵敏度显著优于专家内镜医师, 3 项指标均显著优于非专家内镜医师。

(十二) AI 辅助早期胃癌范围与边界识别

陈述 12: 对于怀疑早期胃癌并需要接受内镜黏膜下剥离术或行组织学活检的患者, 建议在 AI 辅助下进行范围标定。 (证据质量: C, 推荐强度: 强, 共识水平: 90.91%)

识别和标定早期胃癌的范围对于准确活检与手术范围标定均有重要意义,但部分早期胃癌的黏膜表现特征不明显,准确判定边界较为困难。

Kanesaka 等^[95]于 2018 年开发计算机辅助诊断系统在放大染色图片中诊断早期胃癌,并判定早期胃癌范围。其对早期胃癌诊断的准确率为 96.3%,判定早期胃癌区域范围准确率为 73.8%±10.9%。Ling 等^[96]开发实时诊断系统用于在放大染色模式下准确识别早期胃癌分化状态与边界。该系统对于早期胃癌分化状态预测的图片测试准确率为 83.3%,显著优于专家内镜医师(69.7%);该系统对于分化型和未分化型早期胃癌范围预测的图片测试准确率分别为 82.7% 和 88.1%。An 等^[97]基于白光图像和靛胭脂化学染色内镜图像开发早期胃癌边界分割系统,并在图像和内镜黏膜下剥离术视频上进行测试,AI 在化学染色和白光图像中均准确分割了早期胃癌边界(准确率分别为 85.7%、88.9%);在内镜黏膜下剥离术视频测试中,AI 预测的切除边缘覆盖了所有高级别上皮内瘤变和进展期癌变区域,其预测的切缘与病理癌组织边界的最小距离为(3.44±1.45)mm,优于基于 ME-NBI 判定的切缘。

(十三)模型可解释性

陈述 13:可解释性 AI 模型性能和医师接受度优于传统 AI 模型,推荐优先使用具备可解释性的 AI 模型。(证据质量:C,推荐强度:强,共识水平:95.45%)

目前大多数 AI 辅助 EGD 的研究仍基于传统深度学习模型,模型决策过程受限于深度学习的“黑匣子”特征,使其功能的临床可信度以及应用的伦理合理性受到限制。临床医师在诊断早期胃癌时,主要依靠专家经验总结出抽象理论,具有主观性、不确定性,导致医师间一致性较差^[93, 98]。许多研究证实 AI 在辅助诊断早期胃癌方面具有巨大潜力,但多数 AI 模型为“黑匣子”模型,仅输出诊断结果,而无法展示详细的诊断过程,并且无法将抽象的诊断理论具体化展示给内镜医师,这极大地限制 AI 模型在早期胃癌诊断中的应用^[99]。

在可解释性早期胃癌诊断方面,Li 等^[100]基于定量分析、深度学习和机器学习,并结合特征提取使用 692 例患者的 1 897 张染色放大内镜图片开发了早期胃癌可解释性 AI 模型。模型在图片测试集中的诊断准确率(88.76%)高于不可解释性深度学习模型(82.77%)和新手医师(71.63%),达到专家医师水平(88.95%)。模型在 100 个视频测试集中的诊断准确率(87.00%)高于不可解释性深度学习模型(68.00%),与内镜医师(89.00%)相当。在模型辅助下,新手内镜医师诊断准确率(87.45%)显著提高。与不可解释性深度学习模型相比,内镜医师对可解释性模型的满意度更高。通过提取内镜下早期胃癌的相关特征,解构 AI 模型诊断逻辑,可实现抽象理论具体化和 AI 模型诊断可解释性,提高

医师诊断准确率和一致性。此外,通过分析模型的诊断步骤,内镜医师可从模型中学习诊断理论或发现模型错误原因并进行模型优化,提高内镜医师对模型的信任度。Dong 等^[101]使用来自 8 家医院 3 279 例患者的 4 482 张白光图像 296 个局灶性病变视频构建白光下早期胃癌可解释性诊断模型。结果显示可解释性模型在内部视频(81.10%比 70.61%)和外部视频测试集(88.24%比 78.49%)中的诊断准确率显著高于内镜医师。在可解释性模型辅助下,内镜医师诊断准确率显著提高(70.61%比 79.63%)。此外,与不可解释性深度学习模型相比,内镜医师对具有可解释性模型的满意度更高。

日本食管学会开发用于预测食管鳞状细胞癌浸润深度的放大内镜分类,其基于观察微血管形态的不规则程度对浸润深度进行预测^[101-102]。Zhao 等^[102]使用 AI 进行食管上皮乳头内毛细血管袢(intraepithelial papillary capillary loop, IPCL)分类,AI 对病变的平均诊断准确率为 89.2%;AI 对炎症性病变的诊断准确率高于初级和中级内镜医师;AI 诊断 IPCL 的准确率(B1 型 87.6%,B2 型 93.9%)明显高于初级(B1 型 69.2%,B2 型 79.3%)和中级内镜医师(B1 型 79.1%,B2 型 90.0%),但该研究未纳入 B3 型血管。Uema 等^[56]使用 AI 对浅表食管鳞状细胞癌的 IPCL 进行分类,其图像测试中 IPCL 分类准确率为 84.2%,高于内镜医师平均水平(77.8%, $P<0.001$)。用于诊断 B1 型、B2 型和 B3 型血管的受试者工作特征曲线下面积分别为 0.969、0.948 和 0.973。Zhang 等^[103]基于 IPCL 分型开发可解释的食管鳞状细胞癌浸润深度预测系统,其在图像验证中诊断 SM2~3 病变的灵敏度、特异度和准确率分别为 85.7%、86.3% 和 86.2%,在视频中的灵敏度、特异度和准确率分别为 87.5%、84% 和 84.9%。在该系统辅助下,内镜医师的准确率显著提高(从 79.7% 提高到 84.9%, $P=0.03$)。

二、EGD AI 系统临床应用要求

(一)功能适宜性

功能适宜性的具体含义指产品功能应当正确、完整且适合临床场景。现有的 EGD AI 功能适宜性应符合表 4 所列目标,并能够在表 4 中建议的多种图像模态下进行识别,以确保其功能适宜性。

(二)EGD AI 系统通用性能要求

参考 ISO/IEC 25010 标准^[104]和 ISO/IEC IEEE 29119 标准^[105]对于 AI 医疗器械通用性能的评估角度,本共识针对 EGD AI 系统的规范化设计提出相应的标准和要求:

1. 性能效率:(1)实时处理效率:人眼在画面播放速率(每秒帧数)达到 16~24 fps 时,会认为这些画面是一个连续运动的场景。为确保医师在使用过程中得到及时的实时反馈和分析结果,对于有动态识别要求的功能,系统应具备高效的图像处理能力,实时处理效率应>16 帧/s。(2)画面延迟与原始内镜影像系统的画面延迟应<50 ms,确保医师能够无缝观察和诊断。

表 4 食管胃十二指肠内镜人工智能功能适宜性目标

功能	功能适宜性目标	内镜图像模式建议	实时性要求 (是否必须 动态识别)
检查时长统计	食管、胃、十二指肠的内镜观察时长计时	白光内镜、图像增强内镜	是
盲区监测	1. 识别食管、胃、十二指肠的解剖部位, 提示未扫查的部位 2. 根据已识别的解剖部位计算盲区率(可选)	白光内镜	是
食管异常病灶识别	检测早期食管癌及瘤性病变、食管炎、巴雷特食管等食管病变	白光内镜、图像增强内镜、染色放大、碘染	是
巴雷特食管测量和评分	1. 测量环状上移的长度、上移最大长度和巴雷特食管黏膜范围 2. 根据测量结果确定内镜监测间隔(可选)	白光内镜、图像增强内镜	否
食管癌诊断	鉴别早期食管癌(包括食管鳞状细胞癌与食管腺癌)与非癌病变	白光内镜、图像增强内镜、染色放大、碘染	是
食管癌深度预测	1. 预测食管鳞状细胞癌浸润深度是否达到 SM2~3 2. 识别微血管形态, 提取诊断特征(可选) 3. 根据预测的浸润深度推荐手术方式(可选)	白光内镜、图像增强内镜、染色放大	否
食管胃静脉曲张识别	识别食管胃静脉曲张	白光内镜	是
食管胃静脉曲张严重程度分级	1. 检测食管胃静脉曲张危险因素 2. 根据危险因素进行严重程度分级	白光内镜	是
胃炎诊断	1. 识别幽门螺杆菌感染 2. 识别萎缩、出血、糜烂性胃炎	白光内镜	否
胃异常病灶识别	识别胃良性病变、早期胃癌及其癌前病变	白光内镜、图像增强内镜	是
早期胃癌诊断	1. 鉴别早期胃癌与非癌病变 2. 识别微血管和微结构, 提取诊断特征, 具备可解释性(可选)	染色放大	否
早期胃癌边界预测	预测早期胃癌的范围及边界	染色放大	否

2. 易用性: 产品界面应直观、简洁, 减少医师学习成本。界面设计和操作逻辑应符合医师日常使用习惯, 切换功能时应尽量采用 AI 自动识别应用场景并切换的方式, 减少对医师实际操作的干扰。

3. 可用性: 在常规医疗环境下, 系统应确保用户能够安全、正确地操作, 减少误操作的可能性。配备足够的提示和帮助文档, 以应对医师在操作中可能遇到的疑问。AI 产生的信号提示应尽量避免遮盖内镜原始画面, 导致内镜医师产生误判。

执笔: 姚理文、王静、游航、李佳、谭霞、罗任权、陶逍、王君潇、刘军(武汉大学人民医院消化内科)

参与制定本共识意见的专家(按姓名汉语拼音排序): 常莹(武汉大学中南医院消化内科), 陈明锴(武汉大学人民医院消化内科), 黄晓东(武汉市第三医院消化内科), 李钢琴(武汉市第八医院消化内科), 蔺蓉(华中科技大学同济医学院附属协和医院消化内科), 刘德良(中南大学湘雅二医院消化内科), 刘俊(华中科技大学同济医学院附属协和医院消化内科), 刘梅(华中科技大学同济医学院附属同济医院消化内科), 刘志国(空军军医大学西京消化病院), 戎龙(北京大学第一医院内镜中心), 沈磊(武汉大学人民医院消化内科), 时昭红(武汉市第一医院消化内科), 孙晓梅(哈尔滨工业大学附属黑龙江省医院消化病院), 唐涌进(中华消化内镜杂志编辑部), 王宏光(吉林市人民医院消化内科), 王雷(南京大学医学院附属鼓楼医院消化内科), 王洛伟(海军军医大学第一附属医院消化内科), 王祥(兰州大学第二医院消化内科), 吴齐(北京大学肿瘤医院内镜中心), 许国强(浙江大学医学院附属第一医院消化内科), 杨卓(中国人

民解放军北部战区总医院内镜科), 于红刚(武汉大学人民医院消化内科), 张炬(武汉市中心医院消化内科), 赵志峰(中国医科大学附属第四医院消化内镜科)

利益冲突 所有作者声明不存在利益冲突

参 考 文 献

- [1] Siegel RL, Miller KD, Fuchs HE, et al. Cancer statistics, 2021[J]. CA Cancer J Clin, 2021, 71(1): 7-33. DOI: 10.3322/caac.21654.
- [2] Necula L, Matei L, Dragu D, et al. Recent advances in gastric cancer early diagnosis[J]. World J Gastroenterol, 2019, 25(17): 2029-2044. DOI: 10.3748/wjg.v25.i17.2029.
- [3] di Pietro M, Canto MI, Fitzgerald RC. Endoscopic management of early adenocarcinoma and squamous cell carcinoma of the esophagus: screening, diagnosis, and therapy[J]. Gastroenterology, 2018, 154(2): 421-436. DOI: 10.1053/j.gastro.2017.07.041.
- [4] 程树红, 张志坚, 詹磊磊, 等. 早期胃癌与高级别上皮内瘤变内镜漏诊原因分析[J]. 中国内镜杂志, 2015, 21(9): 919-922.
- [5] 赵书阳, 丁建明, 刘晓明, 等. 放大内镜联合窄带成像技术在早期胃癌、癌前病变诊断中的应用及图像特征分析[J]. 四川生理科学杂志, 2023, 45(2): 321-323.
- [6] 朱燕华, 吴云林, 吴巍, 等. 胃黏膜上皮内瘤变 370 例转归及胃癌筛查的研究[J]. 中华消化内镜杂志, 2013, 30(1): 18-24. DOI: 10.3760/cma.j.issn.1007-5232.2013.01.007.
- [7] 王洛伟, 辛磊, 林寒, 等. 中国消化内镜技术发展现状[J]. 中华消化内镜杂志, 2015, 32(8): 501-515. DOI: 10.3760/cma.j.issn.1007-5232.2015.08.001.
- [8] Beam AL, Drazan JM, Kohane IS, et al. Artificial intelligence in medicine[J]. N Engl J Med, 2023, 388(13): 1220-1221. DOI: 10.1056/NEJMe2206291.

- [9] 陈耀龙, 杨克虎, 王小钦, 等. 中国制订/修订临床诊疗指南的指导原则(2022 版)[J]. 中华医学杂志, 2022, 102(10): 697-703. DOI: 10.3760/cma.j.cn112137-20211228-02911.
- [10] Qaseem A, Snow V, Owens DK, et al. The development of clinical practice guidelines and guidance statements of the American College of Physicians: summary of methods[J]. Ann Intern Med, 2010, 153(3): 194-199. DOI: 10.7326/0003-4819-153-3-201008030-00010.
- [11] 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.
- [12] Gao Y, Cai MX, Tian B, et al. Setting 6-minute minimal examination time improves the detection of focal upper gastrointestinal tract lesions during endoscopy: a multicenter prospective study[J]. Clin Transl Gastroenterol, 2023, 14(8): e00612. DOI: 10.14309/ctg.0000000000000612.
- [13] 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. DOI: 10.1055/s-0042-113128.
- [14] Yu T, Hu H, Zhang X, et al. Real-time multi-label upper gastrointestinal anatomy recognition from gastrocopes videos [J]. Applied Sciences, 2022, 12(7): 3306. DOI: 10.3390/app12073306.
- [15] 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. DOI: 10.1136/gutjnl-2018-317366.
- [16] Chiu P, Uedo N, Singh R, et al. An Asian consensus on standards of diagnostic upper endoscopy for neoplasia[J]. Gut, 2019, 68(2): 186-197. DOI: 10.1136/gutjnl-2018-317111.
- [17] Beg S, Raguinath K, Wyman A, et al. Quality standards in upper gastrointestinal endoscopy: a position statement of the British Society of Gastroenterology (BSG) and Association of Upper Gastrointestinal Surgeons of Great Britain and Ireland (AUGIS) [J]. Gut, 2017, 66(11): 1886-1899. DOI: 10.1136/gutjnl-2017-314109.
- [18] Takiyama H, Ozawa T, Ishihara S, et al. Automatic anatomical classification of esophagogastroduodenoscopy images using deep convolutional neural networks[J]. Sci Rep, 2018, 8(1): 7497. DOI: 10.1038/s41598-018-25842-6.
- [19] Choi SJ, Khan MA, Choi HS, et al. Development of artificial intelligence system for quality control of photo documentation in esophagogastroduodenoscopy[J]. Surg Endosc, 2022, 36(1): 57-65. DOI: 10.1007/s00464-020-08236-6.
- [20] 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.
- [21] Yao K. The endoscopic diagnosis of early gastric cancer[J]. Ann Gastroenterol, 2013, 26(1): 11-22.
- [22] Chen D, Wu L, Li Y, et al. Comparing blind spots of unsedated ultrafine, sedated, and unsedated conventional gastroscopy with and without artificial intelligence: a prospective, single-blind, 3-parallel-group, randomized, single-center trial[J]. Gastrointest Endosc, 2020, 91(2): 332-339.e3. DOI: 10.1016/j.gie.2019.09.016.
- [23] 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.
- [24] Ciocirlan M, Lapalus MG, Hervieu V, et al. Endoscopic mucosal resection for squamous premalignant and early malignant lesions of the esophagus[J]. Endoscopy, 2007, 39(1): 24-29. DOI: 10.1055/s-2006-945182.
- [25] Arnold M, Soerjomataram I, Ferlay J, et al. Global incidence of oesophageal cancer by histological subtype in 2012[J]. Gut, 2015, 64(3): 381-387. DOI: 10.1136/gutjnl-2014-308124.
- [26] Abnet CC, Arnold M, Wei WQ. Epidemiology of esophageal squamous cell carcinoma[J]. Gastroenterology, 2018, 154(2): 360-373. DOI: 10.1053/j.gastro.2017.08.023.
- [27] Sheikh M, Poustchi H, Pourshams A, et al. Individual and combined effects of environmental risk factors for esophageal cancer based on results from the golestan cohort study[J]. Gastroenterology, 2019, 156(5): 1416-1427. DOI: 10.1053/j.gastro.2018.12.024.
- [28] Qumseya BJ, Wang H, Badie N, et al. Advanced imaging technologies increase detection of dysplasia and neoplasia in patients with Barrett's esophagus: a meta-analysis and systematic review[J]. Clin Gastroenterol Hepatol, 2013, 11(12): 1562-1570.e1-2. DOI: 10.1016/j.cgh.2013.06.017.
- [29] 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.
- [30] Liu W, Yuan X, Guo L, et al. Artificial intelligence for detecting and delineating margins of early ESCC under WLI endoscopy[J]. Clin Transl Gastroenterol, 2022, 13(1): e00433. DOI: 10.14309/ctg.0000000000000433.
- [31] Yuan XL, Guo LJ, Liu W, et al. Artificial intelligence for detecting superficial esophageal squamous cell carcinoma under multiple endoscopic imaging modalities: a multicenter study[J]. J Gastroenterol Hepatol, 2022, 37(1): 169-178. DOI: 10.1111/jgh.15689.
- [32] Pan W, Li X, Wang W, et al. Identification of Barrett's esophagus in endoscopic images using deep learning[J]. BMC Gastroenterol, 2021, 21(1): 479. DOI: 10.1186/s12876-021-02055-2.
- [33] Horie Y, Yoshio T, Aoyama K, et al. Diagnostic outcomes of esophageal cancer by artificial intelligence using convolutional neural networks[J]. Gastrointest Endosc, 2019, 89(1): 25-32. DOI: 10.1016/j.gie.2018.07.037.
- [34] Hamade N, Vennelaganti S, Parasa S, et al. Lower annual rate of progression of short-segment vs long-segment Barrett's esophagus to esophageal adenocarcinoma[J]. Clin Gastroenterol Hepatol, 2019, 17(5): 864-868. DOI: 10.1016/j.cgh.2018.07.008.
- [35] Fitzgerald RC, di Pietro M, Raguinath K, et al. British Society of Gastroenterology guidelines on the diagnosis and management of Barrett's oesophagus[J]. Gut, 2014, 63(1): 7-42. DOI: 10.1136/gutjnl-2013-305372.
- [36] Weusten B, Bisschops R, Coron E, et al. Endoscopic management of Barrett's esophagus: European Society of Gastrointestinal Endoscopy (ESGE) position statement[J]. Endoscopy, 2017, 49(2): 191-198. DOI: 10.1055/s-0042-122140.
- [37] Shaheen NJ, Falk GW, Iyer PG, et al. Corrigendum: ACG clinical guideline: diagnosis and management of Barrett's

- esophagus[J]. *Am J Gastroenterol*, 2016, 111(7): 1077. DOI: 10.1038/ajg.2016.186.
- [38] Ali S, Bailey A, Ash S, et al. A pilot study on automatic three-dimensional quantification of Barrett's esophagus for risk stratification and therapy monitoring[J]. *Gastroenterology*, 2021, 161(3):865-878.e8. DOI: 10.1053/j.gastro.2021.05.059.
- [39] Wang GQ, Jiao GG, Chang FB, et al. Long-term results of operation for 420 patients with early squamous cell esophageal carcinoma discovered by screening[J]. *Ann Thorac Surg*, 2004, 77(5):1740-1744. DOI: 10.1016/j.athoracsurg.2003.10.098.
- [40] 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.
- [41] Ishihara R, Takeuchi Y, Chatani R, et al. Prospective evaluation of narrow-band imaging endoscopy for screening of esophageal squamous mucosal high-grade neoplasia in experienced and less experienced endoscopists[J]. *Dis Esophagus*, 2010, 23(6): 480-486. DOI: 10.1111/j.1442-2050.2009.01039.x.
- [42] 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.
- [43] 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.
- [44] 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.
- [45] Li B, Cai SL, Tan WM, et al. Comparative study on artificial intelligence systems for detecting early esophageal squamous cell carcinoma between narrow-band and white-light imaging [J]. *World J Gastroenterol*, 2021, 27(3): 281-293. DOI: 10.3748/wjg.v27.i3.281.
- [46] Reid BJ, Blount PL, Feng Z, et al. Optimizing endoscopic biopsy detection of early cancers in Barrett's high-grade dysplasia[J]. *Am J Gastroenterol*, 2000, 95(11): 3089-3096. DOI: 10.1111/j.1572-0241.2000.03182.x.
- [47] Sharma P, Brill J, Canto M, et al. White paper AGA: advanced imaging in Barrett's esophagus[J]. *Clin Gastroenterol Hepatol*, 2015, 13(13):2209-2218. DOI: 10.1016/j.cgh.2015.09.017.
- [48] Abrams JA, Kapel RC, Lindberg GM, et al. Adherence to biopsy guidelines for Barrett's esophagus surveillance in the community setting in the United States[J]. *Clin Gastroenterol Hepatol*, 2009, 7(7): 736-742; quiz 710. DOI: 10.1016/j.cgh.2008.12.027.
- [49] van der Sommen F, Zinger S, Curvers WL, et al. Computer-aided detection of early neoplastic lesions in Barrett's esophagus[J]. *Endoscopy*, 2016, 48(7):617-624. DOI: 10.1055/s-0042-105284.
- [50] de Groof J, van der Sommen F, van der Putten J, et al. The Argos project: the development of a computer-aided detection system to improve detection of Barrett's neoplasia on white light endoscopy[J]. *United European Gastroenterol J*, 2019, 7(4):538-547. DOI: 10.1177/2050640619837443.
- [51] 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.
- [52] de Groof AJ, Struyvenberg MR, Fockens KN, et al. Deep learning algorithm detection of Barrett's neoplasia with high accuracy during live endoscopic procedures: a pilot study (with video)[J]. *Gastrointest Endosc*, 2020, 91(6): 1242-1250. DOI: 10.1016/j.gie.2019.12.048.
- [53] Dermine S, Leconte M, Leblanc S, et al. Outcomes of esophagectomy after noncurative endoscopic resection of early esophageal cancer[J]. *Therap Adv Gastroenterol*, 2019, 12: 1756284819892556. DOI: 10.1177/1756284819892556.
- [54] 中华人民共和国国家卫生健康委员会医政医管局. 食管癌诊疗指南(2022年版)[J]. *中华消化外科杂志*, 2022, 21(10): 1247-1268. DOI: 10.3760/cma.j.cn115610-20220726-00433.
- [55] 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.
- [56] Uema R, Hayashi Y, Tashiro T, et al. Use of a convolutional neural network for classifying microvessels of superficial esophageal squamous cell carcinomas[J]. *J Gastroenterol Hepatol*, 2021, 36(8):2239-2246. DOI: 10.1111/jgh.15479.
- [57] 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.
- [58] Ebigbo A, Mendel R, Rückert T, et al. Endoscopic prediction of submucosal invasion in Barrett's cancer with the use of artificial intelligence: a pilot study[J]. *Endoscopy*, 2021, 53(9): 878-883. DOI: 10.1055/a-1311-8570.
- [59] European Association for the Study of the Liver. EASL clinical practice guidelines for the management of patients with decompensated cirrhosis[J]. *J Hepatol*, 2018, 69(2): 406-460. DOI: 10.1016/j.jhep.2018.03.024.
- [60] Bosch J, Sauerbruch T. Esophageal varices: stage-dependent treatment algorithm[J]. *J Hepatol*, 2016, 64(3): 746-748. DOI: 10.1016/j.jhep.2015.11.039.
- [61] Chen M, Wang J, Xiao Y, et al. Automated and real-time validation of gastroesophageal varices under esophagogastroduodenoscopy using a deep convolutional neural network: a multicenter retrospective study (with video) [J]. *Gastrointest Endosc*, 2021, 93(2): 422-432. e3. DOI: 10.1016/j.gie.2020.06.058.
- [62] Ding S, Li L, Li Z, et al. Smart electronic gastroscope system using a cloud-edge collaborative framework[J]. *FGCS*, 2019, 100: 395-407. DOI: 10.1016/j.future.2019.04.031.
- [63] Wang Y, Hong Y, Wang Y, et al. Automated multimodal machine learning for esophageal variceal bleeding prediction based on endoscopy and structured data[J]. *J Digit Imaging*, 2023, 36(1):326-338. DOI: 10.1007/s10278-022-00724-6.
- [64] Garcia-Tsao G, Abraldes JG, Berzigotti A, et al. Portal hypertensive bleeding in cirrhosis: risk stratification, diagnosis, and management: 2016 practice guidance by the American Association for the study of liver diseases[J]. *Hepatology*, 2017, 65(1):310-335. DOI: 10.1002/hep.28906.
- [65] de Franchis R. Expanding consensus in portal hypertension: report of the Baveno VI Consensus Workshop: stratifying risk

- and individualizing care for portal hypertension[J]. *J Hepatol*, 2015, 63(3):743-752. DOI: 10.1016/j.jhep.2015.05.022.
- [66] Machlowska J, Baj J, Sitarz M, et al. Gastric cancer: epidemiology, risk factors, classification, genomic characteristics and treatment strategies[J]. *Int J Mol Sci*, 2020, 21(11). DOI: 10.3390/ijms21114012.
- [67] Imagawa A, Okada H, Kawahara Y, et al. Endoscopic submucosal dissection for early gastric cancer: results and degrees of technical difficulty as well as success[J]. *Endoscopy*, 2006, 38(10): 987-990. DOI: 10.1055/s-2006-944716.
- [68] Rutter MD, Senore C, Bisschops R, et al. The European Society of Gastrointestinal Endoscopy Quality Improvement Initiative: developing performance measures[J]. *Endoscopy*, 2016, 48(1):81-89. DOI: 10.1055/s-0035-1569580.
- [69] Kaise M. Advanced endoscopic imaging for early gastric cancer[J]. *Best Pract Res Clin Gastroenterol*, 2015, 29(4): 575-587. DOI: 10.1016/j.bpg.2015.05.010.
- [70] 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.
- [71] Shaib YH, Rugge M, Graham DY, et al. Management of gastric polyps: an endoscopy-based approach[J]. *Clin Gastroenterol Hepatol*, 2013, 11(11): 1374-1384. DOI: 10.1016/j.cgh.2013.03.019.
- [72] Durak S, Bayram B, Bakırman T, et al. Deep neural network approaches for detecting gastric polyps in endoscopic images [J]. *Med Biol Eng Comput*, 2021, 59(7-8): 1563-1574. DOI: 10.1007/s11517-021-02398-8.
- [73] Billah M, Waheed S. Gastrointestinal polyp detection in endoscopic images using an improved feature extraction method[J]. *Biomed Eng Lett*, 2018, 8(1):69-75. DOI: 10.1007/s13534-017-0048-x.
- [74] Shichijo S, Hirata Y, Niikura R, et al. Histologic intestinal metaplasia and endoscopic atrophy are predictors of gastric cancer development after *Helicobacter pylori* eradication[J]. *Gastrointest Endosc*, 2016, 84(4): 618-624. DOI: 10.1016/j.gie.2016.03.791.
- [75] Xu M, Zhou W, Wu L, et al. Artificial intelligence in the diagnosis of gastric precancerous conditions by image-enhanced endoscopy: a multicenter, diagnostic study (with video)[J]. *Gastrointest Endosc*, 2021, 94(3):540-548.e4. DOI: 10.1016/j.gie.2021.03.013.
- [76] Wu L, Xu M, Jiang X, et al. Real-time artificial intelligence for detecting focal lesions and diagnosing neoplasms of the stomach by white-light endoscopy (with videos) [J]. *Gastrointest Endosc*, 2022, 95(2):269-280.e6. DOI: 10.1016/j.gie.2021.09.017.
- [77] 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.
- [78] Correa P. Human gastric carcinogenesis: a multistep and multifactorial process—first American cancer society award lecture on cancer epidemiology and prevention[J]. *Cancer Res*, 1992, 52(24):6735-6740.
- [79] Rugge M, Meggio A, Pravadelli C, et al. Gastritis staging in the endoscopic follow-up for the secondary prevention of gastric cancer: a 5-year prospective study of 1755 patients[J]. *Gut*, 2019, 68(1):11-17. DOI: 10.1136/gutjnl-2017-314600.
- [80] Lee SP, Lee J, Kae SH, et al. The role of linked color imaging in endoscopic diagnosis of *Helicobacter pylori* associated gastritis[J]. *Scand J Gastroenterol*, 2020, 55(9): 1114-1120. DOI: 10.1080/00365521.2020.1794025.
- [81] Wang L, Lin XC, Li HL, et al. Clinical significance and influencing factors of linked color imaging technique in real-time diagnosis of active *Helicobacter pylori* infection[J]. *Chin Med J (Engl)*, 2019, 132(20):2395-2401. DOI: 10.1097/CM9.0000000000000486.
- [82] Jin EH, Chung SJ, Lim JH, et al. Training effect on the inter-observer agreement in endoscopic diagnosis and grading of atrophic gastritis according to level of endoscopic experience[J]. *J Korean Med Sci*, 2018, 33(15): e117. DOI: 10.3346/jkms.2018.33.e117.
- [83] Zhang M, Pan J, Lin J, et al. An explainable artificial intelligence system for diagnosing *Helicobacter Pylori* infection under endoscopy: a case-control study[J]. *Therap Adv Gastroenterol*, 2023, 16: 17562848231155023. DOI: 10.1177/17562848231155023.
- [84] Seo JY, Hong H, Ryu WS, et al. Development and validation of a convolutional neural network model for diagnosing *Helicobacter pylori* infections with endoscopic images: a multicenter study[J]. *Gastrointest Endosc*, 2023, 97(5): 880-888.e2. DOI: 10.1016/j.gie.2023.01.007.
- [85] Li YD, Wang HG, Chen SS, et al. Assessment of *Helicobacter pylori* infection by deep learning based on endoscopic videos in real time[J]. *Dig Liver Dis*, 2023, 55(5): 649-654. DOI: 10.1016/j.dld.2023.02.010.
- [86] Mu G, Zhu Y, Niu Z, et al. Expert-level classification of gastritis by endoscopy using deep learning: a multicenter diagnostic trial[J]. *Endosc Int Open*, 2021, 9(6): E955-E964. DOI: 10.1055/a-1372-2789.
- [87] Lin N, Yu T, Zheng W, et al. Simultaneous recognition of atrophic gastritis and intestinal metaplasia on white light endoscopic images based on convolutional neural networks: a multicenter study[J]. *Clin Transl Gastroenterol*, 2021, 12(8): e00385. DOI: 10.14309/ctg.0000000000000385.
- [88] Yang J, Ou Y, Chen Z, et al. A benchmark dataset of endoscopic images and novel deep learning method to detect intestinal metaplasia and gastritis atrophy[J]. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2023, 27(1): 7-16. DOI: 10.1109/JBHI.2022.3217944.
- [89] Zhao Q, Chi T. Deep learning model can improve the diagnosis rate of endoscopic chronic atrophic gastritis: a prospective cohort study[J]. *BMC Gastroenterol*, 2022, 22(1): 133. DOI: 10.1186/s12876-022-02212-1.
- [90] Zhao Q, Jia Q, Chi T. Deep learning as a novel method for endoscopic diagnosis of chronic atrophic gastritis: a prospective nested case-control study[J]. *BMC Gastroenterol*, 2022, 22(1):352. DOI: 10.1186/s12876-022-02427-2.
- [91] 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.
- [92] 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.
- [93] 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.
- [94] 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.
- [95] Kanesaka T, Lee TC, Uedo N, et al. Computer-aided diagnosis for identifying and delineating early gastric cancers in magnifying narrow-band imaging[J]. *Gastrointest Endosc*, 2018, 87(5):1339-1344. DOI: 10.1016/j.gie.2017.11.029.
- [96] 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.
- [97] An P, Yang D, Wang J, et al. A deep learning method for delineating early gastric cancer resection margin under chromoendoscopy and white light endoscopy[J]. *Gastric Cancer*, 2020, 23(5): 884-892. DOI: 10.1007/s10120-020-01071-7.
- [98] East JE, Vleugels JL, Roelandt P, et al. Advanced endoscopic imaging: European Society of Gastrointestinal Endoscopy (ESGE) technology review[J]. *Endoscopy*, 2016, 48(11):1029-1045. DOI: 10.1055/s-0042-118087.
- [99] Adadi A, Berrada M. Peeking inside the black-box: a survey on explainable artificial intelligence (XAI)[J]. *IEEE access*, 2018, 6: 52138-52160. DOI: 10.1109/ACCESS.2018.2870052.
- [100] 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.
- [101] 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.
- [102] Zhao YY, Xue DX, Wang YL, et al. Computer-assisted diagnosis of early esophageal squamous cell carcinoma using narrow-band imaging magnifying endoscopy[J]. *Endoscopy*, 2019, 51(4):333-341. DOI: 10.1055/a-0756-8754.
- [103] Zhang L, Luo R, Tang D, et al. Human-like artificial intelligent system for predicting invasion depth of esophageal squamous cell carcinoma using magnifying narrow-band imaging endoscopy: a retrospective, multi-center study[J]. *Clin Transl Gastroenterol*, 2023, 14(10): e00606. DOI: 10.14309/ctg.0000000000000606.
- [104] International Organization for Standardization, International Electrotechnical Commission. ISO/IEC 25010: 2011 Systems and software engineering — Systems and software Quality Requirements and Evaluation (SQuaRE) — System and software quality models[S]. Switzerland: ISO/IEC, 2017.
- [105] International Organization for Standardization, International Electrotechnical Commission. ISO/IEC/IEEE 29119-1: 2022 Software and systems engineering — Software testing — Part 1: General concepts[S]. Switzerland: ISO/IEC/IEEE, 2022.

• 读者 • 作者 • 编者 •

《中华消化内镜杂志》2024 年可直接使用英文缩写的常用词汇

ERCP(内镜逆行胰胆管造影术)	POEM(经口内镜食管下括约肌切开术)	Hb(血红蛋白)
EST(经内镜乳头括约肌切开术)	NOTES(经自然腔道内镜手术)	PaO ₂ (动脉血氧分压)
EUS(超声内镜检查术)	MRCP(磁共振胰胆管成像)	PaCO ₂ (动脉血二氧化碳分压)
EUS-FNA(超声内镜引导细针穿刺抽吸术)	GERD(胃食管反流病)	ALT(丙氨酸转氨酶)
EMR(内镜黏膜切除术)	RE(反流性食管炎)	AST(天冬氨酸转氨酶)
ESD(内镜黏膜下剥离术)	IBD(炎症性肠病)	AKP(碱性磷酸酶)
ENBD(经内镜鼻胆管引流术)	UC(溃疡性结肠炎)	IL(白细胞介素)
ERBD(经内镜胆道内支架放置术)	NSAIDs(非甾体抗炎药)	TNF(肿瘤坏死因子)
APC(氩离子凝固术)	PPI(质子泵抑制剂)	VEGF(血管内皮生长因子)
EVL(内镜下静脉曲张套扎术)	HBV(乙型肝炎病毒)	ELISA(酶联免疫吸附测定)
EIS(内镜下硬化剂注射术)	HBsAg(乙型肝炎病毒表面抗原)	RT-PCR(逆转录-聚合酶链反应)

FUJIFILM
Value from Innovation

清晰诊疗 健康相伴

广告

New Generation Endoscope System

NEW

ELUXEO 7000

新一代内镜系统



LCI: 联动成像技术

BLI: 蓝光成像技术

**新定义
新选择**

NEW DEFINITION NEW CHOICE



沪械广审(文)第271130-61740号

富士胶片株式会社

FUJIFILM Corporation

东京都港区西麻布二丁目26番30号

富士胶片(中国)投资有限公司

FUJIFILM (China) Investment Co., Ltd.

上海市浦东新区平家桥路100弄6号晶耀前滩T7, 6楼

 禁忌内容或注意事项详见说明书。

ELUXEO7000为VP-7000与BL-7000的统称

VP-7000: 电子图像处理器 国械注进 20172062462

BL-7000: 医用内窥镜用冷光源 国械注进20182060487

商标 **FUJIFILM** 和产品标识均为日本富士胶片株式会社持有。



提升接近病变的能力与治疗操作性能

- 可向下弯曲120°，同时左右的摆动幅度大，易接近需治疗的病变处。
- 调整了副送水口的位置，送水点接近治疗器材。
- 可提供HD图像，使治疗更加精准。

电子上消化道内窥镜

GIF-H290T

奥林巴斯(北京)销售服务有限公司

北京总部：北京市朝阳区新源南路1-3号平安国际金融中心A座8层
代表电话：010-58199000

本资料仅供医学专业人士阅读。

禁忌内容或注意事项详见说明书。

所有类比均基于本公司产品，特此说明。

规格、设计及附件如有变更，请以产品注册信息为准。

电子上消化道内窥镜 国械注进20173062125

沪械广审(文)第260902-49435号

AD0073SV V01-2303