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

2025年2月 第42卷 第2期

CHINESE JOURNAL OF DIGESTIVE ENDOSCOPY

Volume 42 Number 2
February 2025

ISSN 1007-5232
02
9 771007 523250

中华消化内镜杂志®

CHINESE JOURNAL OF DIGESTIVE ENDOSCOPY

月刊　1996年8月改刊　第42卷　第2期　2025年2月20日出版


微信:xhnjxw


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:xhnj@xhnj.com
http://www.zhxhnjzz.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
江苏省地质测绘大队

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:xhnj@xhnj.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

2025年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

述　　评

教练理论:一套临床人工智能系统开发与验证理论体系 …… 85
于红刚　蔺蓉

共识与指南

超声内镜人工智能系统临床应用专家共识(2024,武汉) …… 94
中华医学会消化内镜学分会大数据协作组

专家论坛

《胰腺体外震波碎石术专家共识》要点解读 …… 104
衣津慧　胡良峰

论　　著

基于深度学习的人工智能技术在肠道准备评估中的应用 …… 109
王雯　姚理文　熊慧珍　李秋成　陈泓磊　于红刚

肠道准备过程中不良反应的相关危险因素分析 …… 115
苏巧玉　张英杰　王泽宇　康晓宇　潘阳林

利那洛肽联合复方聚乙二醇电解质散肠道准备改良方案的随机对照研究 …… 120
唐丽欣　郭雨栋　李士学　唐秀芬

早期食管癌合并多原发癌的内镜和病理特征及危险因素分析 …… 125
刘昊玺　张倩　张阳　张昌昊　邢洁　李鹏　张澍田

内镜治疗Ⅰ~Ⅲ度内痔的双中心随机对照研究 …… 131
何安玲　马超　肖勇　朱珂　刘书中　陈明锴

床旁胶囊内镜在急重症消化道出血患者中的应用价值 …… 137
张琪琦　张洁　陈路　林壁涛　陈振煜　王馨珂　万田漠　丰希成　王振疆　李爱民　吴保平　刘思德　罗晓蓓

剪状刀内镜黏膜下剥离术治疗无蒂隆起型结直肠上皮源性肿瘤的有效性及安全性 …… 142
高岩　王叶　蓝宇　贾纯增

短篇论著

双镜联合精准穿刺引导扩张治疗结直肠癌术后吻合口闭锁初探(含视频) …… 148
王东洋　陈明　张昊　李浩　翟会专　孙明娟　王海鹏　李增军

病例报道

附加通道辅助内镜黏膜切除术治疗直肠神经内分泌瘤1例(含视频) …… 151
刘朝晖　吴瑞暖　黄伟英　邢艳杰　孙大勇　李锐
内镜黏膜下剥离术治疗跨越幽门环的早期胃癌1例 …… 154
李劼　郑庆芬　赵丽霞　刘冰熔
内镜下食管肌层切开联合主动脉带膜支架隔绝术治疗食管异物穿孔伴主动脉损伤1例 …… 156
詹磊磊　陈桂权　梁瑞茵

综　　述

超声内镜在血管介入诊疗方面的研究进展 …… 159
万笑雨　刘萍　曹新广　郭长青
粪菌移植的发展趋势、适应证领域、移植途径和政策管理:基于CiteSpace分析 …… 164
赵睿　董晨　鲍艳凤　孙驰　顾志峰

读者·作者·编者

《中华消化内镜杂志》对来稿中统计学处理的有关要求 …… 130
《中华消化内镜杂志》2025年可直接使用英文缩写的常用词汇 …… 147
《中华消化内镜杂志》2025年征订启事 …… 147
中华医学会杂志社关于在论文写作过程中使用生成式人工智能技术的有关规定 …… 163
插页目次 …… 103

本刊稿约见第42卷第1期第82页

本期责任编辑　顾文景　唐涌进

本刊编辑部工作人员联系方式

唐涌进,Email:tang@xhnj.com　　朱　悦,Email:zhuyue@xhnj.com
周　昊,Email:zhou@xhnj.com　　钱　程,Email:qian@xhnj.com
顾文景,Email:gwj@xhnj.com　　许文立,Email:xwl@xhnj.com

本刊投稿方式

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


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·

超声内镜人工智能系统临床应用专家共识（2024，武汉）

中华医学会消化内镜学分会大数据协作组
通信作者：杨爱明，北京协和医院消化内科，北京 100730，Email：yangaiming@icloud.com；于红刚，武汉大学人民医院消化内科，武汉 430060，Email：yuhonggang@whu.edu.cn

【提要】 超声内镜是诊断肝胆胰系统病灶、黏膜下肿瘤等消化系统疾病、判断胃肠道早期癌浸润深度的有效工具。人工智能技术在超声内镜的质量控制和辅助诊断中起到了重要作用，但目前国内外尚无超声内镜人工智能系统临床应用的相关共识。2024 年中华医学会消化内镜学分会大数据协作组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，形成超声内镜人工智能系统临床应用专家共识，旨在为内镜医师应用超声内镜人工智能提供全面合理的决策证据。本共识包括人工智能在肝胆胰系统标准站点识别、消化道早期癌浸润深度预测、黏膜下肿瘤病理分型、肝胆胰异常病灶识别及病理分型等方面的 9 条推荐意见陈述。

【关键词】 人工智能；　超声内镜；　中国；　专家共识

Expert consensus on the clinical application of artificial intelligence system to endoscopic ultrasonography (2024, Wuhan)

Big Data Collaboration Group, Digestive Endoscopy Branch of Chinese Medical Association
Corresponding author: Yang Aiming, Department of Gastroenterology, Peking Union Medical College Hospital, Beijing 100730, China, Email: yangaiming@icloud. com; Yu Honggang, Department of Gastroenterology, Renmin Hospital of Wuhan University, Wuhan 430060, China, Email: yuhonggang@whu.edu.cn

【Summary】 Endoscopic ultrasonography is an effective tool for the diagnosis of digestive diseases including hepatobiliary and pancreatic lesions, submucosal tumors, and judgement of the depth of invasion of early gastrointestinal cancer. Artificial intelligence technology plays an important role in the quality control and auxiliary diagnosis of endoscopic ultrasonography, but there is no consensus on the application of artificial intelligence system to endoscopic ultrasonography at home and abroad. In 2024, Big Data Collaboration Group, Digestive Endoscopy Branch of Chinese Medical Association organized discussions among authoritative experts in the field across the country and formulated expert consensus on the clinical application of endoscopic ultrasonography artificial intelligence system based on the latest evidence-based medical evidence at home and abroad, aiming to provide endoscopists with comprehensive and reasonable decision-making evidence for the application of endoscopic ultrasonography artificial intelligence. This consensus included 9 recommendation statements regarding artificial intelligence in the identification of standard sites of the hepatobiliary and pancreatic system, prediction of infiltration depth of early digestive cancer, pathological classification of submucosal tumors and identification and pathological classification of abnormal lesions of the hepatobiliary and pancreatic systems.

【Key words】 Artificial intelligence;　Endoscopic ultrasonography;　China;　Expert consensus

一、前言

超声内镜（endoscopic ultrasonography，EUS）在诊断和治疗消化系统疾病方面具有重要意义，尤其在肝胆胰系统病灶及消化道黏膜下肿瘤（submucosal tumor，SMT）的诊断、胃肠道早期癌浸润深度的评估、纵隔病变的活检等方面具有独特优势[1-4]。利用 EUS 评估此类疾病对选择合适的治

DOI：10.3760/cma.j.cn321463-20240926-00398
收稿日期　2024-09-26　　**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. 超声内镜人工智能系统临床应用专家共识（2024，武汉）[J]. 中华消化内镜杂志, 2025, 42(2): 94-103. DOI:10.3760/cma.j.cn321463-20240926-00398.

www.zhxhnjzz.com

疗方式及改善患者预后至关重要。

然而，传统EUS检查依赖于操作医师的经验和技能水平，在图像识别能力和诊断一致性方面存在较大差异，导致病变漏诊率和误诊率居高不下[5]。此外，与胃镜或结肠镜检查相比，EUS检查对内镜医师的熟练度要求更高，EUS专家通常集中在高级医疗中心，大部分地区和中心缺乏足够的EUS经验，从而导致病变检出不足或误诊；即使是EUS专家，疲劳和粗心有时也会导致病变漏诊。在发达国家，EUS是成熟的技术[6]。然而，许多发展中国家的EUS服务相当短缺，在一项对南亚和东南亚内镜医师的调查中，设备成本过高和缺乏操作EUS的内镜医师是EUS发展的主要障碍[7-8]。EUS在中国也是一种相对较新、不断新兴的技术，截至2019年，中国能够开展EUS的医院有1 000余家，能够操作EUS的内镜医师仅有4 000余名，EUS技术的基础相对薄弱[9]。

为了解决这一问题，人工智能（artificial intelligence，AI）技术被引入到EUS领域[10-11]。AI技术，特别是深度学习和图像识别算法，能够从大量的医学图像数据中学习和提取特征，提高EUS影像的分析和诊断准确性。近年来，国内外学者在EUS AI辅助诊断方面取得了显著进展，AI技术在质量控制、病变识别和诊断等方面表现出高效性和准确性。多项临床试验进一步验证了AI辅助EUS在提高诊断效率、减少漏诊率和降低医师操作负担等方面的潜力。本共识旨在综合现有研究证据，为临床医师在应用EUS 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，outcomes，comparisons）原则提出陈述意见[12]，参考GRADE（grading of recommendations，assessment，development，and evaluation）系统评估证据质量（表1）和推荐强度（表2）[13]，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。共识陈述汇总见表3。

表1　证据质量分级标准

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　推荐强度分级标准

推荐强度	等级	定义
强	1	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	2	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　超声内镜人工智能系统临床应用专家共识陈述汇总

推荐意见	证据质量	推荐强度	共识水平（%）
一、AI辅助EUS质量控制			
陈述1：对于消化道、纵隔、胆道、胰腺EUS扫查，推荐AI辅助实时监测标准图像作为质量控制工具	A	强	100.00
二、AI辅助诊断SMT			
陈述2：对于SMT，推荐使用AI辅助EUS判别病变起源层次	B	强	100.00
陈述3：对于SMT，推荐使用AI辅助EUS预测病变的组织类型	C	弱	72.22
三、AI辅助判别早期胃癌浸润深度			
陈述4：对于早期胃癌病变，可使用AI辅助EUS判别病变浸润深度	C	弱	77.78
四、AI辅助诊断肝胆胰病变			
陈述5：推荐在EUS检查中，使用AI辅助检出胰腺病变，预测病变病理性质	A	强	100.00
陈述6：推荐在EUS检查中，使用AI辅助检出肝脏病变，预测病变病理性质	C	弱	83.33
陈述7：推荐在EUS检查中，使用AI辅助检出胆道系统病变，预测病变病理性质	C	弱	83.33
五、AI辅助ROSE			
陈述8：EUS细针穿刺活检病变后，如无病理医师现场评估，且需ROSE，推荐AI辅助内镜医师判断ROSE结果	B	强	100.00
六、使用算法提升AI模型的表现和使用效果			
陈述9：推荐使用算法提升AI模型的表现和使用效果	C	弱	100.00

注：AI指人工智能；EUS指超声内镜；SMT指黏膜下肿瘤；ROSE指细胞病理学快速现场评估

www.zhxhnjzz.com

二、EUS AI系统功能

（一）AI辅助EUS质量控制

【陈述1】对于消化道、纵隔、胆道、胰腺EUS扫查，推荐AI辅助实时监测标准图像作为质量控制工具。（证据质量：A；推荐强度：强；共识水平：100.00%）

EUS是消化道内镜重要的分类之一，EUS对纵隔、胆道和胰腺疾病的检查有较高的诊断准确率，对纵隔的扫查、纵隔淋巴结病理活检、中心肺叶病变活检有独特的优势[14-15]；对胆道的检查准确率最接近金标准——内镜逆行胰胆管造影[16-17]；对胰腺小病灶的检查灵敏度最高[18]。EUS检查过程中，全面的扫查是保证检查质量的关键[19]。然而由于EUS学习曲线陡峭、内镜医师能力参差不齐、缺乏规范扫查意识等[20-21]，EUS检查过程中结构漏扫率较高[22]。并且由于临床诊疗环节复杂、诊疗任务繁重，缺乏经济有效的质量控制方式，目前很难对EUS检查情况进行严格监测。

Yao等[23]使用33 010张图像训练了纵隔站点分类模型，将标准扫描分为7个站点。模型在151个视频的内部验证集和1 212张图像的外部测试集中的分类准确率分别为90.49%和89.85%。Yao等[24]使用了10 681张图像构建了胆管智能EUS标准站识别及导航系统，系统将胆管分为4个标准站点，包括胃底、胃体、十二指肠球部和十二指肠降部，在包含120张图像的验证集中，系统识别各站点的准确率达到了90.0%，3位EUS专家识别的准确率分别为90.0%、88.9%和88.3%，系统与专家的准确率相当。黄丽等[25]使用3万余张超声内镜图像构建胆管扫查的标准图像分站模型，将胆管扫查分为肝窗、胃窗、球窗和降窗，在110张图像的测试集中，模型分站的准确率为89.09%，与2位专家水平接近（准确率分别为92.73%和90.00%）。

Zhang等[26]使用19 486张图像构建的系统将胰腺EUS扫查分为6个标准站点，并且系统可以在视野中分割各个站点的范围，在视频测试集中，模型分类站点的准确率达到了90.0%，分割血管和胰腺的Dice值分别为0.77和0.81，模型的表现与专家相当。随后Tian等[27]构建了分站更为详尽的胆胰系统EUS标准解剖部位识别系统，将胆胰分为14个标准扫查站点，与Zhang等[26]构建的系统相比，该系统新增了肝静脉和门静脉的3个站点，在测试集中系统对各个站点的识别准确率为92.1%~100.0%。Wu等[28]进行了一项单中心随机对照临床试验，用于前瞻性验证EUS标准站识别及导航系统（EUS-IREAD），本系统可识别EUS检查中的8个标准站点和24个解剖结构，研究共纳入290例怀疑胆胰疾病的患者，对照组内镜医师按照常规流程行EUS检查，实验组内镜医师在EUS标准站识别及导航系统的辅助下行EUS检查，结果显示，应用EUS标准站识别及导航系统可以降低标准站点漏扫率［4.47%比14.27%，-9.8%（95%*CI*：-12.2%~-7.5%），*P*<0.000 1］和重要解剖结构漏扫率［6.2%比17.39%，-11.2%（95%*CI*：-12.7%~-9.7%），*P*<0.000 1］，有效提升了EUS的检查质量。卢姿桦等[29]使用205例患者的1万余张EUS图像构建胰腺EUS质量控制系统，在包含150张图像的测试集中，模型分类胰腺6个标准站的准确率为90.0%，分割胰腺和血管的Dice值分别为0.740和0.789，与专家的一致性较好（Kappa系数0.799~0.840）。

（二）AI辅助诊断SMT

【陈述2】对于SMT，推荐使用AI辅助EUS判别病变起源层次。（证据质量：B；推荐强度：强；共识水平：100.00%）

【陈述3】对于SMT，推荐使用AI辅助EUS预测病变的组织类型。（证据质量：C；推荐强度：弱；共识水平：72.22%）

SMT指起源于黏膜肌层以下各层的隆起性病变，国外文献中也常使用胃肠道上皮下肿瘤（subepithelial lesions，SELs）这一术语。SMT通常在常规上消化道内镜检查中被偶然发现，组织学类型多样，以平滑肌瘤、间质瘤（gastrointestinal stromal tumor，GIST）和异位胰腺较为常见[30]。准确识别SMT的起源层次对于选择合适的内镜治疗方式至关重要。对于源自黏膜和黏膜下层的肿瘤，可选择的手术方式包括内镜黏膜切除术（endoscopic mucosal resection，EMR）、套扎装置辅助EMR、透明帽辅助EMR和内镜黏膜下剥离术（endoscopic submucosal dissection，ESD）；而起源于固有肌层的肿瘤，适用的手术则包括内镜黏膜下挖除术、ESD、内镜全层切除术和内镜黏膜下隧道剥离术[31-32]。EUS是能够区分消化道不同组织层次的成像技术，然而以往研究指出内镜医师使用EUS辨别组织层次的一致性不佳，准确率为59%~94%，严重影响患者的诊断和治疗[33]。

Li等[34]开发了一个AI模型，用于在EUS下确定SMT的起源层次，训练数据包括来自201例患者的2 721张EUS图像。系统包含3个深度卷积神经网络（deep convolutional neural network，DCNN），DCNN1用于分割病变，DCNN2用于分割黏膜层次，DCNN3用于分类黏膜起源层次。该系统在视频测试中准确率为80.00%。此外，人机比较中，系统的分类准确率达到90.00%，与EUS专家的水平相当（90.0%比88.3%），展示了该系统在临床应用中的潜力。

通常长径<20 mm的SMT为良性病变，但仍有15%的SMT为恶性病变，尤其是来源于间叶组织的GIST，往往因具有恶性潜能而需要治疗[35-36]。因此，GIST与其他SMT，尤其是与特征相似的平滑肌瘤的准确鉴别，对患者治疗方式的选择、预后的判断十分重要[37]。EUS是目前对长径<20 mm的SMT的起源层次、内部回声边界和尺寸最有价值的评估方法，对于各种组织类型SMT的鉴别诊断与治疗方法的选择都有重要指导价值[38-39]。但EUS图像识别难度高，不同医师之间主观诊断一致性差，影响SMT患者的诊治。虽然组织病理学是准确诊断的“金标准”，但使用EUS引导细针穿刺抽吸术（EUS-guioled fine needle aspiration，EUS-FNA）或黏膜活检的诊断准确率仍然很低[40-41]。因此，利用AI辅助EUS预测SMT组织类型具有重要意义。

Dong等[35]使用1 101例SMT患者的5 419张EUS图像

www.zhxhnjzz.com

开发了一个实时AI辅助EUS诊断系统，该系统可以在临床环境中自动识别、定位和诊断SMT，在内部验证和多中心外部评估中，系统诊断GIST和平滑肌瘤的准确率分别达到了93.1%和91.7%，在实际应用中，AI辅助EUS诊断系统同样表现出色，诊断GIST和平滑肌瘤的曲线下面积（area under curve，AUC）分别为0.865和0.864，显著优于经验丰富的内镜医师（0.865比0.698，*P*=0.010；0.864比0.695，*P*=0.010）。Hirai等[42]收集来自12家医院631例SMT患者的16 110张EUS图像用于开发SMT分类模型，该AI系统在五分类区分GIST、平滑肌瘤、神经鞘瘤、神经内分泌肿瘤和异位胰腺中的准确率为86.1%，区分GIST和非GIST的灵敏度、特异度和准确率分别为98.8%、67.6%和89.3%，显著优于所有内镜医师。Oh等[43]使用了来自114例患者的376张图像训练卷积神经网络（convolutional neural networks，CNN）模型，用于区分GIST和平滑肌瘤，在170张图像的测试集中，模型分类的AUC为0.923。Minoda等[44]在60例患者的EUS图片中比较EUS AI与专家区分GIST和非GIST的表现，EUS AI的准确率、灵敏度和特异度分别为86.3%、86.3%和62.5%，专家的数据分别为73.3%、68.2%和87.5%，EUS AI的灵敏度和准确率均高于EUS专家，该研究进一步分析病变大小与EUS AI诊断准确率之间的关系，发现随着病变增大，EUS AI的准确率逐渐升高。Kim等[45]使用905例患者的EUS图像训练CNN系统，用于分类GIST、平滑肌瘤和神经鞘瘤，在212例患者的测试集中，CNN系统分类GIST、平滑肌瘤和神经鞘瘤的准确率为75.5%，与3位熟练的内镜医师相当。张晨霞等[46]使用2 000余张EUS图像训练胃肠道间质瘤与平滑肌瘤分类模型，模型在30张图像的测试集中分类准确率为86.7%，显著优于4位内镜医师（准确率为53.3%~60.0%），与另外2位内镜医师相当（准确率分别为73.3%和76.7%）。郭康丽等[47]使用113张EUS图像训练的CNN模型区分GIST和平滑肌瘤的准确率可达89.66%（26/29）（95%*CI*：78.57%~100.00%）。Tanaka等[48]使用SiamMask算法跟踪对比增强谐波超声内镜（contrast-enhanced harmonic endoscopic ultrasound，CH-EUS）视频中每帧图像中的目标区域，进而使用AI区分GIST和良性SMT，在53例患者、每例患者200帧图像中识别的SMT区域与内镜医师标记的金标准范围的一致率为96%，AI区分GIST和良性SMT的灵敏度、特异度和准确率分别为90.5%（95%*CI*：84.4%~92.4%）、90.9%（95%*CI*：67.9%~98.3%）、90.6%（95%*CI*：81.0%~93.6%），内镜医师的数据分别为90.5%（95%*CI*：84.2%~93.7%）、81.8%（95%*CI*：57.8%~94.2%）、88.7%（95%*CI*：78.7%~93.8%），AI与内镜医师的表现接近。

一些GIST具有恶性潜能，因此应根据风险分类预测GIST的进展风险，美军病理研究所（Armed Forces Institute of Pathology，AFIP）提出应根据手术后病理结果预测GIST的恶性潜能，分析因素包括GIST的大小、有丝分裂指数和位置，来预测GIST复发或转移的风险[49-50]。Lu等[51]使用1 320张EUS图像开发两种AI风险分级模型，用于预测GIST的恶性潜能，模型1是四类风险预测模型，包括极低风险、低风险、中风险和高风险四类，模型2是两类风险预测模型，包括极低风险和非极低风险两类，这些模型在外部验证中表现优异，四类风险模型的总体准确率为74.50%，而专门预测极低风险GIST的两类风险模型准确率为86.25%。Seven等[52]使用55例患者的EUS图像构建深度学习模型预测GIST的恶性潜能，图像中的GIST均经手术切除证实病理结果，分为极低风险、低风险、中风险和高风险，在前瞻性收集15例患者的验证队列中，模型区分四类风险的准确率为66%，而将患者分为低风险（极低风险和低风险）和高风险（中风险和高风险）时，模型分类的准确率提升到了99%。Liu等[53]回顾性收集了来自18家医疗机构914例患者的1 824张EUS图像，并使用三重归一化的深度学习框架处理图像、训练模型，将多中心图像的强度、大小和空间分辨率统一，然后将年龄、性别和归一化后的肿瘤大小用于训练模型，预测GIST的恶性潜能，在380张EUS图像的测试集中，模型的准确率为0.834（95%*CI*：0.772~0.885），灵敏度为0.844（95%*CI*：0.672~0.947），特异度为0.832（95%*CI*：0.762~0.888）。以上研究表明AI辅助的EUS诊断系统在实际临床评估中具有提高GIST诊断准确率的潜力，但在临床检查过程中需首先在EUS图像中识别可疑的GIST，然后才能预测其恶性潜能，因此在实际使用时系统的整体准确率可能低于文献中测试的数据。

（三）AI辅助判别早期胃癌（early gastric cancer，EGC）浸润深度

【陈述4】对于EGC病变，可使用AI辅助EUS判别病变浸润深度。（证据质量：C；推荐强度：弱；共识水平：77.78%）

EGC患者的治疗策略主要取决于癌症的浸润深度，准确预测黏膜下层的浸润深度是改善患者预后并避免过度诊疗的关键。具体而言，淋巴结转移在黏膜或黏膜下浅层浸润（距黏膜肌层<500 μm）的EGC中很少见，因此ESD可以作为其治疗方法[54]。EUS可以显示胃壁层次，在鉴别EGC和进展期胃癌方面有较高的准确率，目前EUS已经成为胃癌局部分期的首选工具[55-56]。Uema等[57]回顾性连续收集了420例EGC患者的5 177张EUS图像，构建了基于深度学习系统的AI模型，用于判断EGC浸润深度，系统中包含EGC图像分割模型、分类模型，进一步在11家医疗机构前瞻性收集139例患者的3 103张图像，用于验证系统的性能，由于外部验证集中图像采集系统与内部数据集中采集设备不同，使用CycleGAN方法统一图像风格，最终系统在外部验证集中对EGC浸润深度的预测的灵敏度、特异度和准确率分别为73.1%（95%*CI*：60.9%~83.2%）、75.0%（95%*CI*：63.4%~84.5%）和74.1%（95%*CI*：66.0%~81.2%），准确率与专家相当（74.1%比75.5%，*P*=0.88）。有文章指出EGC有溃疡、EGC位于胃体中上1/3、大尺寸病变、未分化癌等因素会导致EUS T分期的准确性较低[58-59]。Kim等[60]使用决策树

www.zhxhnjzz.com

分析影响EUS对EGC T分期准确性的影响因素，结果表明病变大小是影响T分期最重要的因素，>3 cm的病变T分期更容易被高估，对于≤3 cm的病变，分期的准确性更受分化程度和病变位置的影响，这种相对简单的机器学习方法能够直接分析出影响临床决策的因素。

（四）AI辅助诊断肝胆胰病变

【陈述5】推荐在EUS检查中，使用AI辅助检出胰腺病变，预测病变病理性质。（证据质量：A；推荐强度：强；共识水平：100.00%）

【陈述6】推荐在EUS检查中，使用AI辅助检出肝脏病变，预测病变病理性质。（证据质量：C；推荐强度：弱；共识水平：83.33%）

【陈述7】推荐在EUS检查中，使用AI辅助检出胆道系统病变，预测病变病理性质。（证据质量：C；推荐强度：弱；共识水平：83.33%）

胰腺病变不仅包括肿瘤病变，如胰腺导管腺癌（pancreatic ductal adenocarcinoma，PDAC）、黏液性囊性肿瘤、浆液性囊性肿瘤、胰腺鳞状细胞癌、腺泡细胞癌、转移性胰腺癌、神经内分泌癌、神经内分泌肿瘤等，也有一些非肿瘤性病变，如自身免疫性胰腺炎（autoimmune pancreatitis，AIP）、慢性胰腺炎[61-62]。在胰腺病变的早期检出与鉴别诊断方面，EUS被认为具有更高的诊断率。Zhang等[63]利用108例患者的EUS图像训练支持向量机模型对EUS图像进行评估，用于诊断胰腺癌，在测试集中，支持向量机模型识别胰腺癌的准确率、灵敏度和特异度分别为97.89%、94.32%和99.45%。Marya等[64]使用四分类深度学习模型用于实时辅助EUS鉴别AIP、PDAC、慢性胰腺炎和正常胰腺，疾病分类模型的诊断准确率显著高于内镜医师（75.6%比61.6%，*P*=0.026），模型与内镜医师的灵敏度分别为88.2%和53.8%。Kuwahara等[65]使用933例患者的2万余张图像训练DCNN模型对多种类型的胰腺肿块进行分类，模型能够识别的肿块类型十分广泛，包括PDAC、胰腺腺鳞癌、腺泡细胞癌、转移性胰腺肿瘤、神经内分泌癌、神经内分泌肿瘤、实性假乳头状肿瘤、慢性胰腺炎和AIP，AI模型在测试集中诊断胰腺癌的准确率为0.91（95%*CI*：0.85~0.95），对其余各疾病的分类敏感度大多在0.78~1.00之间。

超声造影剂与特定造影成像技术的结合在临床诊断成像中的应用日益得到认可。对胰腺的研究是CH-EUS的一个新颖且前景广阔的应用领域，该技术可更好地描绘和鉴别诊断局灶性胰腺肿块[66]，观察到的病灶如果呈现低增强表现，则更有可能是胰腺癌，而那些具有正常血管结构的病变，如肿块型慢性胰腺炎，其增强模式通常与周围实质相似，常表现为等增强或甚至高增强[67-68]。Tang等[69]使用CH-EUS图像训练了两个模型，模型1使用Une++架构训练而成，用于分割胰腺肿块，模型2用于分类良性和恶性胰腺肿块，完成对模型1和模型2的测试后，构建CH-EUS MADTER系统，包括客户端（获取、处理图像，展示预测结果）和服务器端（传输图像、预测结果），研究者开展前瞻性随机对照试验，招募39例需接受CH-EUS的患者，比较CH-EUS MADTER和内镜医师诊断胰腺肿块的准确率、灵敏度和特异度等，对照组在操作FNA时，前两次没有CH-EUS MADTER的辅助，随后两次接受CH-EUS MADTER的辅助，CH-EUS MADTER组前两次在CH-EUS MADTER辅助下穿刺，另外两次穿刺没有CH-EUS MADTER的辅助。金标准是手术组织或EUS-FNA的病检结果，最终CH-EUS MADTER诊断胰腺肿块恶性病变的准确率（92.3%比87.2%，*P*<0.05）、灵敏度（92.3%比88.5%，*P*<0.05）和特异度（92.3%比84.6%，*P*<0.05）均显著优于内镜医师。随后研究者们开展了交叉试验评估系统培训EUS学员的作用，实验组学员观看30个EUS视频和60张AI标记的图像，对照组观看30个EUS视频和60张无AI标记的图像，学员在视频测试中记录视频中首次识别胰腺病变的时间点，在图像测试中描绘病变边界，学员首次测试后洗脱2周，更换组别学习，再进行第2次测试，8名学员在AI训练前分割病变的交并比为0.80±0.06，在AI训练后的交并比显著提升，为0.87±0.03（*P*=0.002）；AI训练前识别胰体尾部病变的时间为22.75 s±3.47 s，训练后提升至17.98 s±3.22 s（*P*<0.000 1），说明CH-EUS MADTER能够辅助初级内镜医师更准确地识别胰腺病变[70]。Cui等[71]回顾性收集628例患者的病史、放射学检查结果和EUS图像，用于诊断胰腺肿块，在多个中心前瞻性测试集中，模型的AUC为0.924~0.976，在AI辅助内镜医师的交叉试验中，模型的准确率［0.92（95%*CI*：0.86~0.96）比0.77（95%*CI*：0.68~0.84），*P*=0.001］和灵敏度［0.92（95%*CI*：0.84~0.96）比0.72（95%*CI*：0.61~0.82），*P*=0.002］都显著优于资深内镜医师。

Kuwahara等[72]的一项回顾性研究使用23例恶性胰腺导管内乳头状黏液瘤（intraductal papillary mucinous neoplasm，IPMN）和27例良性病变的EUS图像训练CNN模型，模型输出范围从0~1的连续变量，AI值用于预测图片的恶性概率，当AI值接近1时，代表模型预测图片的恶性概率高，结果显示模型识别IPMN的灵敏度、特异度和准确率分别为95.7%、92.6%和94.0%，且在进一步的多变量分析中发现，对于CNN模型，AI值≥0.41是IPMN的独立危险因素（*OR*=295.16，95% *CI*：14.13~6 165.75，*P*<0.001）。Vilas-Boas等[73]使用17例胰腺黏液囊肿和11例非黏液囊肿的5 505张EUS图像训练CNN模型，在1 101张图像的测试集中，模型识别黏液囊肿的准确率、灵敏度和特异度分别为98.5%、98.3%和98.9%，且模型在6 s内完成了测试，表现出了良好的性能。

EUS可以检测CT未检测到的小型局灶性肝病变。对于可能患有原发性肝癌或肝转移性疾病的患者，确定肝脏局灶性病变的特征是后续优化治疗的关键。Marya等[74]利用前瞻性收集的256例患者的EUS图像数据库，用于训练CNN分析系统，系统可从EUS图像中识别肝脏病变，并区分良性和恶性病变，结果显示系统在单个静止图像中识别恶

www.zhxhnjzz.com

性局灶性肝病变的灵敏度为90%、特异度为71%，对于整个视频片段，系统识别的灵敏度和特异度分别提高到100%和80%，通过遮挡实验验证CNN模型识别图像的区域，发现模型区分恶性病变与良性病变的准确率为92.0%。

胆囊息肉样病变包含多种病理类型，非肿瘤性病变包括炎性息肉、胆固醇息肉和腺肌瘤等，肿瘤性病变包括腺瘤和腺癌。虽然EUS是诊断胆囊息肉样病变敏感度极高的检查方法之一，被广泛用于检查胆囊息肉样病变[75]。但胆囊息肉样病变无法活检，难以通过内镜图像预测病理性质。内镜医师对胆囊息肉样病变的诊断主观性过强，需要更先进的技术辅助提升EUS诊断胆囊息肉的准确率。Jang等[76]使用1 039个胆囊息肉样病变的EUS图像训练了3个CNN模型，用于胆囊息肉样病变诊断的三个步骤，即分类胆囊息肉和胆结石、肿瘤性息肉和非肿瘤性息肉、腺癌和腺瘤性息肉，在外部验证集中，模型对上述三个分类的准确率分别为91.6%、77.8%和76.2%，系统区分肿瘤性息肉和非肿瘤性息肉的能力介于中等水平内镜医师和专家内镜医师之间。

（五）AI辅助细胞病理学快速现场评估（rapid on-site evaluation，ROSE）

【陈述8】EUS细针穿刺活检病变后，如无病理医师现场评估，且需ROSE，推荐AI辅助内镜医师判断ROSE结果。（证据质量：B；推荐强度：强；共识水平：100.00%）

对局灶性胰腺肿块经常使用EUS及EUS-FNA来鉴别诊断，对于排除胰腺癌具有高达100%的阴性预测值[66]。尽管如此，EUS-FNA识别局灶性胰腺肿块的灵敏度却受伴随慢性胰腺炎的影响，灵敏度低至54%~74%[77-78]。ROSE可以提高EUS-FNA的诊断率和准确性[79-80]，但细胞病理学家的缺乏限制了ROSE的应用，大多数亚洲和欧洲机构都无法使用ROSE。因此，开发计算机辅助诊断工具以取代手动ROSE至关重要。Lin等[81]验证了基于AI的模型在ROSE图像中分类癌细胞和其他细胞的效果，模型在3 642张图像的内部验证数据集及693张图像的外部验证数据集中分别达到了83.4%和88.7%的准确率。Zhang等[82]开发了一个基于深度学习的分割系统，用于胰腺肿块的ROSE，在一项回顾性多中心验证中，DCNN系统在内部和外部测试中分别以0.929和0.899~0.938的F1评分分割染色细胞，DCNN系统在内部和多个外部测试中分别以AUC为0.958和0.948~0.976分类癌细胞簇的图像。ROSE染色过程中有许多因素会影响染色质量，如破碎的细胞、污染、纤维和光斑等，这些问题也让模型分类更加困难。Zhang等[83]训练了能够抵抗样品噪声的模型，用于在ROSE中分类胰腺癌细胞和正常细胞，在1 000张ROSE图像的测试集中，模型的诊断准确率优于其他框架训练的模型（94%比89.57%~91.24%）。在845张ROSE图像的测试集中，研究者们使用另一个多阶混合框架训练的模型分类胰腺癌细胞和正常细胞的准确率为97.53%[84]。

（六）使用算法提升AI模型的表现和使用效果

【陈述9】推荐使用算法提升AI模型的表现和使用效果。（证据质量：C；推荐强度：弱；共识水平：100.00%）

以上的研究均表明，使用深度学习进行EUS图像分类可以辅助提升内镜医师的检查质量，提高诊断疾病的准确率等，但深度学习模型需要大量标记训练数据。Bonmati等[85]使用内镜医师在12例患者手术过程中的原始语音记录标记EUS图像，标记包含5个解剖部位，即胰腺、门静脉、胰管、门静脉汇合处和胆管，语音数据和图像数据这两个分支被连接起来，训练CNN模型对EUS图像分类，该研究将此模型与其他只使用语音、只使用图像训练的CNN模型对比，结果表明使用语音和图像共同训练的模型在测试集中的准确率最高，为0.76，而其他模型的准确率仅为0.20~0.70。

在临床检查过程中，内镜医师通常先使用白光内镜检查病变，可区分大部分胃息肉和SMT，但SMT包含GIST、平滑肌瘤和胃异位胰腺等多类病变，虽然大部分SMT是良性的，但一部分GIST和胃异位胰腺有恶变的可能，需要进一步检查准确区分表型。EUS可分辨胃壁各个组织学层次，能够准确诊断SMT。以往的研究虽然可单独根据EUS图像诊断SMT，但这种分类缺乏白光内镜相关信息，与真实临床实践不符。因此Zhu等[86]收集了1 366例诊断为SMT患者的白光内镜图像和EUS图像，集成DCNN和长短记忆网络构建模型（MMP-AI），模型在白光内镜图像和EUS图像中都可以分类SMT的三种病变亚型，即GIST、平滑肌瘤和胃异位胰腺，在352例患者的测试集中，模型识别平滑肌瘤（78.5%比74.59%）、胃异位胰腺（98.3%比98.14%）和GIST（83.5%比74.38%）的准确率均优于来自多家医院的EUS专家。研究证明MMP-AI诊断GIST的准确率优于单独使用EUS训练的模型（83.5%比78.5%），可有效融入临床检查流程中，提升EUS检查的准确率[45,86]。Cui等[71]对比了仅用EUS图像训练的胰腺肿块诊断模型与使用病史、放射学结果和EUS图像训练的模型在相同测试集中的表现，后者在3个外部测试集中的AUC都显著高于前者（P<0.001）。

虽然CNN模型在EUS的各种使用场景（病变检出、病灶分割、分类预测等）中都有着突破性的表现，但CNN模型内部的多层网络却难以解读，导致用户无法了解模型分类的依据[87]。可视化解释不但可以使用户建立对模型的信任与信心，也可以在培训教学中发挥更大的作用[88]。目前已有多个研究在构建CNN模型后，使用算法可视化解释模型，无需重新训练模型，也无需更改模型架构。Nguon等[89]使用两家医院109例患者的EUS图像，用于微调、训练CNN模型区分黏液性囊性肿瘤和浆液性囊性肿瘤，在随机抽取60张图片的测试集中，模型识别的准确率、灵敏度和特异度分别为82.76%、81.46%和84.36%，为了识别模型分类决策的依据，使用梯度加权类激活映射生成热图，可视化显示图像中不同区域对决策的影响程度，最终热图表明模型的分类是根据囊肿区域做出决策的。Cui等[71]向内镜医师们发

www.zhxhnjzz.com

送问卷，以了解他们对于诊断胰腺肿块AI模型的看法。问卷结果显示专家和资深内镜医师对AI模型的排斥率显著高于新手内镜医师（*OR*=2.15，95%*CI*：1.12~4.16，*P*=0.02），但在AI模型结果的基础上补充可解释性分析的结果，使他们对AI模型的排斥率与新手内镜医师相当（*OR*=0.71，95%*CI*：0.32~1.58，*P*=0.40）。

参与共识修订讨论和定稿的专家（按姓名笔画排序）：丁震（中山大学附属第一医院消化内科），于红刚（武汉大学人民医院消化内科），王红玲（武汉大学中南医院消化内科），王拥军（首都医科大学附属北京友谊医院消化内科），冯云路（北京协和医院消化内科），戎龙（北京大学第一医院消化内科），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（空军军医大学西京医院消化内科），刘雪梅（遵义医科大学第一附属医院消化内科），许国强（浙江大学医学院附属第一医院消化内科），李惠凯（中国人民解放军总医院消化内科），杨卓（中国人民解放军北部战区总医院消化内科），杨爱明（北京协和医院消化内科），陈幼祥（南昌大学第一附属医院消化内科），陈明锴（武汉大学人民医院消化内科），唐涌进（中华消化内镜杂志编辑部），常莹（武汉大学中南医院消化内科），蔺蓉（华中科技大学同济医学院附属协和医院消化内科）

执笔者：蔺蓉（华中科技大学同济医学院附属协和医院消化内科），杨卓（中国人民解放军北部战区总医院消化内科）

利益冲突　所有作者声明不存在利益冲突

参 考 文 献

[1] Larghi A, Ibrahim M, Fuccio L, et al. Forward-viewing echoendoscope versus standard echoendoscope for endoscopic ultrasound-guided tissue acquisition of solid lesions: a randomized, multicenter study[J]. Endoscopy, 2019, 51(5): 444-451. DOI: 10.1055/a-0790-8342.

[2] Kida M, Kawaguchi Y, Miyata E, et al. Endoscopic ultrasonography diagnosis of subepithelial lesions[J]. Dig Endosc, 2017, 29(4):431-443. DOI: 10.1111/den.12854.

[3] Merkow RP, Herrera G, Goldman DA, et al. Endoscopic ultrasound as a pretreatment clinical staging tool for gastric cancer: association with pathology and outcome[J]. Ann Surg Oncol, 2017, 24(12): 3658-3666. DOI: 10.1245/s10434-017-6050-9.

[4] Crombag L, Dooms C, Stigt JA, et al. Systematic and combined endosonographic staging of lung cancer (SCORE study)[J]. Eur Respir J, 2019, 53(2): 1800800 [pii]. DOI: 10.1183/13993003.00800-2018.

[5] Wani S, Han S, Simon V, et al. Setting minimum standards for training in EUS and ERCP: results from a prospective multicenter study evaluating learning curves and competence among advanced endoscopy trainees[J]. Gastrointest Endosc, 2019, 89(6):1160-1168.e9. DOI: 10.1016/j.gie.2019.01.030.

[6] García-Rodríguez A, Fernández-Esparrach G, Sendino O, et al. State of endoscopic ultrasonography in Spain in 2017[J]. Gastroenterol Hepatol, 2018, 41(10):672-678. DOI: 10.1016/j.gastrohep.2018.06.009.

[7] Ahmed F, Mehdi K. Barriers to endoscopic ultrasonography (EUS) in South and South East Asia[J]. Gastroenterol Pancreatol Liver Disord, 2015, 2(1): 1-3.

[8] Nguyen D. JSP-3 current situation of GI endoscopy practice in Vietnam[J]. Gastroenterol Endosc, 2020, 62(Suppl 1): 1038.

[9] Xin L, Gao Y, Wang TJ, et al. EUS development in China: results from national surveys in 2013 and 2020[J]. Endosc Ultrasound, 2023, 12(1):90-95. DOI: 10.4103/EUS-D-22-00003.

[10] Le Berre C, Sandborn WJ, Aridhi S, et al. Application of artificial intelligence to gastroenterology and hepatology[J]. Gastroenterology, 2020, 158(1): 76-94. e2. DOI: 10.1053/j.gastro.2019.08.058.

[11] Haug CJ, Drazen JM. Artificial intelligence and machine learning in clinical medicine, 2023[J]. N Engl J Med, 2023, 388(13): 1201-1208. DOI: 10.1056/NEJMra2302038.

[12] 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.

[13] 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.

[14] Gilbert C, Yarmus L, Feller-Kopman D. Use of endobronchial ultrasound and endoscopic ultrasound to stage the mediastinum in early-stage lung cancer[J]. J Natl Compr Canc Netw, 2012, 10(10): 1277-1282. DOI: 10.6004/jnccn.2012.0131.

[15] Annema JT, Bohoslavsky R, Burgers S, et al. Implementation of endoscopic ultrasound for lung cancer staging[J]. Gastrointest Endosc, 2010, 71(1):64-70, 70.e1. DOI: 10.1016/j.gie.2009.07.027.

[16] Meeralam Y, Al-Shammari K, Yaghoobi M. Diagnostic accuracy of EUS compared with MRCP in detecting choledocholithiasis: a meta-analysis of diagnostic test accuracy in head-to-head studies[J]. Gastrointest Endosc, 2017, 86(6):986-993. DOI: 10.1016/j.gie.2017.06.009.

[17] Giljaca V, Gurusamy KS, Takwoingi Y, et al. Endoscopic ultrasound versus magnetic resonance cholangiopancreatography for common bile duct stones[J]. Cochrane Database Syst Rev, 2015, 2015(2): CD011549. DOI: 10.1002/14651858.CD011549.

[18] Harinck F, Konings IC, Kluijt I, et al. A multicentre comparative prospective blinded analysis of EUS and MRI for screening of pancreatic cancer in high-risk individuals[J]. Gut, 2016, 65(9):1505-1513. DOI: 10.1136/gutjnl-2014-308008.

[19] Wani S, Wallace MB, Cohen J, et al. Quality indicators for EUS[J]. Am J Gastroenterol, 2015, 110(1): 102-113. DOI: 10.1038/ajg.2014.387.

[20] Wani S, Keswani RN, Petersen B, et al. Training in EUS and ERCP: standardizing methods to assess competence[J]. Gastrointest Endosc, 2018, 87(6): 1371-1382. DOI: 10.1016/j.gie.2018.02.009.

[21] Wani S, Keswani RN, Han S, et al. Competence in endoscopic ultrasound and endoscopic retrograde cholangiopancreatography, from training through independent practice[J]. Gastroenterology, 2018, 155(5): 1483-1494. e7. DOI: 10.1053/j. gastro. 2018.07.024.

[22] Committee EFS, Yamao K, Irisawa A, et al. Standard imaging techniques of endoscopic ultrasound-guided fine-needle aspiration using a curved linear array echoendoscope[J]. Digestive Endoscopy, 2007, 19(suppl 1): S180-205. DOI: 10.1111/j.1443-1661.2007.00742.x.

[23] Yao L, Zhang C, Xu B, et al. A deep learning-based system for mediastinum station localization in linear EUS (with video)[J]. Endosc Ultrasound, 2023, 12(5): 417-423. DOI: 10.1097/eus.0000000000000011.

[24] Yao L, Zhang J, Liu J, et al. A deep learning-based system for

www.zhxhnjzz.com

bile duct annotation and station recognition in linear endoscopic ultrasound[J]. EBioMedicine, 2021, 65: 103238. DOI: 10.1016/j.ebiom.2021.103238.

[25] 黄丽, 张军, 吴慧玲, 等. 基于深度学习的内镜超声胆管扫查辅助分站系统构建[J]. 中华消化内镜杂志, 2022, 39(4): 295-300. DOI: 10.3760/cma.j.cn321463-20210628-00007.

[26] Zhang J, Zhu L, Yao L, et al. Deep learning-based pancreas segmentation and station recognition system in EUS: development and validation of a useful training tool (with video)[J]. Gastrointest Endosc, 2020, 92(4): 874-885. e3. DOI: 10.1016/j.gie.2020.04.071.

[27] 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. DOI: 10.1097/JS9.0000000000000995.

[28] Wu HL, Yao LW, Shi HY, et al. Validation of a real-time biliopancreatic endoscopic ultrasonography analytical device in China: a prospective, single-centre, randomised, controlled trial[J]. Lancet Digit Health, 2023, 5(11): e812-820. DOI: 10.1016/S2589-7500(23)00160-7.

[29] 卢姿桦, 吴慧玲, 姚理文, 等. 基于深度学习的超声内镜分站和胰腺分割识别系统[J]. 中华消化内镜杂志, 2021, 38(10): 778-782. DOI: 10.3760/cma. j. cn321463-20200325-00245.

[30] Coe TM, Fero KE, Fanta PT, et al. Population-based epidemiology and mortality of small malignant gastrointestinal stromal tumors in the USA[J]. J Gastrointest Surg, 2016, 20(6): 1132-1140. DOI: 10.1007/s11605-016-3134-y.

[31] Zhang J, Huang K, Ding S, et al. Clinical applicability of various treatment approaches for upper gastrointestinal submucosal tumors[J]. Gastroenterol Res Pract, 2016, 2016: 9430652. DOI: 10.1155/2016/9430652.

[32] Białek A, Wiechowska-Kozłowska A, Pertkiewicz J, et al. Endoscopic submucosal dissection for treatment of gastric subepithelial tumors (with video) [J]. Gastrointest Endosc, 2012, 75(2): 276-286. DOI: 10.1016/j.gie.2011.08.029.

[33] Jung JI, Kim GH, I H, et al. Clinicopathologic factors influencing the accuracy of EUS for superficial esophageal carcinoma[J]. World J Gastroenterol, 2014, 20(20): 6322-6328. DOI: 10.3748/wjg.v20.i20.6322.

[34] Li X, Zhang C, Yao L, et al. A deep learning-based system to identify originating mural layer of upper gastrointestinal submucosal tumors under EUS[J]. Endosc Ultrasound, 2023, 12(6):465-471. DOI: 10.1097/eus.0000000000000029.

[35] Dong Z, Zhao X, Zheng H, et al. Efficacy of real-time artificial intelligence-aid endoscopic ultrasonography diagnostic system in discriminating gastrointestinal stromal tumors and leiomyomas: a multicenter diagnostic study[J]. EClinicalMedicine, 2024, 73: 102656. DOI: 10.1016/j.eclinm.2024.102656.

[36] Miettinen M, Sobin LH, Lasota J. Gastrointestinal stromal tumors of the stomach: a clinicopathologic, immunohistochemical, and molecular genetic study of 1765 cases with long-term follow-up [J]. Am J Surg Pathol, 2005, 29(1): 52-68. DOI: 10.1097/01.pas.0000146010.92933.de.

[37] Faulx AL, Kothari S, Acosta RD, et al. The role of endoscopy in subepithelial lesions of the GI tract[J]. Gastrointest Endosc, 2017, 85(6): 1117-1132. DOI: 10.1016/j.gie.2017.02.022.

[38] Karaca C, Turner BG, Cizginer S, et al. Accuracy of EUS in the evaluation of small gastric subepithelial lesions[J]. Gastrointest Endosc, 2010, 71(4): 722-727. DOI: 10.1016/j.gie.2009.10.019.

[39] Hwang JH, Saunders MD, Rulyak SJ, et al. A prospective study comparing endoscopy and EUS in the evaluation of GI subepithelial masses[J]. Gastrointest Endosc, 2005, 62(2): 202-208. DOI: 10.1016/s0016-5107(05)01567-1.

[40] de Moura D, McCarty TR, Jirapinyo P, et al. EUS-guided fine-needle biopsy sampling versus FNA in the diagnosis of subepithelial lesions: a large multicenter study[J]. Gastrointest Endosc, 2020, 92(1): 108-119. e3. DOI: 10.1016/j. gie. 2020. 02.021.

[41] Osoegawa T, Minoda Y, Ihara E, et al. Mucosal incision-assisted biopsy versus endoscopic ultrasound-guided fine-needle aspiration with a rapid on-site evaluation for gastric subepithelial lesions: a randomized cross-over study[J]. Dig Endosc, 2019, 31(4): 413-421. DOI: 10.1111/den.13367.

[42] Hirai K, Kuwahara T, Furukawa K, et al. Artificial intelligence-based diagnosisofuppergastrointestinalsubepithelial lesions on endoscopic ultrasonography images[J]. Gastric Cancer, 2022, 25(2):382-391. DOI: 10.1007/s10120-021-01261-x.

[43] Oh CK, Kim T, Cho YK, et al. Convolutional neural network-based object detection model to identify gastrointestinal stromal tumors in endoscopic ultrasound images[J]. J Gastroenterol Hepatol, 2021, 36(12): 3387-3394. DOI: 10.1111/jgh.15653.

[44] Minoda Y, Ihara E, Komori K, et al. Efficacy of endoscopic ultrasound with artificial intelligence for the diagnosis of gastrointestinal stromal tumors[J]. J Gastroenterol, 2020, 55(12):1119-1126. DOI: 10.1007/s00535-020-01725-4.

[45] Kim YH, Kim GH, Kim KB, et al. Application of a convolutional neural network in the diagnosis of gastric mesenchymal tumors on endoscopic ultrasonography images [J]. J Clin Med, 2020, 9(10):3162. DOI: 10.3390/jcm9103162.

[46] 张晨霞, 李迅, 姚理文, 等. 基于深度学习的超声内镜下消化道黏膜下肿物诊断系统[J]. 中华消化杂志, 2022, 42(7): 464-469. DOI: 10.3760/cma.j.cn311367-20220121-00042.

[47] 郭康丽, 朱建伟, 黄张浩, 等. 深度学习技术对胃肠道间质瘤与平滑肌瘤超声内镜图像的鉴别诊断价值[J]. 中华消化内镜杂志, 2024, 41(6): 449-454. DOI: 10.3760/cma. j. cn321463-20231210-00629.

[48] Tanaka H, Kamata K, Ishihara R, et al. Value of artificial intelligence with novel tumor tracking technology in the diagnosis of gastric submucosal tumors by contrast-enhanced harmonic endoscopic ultrasonography[J]. J Gastroenterol Hepatol, 2022, 37(5): 841-846. DOI: 10.1111/jgh.15780.

[49] Deprez PH, Moons L, O'Toole D, et al. Endoscopic management of subepithelial lesions including neuroendocrine neoplasms: European Society of Gastrointestinal Endoscopy (ESGE) guideline[J]. Endoscopy, 2022, 54(4): 412-429. DOI: 10.1055/a-1751-5742.

[50] Joensuu H, Vehtari A, Riihimäki J, et al. Risk of recurrence of gastrointestinal stromal tumour after surgery: an analysis of pooled population-based cohorts[J]. Lancet Oncol, 2012, 13(3): 265-274. DOI: 10.1016/S1470-2045(11)70299-6.

[51] Lu Y, Chen L, Wu J, et al. Artificial intelligence in endoscopic ultrasonography: risk stratification of gastric gastrointestinal stromal tumors[J]. Therap Adv Gastroenterol, 2023, 16: 17562848231177156. DOI: 10.1177/17562848231177156.

[52] Seven G, Silahtaroglu G, Kochan K, et al. Use of artificial intelligence in the prediction of malignant potential of gastric gastrointestinal stromal tumors[J]. Dig Dis Sci, 2022, 67(1):

www.zhxhnjzz.com

273-281. DOI: 10.1007/s10620-021-06830-9.

[53] Liu C, Qiao M, Jiang F, et al. TN-USMA Net: Triple normalization-based gastrointestinal stromal tumors classification on multicenter EUS images with ultrasound-specific pretraining and meta attention[J]. Med Phys, 2021, 48(11): 7199-7214. DOI: 10.1002/mp.15172.

[54] Japanese Gastric Cancer Association. Japanese gastric cancer treatment guidelines 2018 (5th edition) [J]. Gastric Cancer, 2021, 24(1): 1-21. DOI: 10.1007/s10120-020-01042-y.

[55] Tsujii Y, Kato M, Inoue T, et al. Integrated diagnostic strategy for the invasion depth of early gastric cancer by conventional endoscopy and EUS[J]. Gastrointest Endosc, 2015, 82(3): 452-459. DOI: 10.1016/j.gie.2015.01.022.

[56] Tsujii Y, Hayashi Y, Ishihara R, et al. Diagnostic value of endoscopic ultrasonography for the depth of gastric cancer suspected of submucosal invasion: a multicenter prospective study[J]. Surg Endosc, 2023, 37(4):3018-3028. DOI: 10.1007/s00464-022-09778-7.

[57] 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.

[58] Choi J, Kim SG, Im JP, et al. Comparison of endoscopic ultrasonography and conventional endoscopy for prediction of depth of tumor invasion in early gastric cancer[J]. Endoscopy, 2010, 42(9): 705-713. DOI: 10.1055/s-0030-1255617.

[59] Lee JY, Choi IJ, Kim CG, et al. Therapeutic decision-making using endoscopic ultrasonography in endoscopic treatment of early gastric cancer[J]. Gut Liver, 2016, 10(1): 42-50. DOI: 10.5009/gnl14401.

[60] Kim J, Chung H, Kim JL, et al. Hierarchical analysis of factors associated with t staging of gastric cancer by endoscopic ultrasound[J]. Dig Dis Sci, 2021, 66(2): 612-618. DOI: 10.1007/s10620-020-06194-6.

[61] Zerboni G, Signoretti M, Crippa S, et al. Systematic review and meta-analysis: prevalence of incidentally detected pancreatic cystic lesions in asymptomatic individuals[J]. Pancreatology, 2019, 19(1): 2-9. DOI: 10.1016/j.pan.2018.11.014.

[62] Tanaka M, Fernández-Del Castillo C, Kamisawa T, et al. Revisions of international consensus Fukuoka guidelines for the management of IPMN of the pancreas[J]. Pancreatology, 2017, 17(5): 738-753. DOI: 10.1016/j.pan.2017.07.007.

[63] Zhang MM, Yang H, Jin ZD, et al. Differential diagnosis of pancreatic cancer from normal tissue with digital imaging processing and pattern recognition based on a support vector machine of EUS images[J]. Gastrointest Endosc, 2010, 72(5): 978-985. DOI: 10.1016/j.gie.2010.06.042.

[64] Marya NB, Powers PD, Chari ST, et al. Utilisation of artificial intelligence for the development of an EUS-convolutional neural network model trained to enhance the diagnosis of autoimmune pancreatitis[J]. Gut, 2021, 70(7): 1335-1344. DOI: 10.1136/gutjnl-2020-322821.

[65] Kuwahara T, Hara K, Mizuno N, et al. Artificial intelligence using deep learning analysis of endoscopic ultrasonography images for the differential diagnosis of pancreatic masses[J]. Endoscopy, 2023, 55(2): 140-149. DOI: 10.1055/a-1873-7920.

[66] Omoto S, Takenaka M, Kitano M, et al. Characterization of pancreatic tumors with quantitative perfusion analysis in contrast-enhanced harmonic endoscopic ultrasonography[J]. Oncology, 2017, 93(Suppl 1):55-60. DOI: 10.1159/000481231.

[67] Mei S, Wang M, Sun L. Contrast-enhanced EUS for differential diagnosis of pancreatic masses: a meta-analysis[J]. Gastroenterol Res Pract, 2019, 2019: 1670183. DOI: 10.1155/2019/1670183.

[68] Li Y, Jin H, Liao D, et al. Contrast-enhanced harmonic endoscopic ultrasonography for the differential diagnosis of pancreatic masses: a systematic review and meta-analysis[J]. Mol Clin Oncol, 2019, 11(4): 425-433. DOI: 10.3892/mco.2019.1908.

[69] Tang A, Tian L, Gao K, et al. Contrast-enhanced harmonic endoscopic ultrasound (CH-EUS) MASTER: a novel deep learning-based system in pancreatic mass diagnosis[J]. Cancer Med, 2023, 12(7): 7962-7973. DOI: 10.1002/cam4.5578.

[70] Tang A, Gong P, Fang N, et al. Endoscopic ultrasound diagnosis system based on deep learning in images capture and segmentation training of solid pancreatic masses[J]. Med Phys, 2023, 50(7): 4197-4205. DOI: 10.1002/mp.16390.

[71] Cui H, Zhao Y, Xiong S, et al. Diagnosing solid lesions in the pancreas with multimodal artificial intelligence: a randomized crossover trial[J]. JAMA Netw Open, 2024, 7(7): e2422454. DOI: 10.1001/jamanetworkopen.2024.22454.

[72] Kuwahara T, Hara K, Mizuno N, et al. Usefulness of deep learning analysis for the diagnosis of malignancy in intraductal papillary mucinous neoplasms of the pancreas[J]. Clin Transl Gastroenterol, 2019, 10(5): 1-8. DOI: 10.14309/ctg.0000000000000045.

[73] Vilas-Boas F, Ribeiro T, Afonso J, et al. Deep learning for automatic differentiation of mucinous versus non-mucinous pancreatic cystic lesions: a pilot study[J]. Diagnostics (Basel), 2022, 12(9): 2041. DOI: 10.3390/diagnostics12092041.

[74] Marya NB, Powers PD, Fujii-Lau L, et al. Application of artificial intelligence using a novel EUS-based convolutional neural network model to identify and distinguish benign and malignant hepatic masses[J]. Gastrointest Endosc, 2021, 93(5): 1121-1130.e1. DOI: 10.1016/j.gie.2020.08.024.

[75] Jang JY, Kim SW, Lee SE, et al. Differential diagnostic and staging accuracies of high resolution ultrasonography, endoscopic ultrasonography, and multidetector computed tomography for gallbladder polypoid lesions and gallbladder cancer[J]. Ann Surg, 2009, 250(6): 943-949. DOI: 10.1097/SLA.0b013e3181b5d5fc.

[76] Jang SI, Kim YJ, Kim EJ, et al. Diagnostic performance of endoscopic ultrasound-artificial intelligence using deep learning analysis of gallbladder polypoid lesions[J]. J Gastroenterol Hepatol, 2021, 36(12): 3548-3555. DOI: 10.1111/jgh.15673.

[77] Kamata K, Takenaka M, Omoto S, et al. Impact of avascular areas, as measured by contrast-enhanced harmonic EUS, on the accuracy of FNA for pancreatic adenocarcinoma[J]. Gastrointest Endosc, 2018, 87(1): 158-163. DOI: 10.1016/j.gie.2017.05.052.

[78] Hewitt MJ, McPhail MJ, Possamai L, et al. EUS-guided FNA for diagnosis of solid pancreatic neoplasms: a meta-analysis[J]. Gastrointest Endosc, 2012, 75(2): 319-331. DOI: 10.1016/j.gie.2011.08.049.

[79] Matynia AP, Schmidt RL, Barraza G, et al. Impact of rapid on-site evaluation on the adequacy of endoscopic-ultrasound guided fine-needle aspiration of solid pancreatic lesions: a systematic review and meta-analysis[J]. J Gastroenterol Hepatol, 2014, 29(4): 697-705. DOI: 10.1111/jgh.12431.

[80] Schmidt RL, Walker BS, Howard K, et al. Rapid on-site

www.zhxhnjzz.com

evaluation reduces needle passes in endoscopic ultrasound-guided fine-needle aspiration for solid pancreatic lesions: a risk-benefit analysis[J]. Dig Dis Sci, 2013, 58(11): 3280-3286. DOI: 10.1007/s10620-013-2750-6.

[81] Lin R, Sheng LP, Han CQ, et al. Application of artificial intelligence to digital-rapid on-site cytopathology evaluation during endoscopic ultrasound-guided fine needle aspiration: a proof-of-concept study[J]. J Gastroenterol Hepatol, 2023, 38(6): 883-887. DOI: 10.1111/jgh.16073.

[82] Zhang S, Zhou Y, Tang D, et al. A deep learning-based segmentation system for rapid onsite cytologic pathology evaluation of pancreatic masses: a retrospective, multicenter, diagnostic study[J]. EBioMedicine, 2022, 80: 104022. DOI: 10.1016/j.ebiom.2022.104022.

[83] Zhang T, Feng Y, Zhao Y, et al. SI-ViT: Shuffle instance-based Vision Transformer for pancreatic cancer ROSE image classification[J]. Comput Methods Programs Biomed, 2024, 244: 107969. DOI: 10.1016/j. cmpb. 2023. 107969.

[84] Zhang T, Feng Y, Zhao Y, et al. MSHT: multi-stage hybrid transformer for the ROSE image analysis of pancreatic cancer [J]. IEEE J Biomed Health Inform, 2023, PP. DOI: 10.1109/JBHI.2023.3234289.

[85] Bonmati E, Hu Y, Grimwood A, et al. voice-assisted image labeling for endoscopic ultrasound classification using neural networks[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2022, 41(6): 1311-1319. DOI: 10.1109/TMI.2021.3139023.

[86] Zhu C, Hua Y, Zhang M, et al. A multimodal multipath artificial intelligence system for diagnosing gastric protruded lesions on endoscopy and endoscopic ultrasonography images [J]. Clin Transl Gastroenterol, 2023, 14(10): e00551. DOI: 10.14309/ctg.0000000000000551.

[87] Chakraborty S, Tomsett R, Raghavendra R, et al. Interpretability of deep learning models: a survey of results[C/OL]//2017 IEEE SmartWorld, Ubiquitous Intelligence & Computing, Advanced & Trusted Computed, Scalable Computing & Communications, Cloud & Big Data Computing, Internet of People and Smart City Innovation (SmartWorld/SCALCOM/UIC/ATC/CBDCom/IOP/SCI), 2017: 1-6. [2024-07-22]. https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8397411.

[88] Johns E, Mac Aodha O, Brostow GJ. Becoming the expert - interactive multi-class machine teaching[C/OL]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,2015:2616-2624.[2024-07-22].https://openaccess.thecvf. com/content_cvpr_2015/html/Johns_Becoming_the_Expert_2015_CVPR_paper.html.

[89] Nguon LS, Seo K, Lim JH, et al. Deep learning-based differentiation between mucinous cystic neoplasm and serous cystic neoplasm in the pancreas using endoscopic ultrasonography[J]. Diagnostics (Basel), 2021, 11(6): 1052. DOI: 10.3390/diagnostics11061052.

•插页目次•

富士胶片(中国)投资有限公司	封2	济川药业集团有限公司	108b
宾得医疗器械(上海)有限公司	对中文目次	河北武罗药业有限公司	114a
深圳市康哲药业有限公司	对英文目次1	四川健能制药开发有限公司	114b
上海澳华内镜股份有限公司	对英文目次2	南微医学科技股份有限公司	封3
深圳开立生物医疗科技股份有限公司	对正文	奥林巴斯(北京)销售服务有限公司	封4
江苏唯德康医疗科技有限公司	108a		

www.zhxhnjzz.com

广告

PENTAX
MEDICAL

广阔“视”界
大有可为



EG34-J10U | EG36-J10UR | EG38-J10UT

宾得医疗器械(上海)有限公司
PENTAX Medical Shanghai Co., Ltd.
地址:上海市富民路 291 号 701 室 200031
Rm701,No.291,Rd Fumin,Shanghai,China 200031
电话/Tel: +86-21-6170-1555
传真/Fax:+86-21-6170-1655
维修热线/Hotline:400-1020-968

超声电子上消化道内窥镜:国械注进 20213060225
超声电子上消化道内窥镜:国械注进 20213060226
超声电子上消化道内窥镜:国械注进 20213060227
沪械广审(文)第260623-25522号
生产商:豪雅株式会社
生产商地址:东京都新宿区西新宿六丁目10番1号
禁忌内容或注意事项详见说明书

扫码关注“宾得医疗器械”

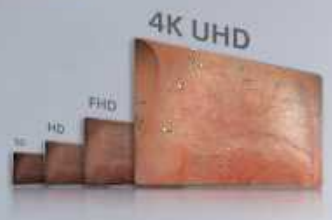
AOHUA
澳华内镜

广告

AQ-300 NEW

4K超高清内镜解决方案

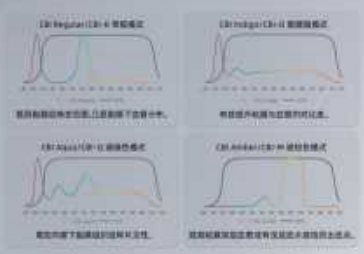
4K 4K高像素



100倍放大



4 CBI分光染色





400-921-0114
上海澳华内镜股份有限公司
股票代码:688212
上海市闵行区光中路133弄66号澳华内镜大厦(邮编201108)

https://www.aohua.com/
沪械广审（文）第250611-47149号
禁忌内容或注意事项详见说明书