

· 智慧医疗与精准医学研究专题 · doi:10.3969/j.issn.1671-8348.2026.04.002

网络首发 [https://link.cnki.net/urlid/50.1097.r.20260324.0844.004\(2026-03-24\)](https://link.cnki.net/urlid/50.1097.r.20260324.0844.004(2026-03-24))

人工智能深度学习模型对早期胃癌诊断价值的系统评价与 meta 分析*

杜昱 付琦 迪吉[△]

(青海大学附属医院肿瘤内科三病区, 西宁 810000)

[摘要] **目的** 系统评估人工智能(AI)深度学习模型在早期胃癌辅助诊断中的效能与临床价值。**方法** 对 PubMed、Embase、Cochrane Library 和 Web of Science 数据库进行文献检索, 搜索关于 AI 深度学习模型诊断早期胃癌的相关文献并提取资料。纳入研究的质量及偏倚风险使用 QUADAS-2 量表进行评估。采用双变量混合效应回归模型进行主要 meta 分析, 并进行亚组分析、敏感性分析和异质性检验。**结果** 共纳入 11 项研究。AI 深度学习模型诊断早期胃癌的合并灵敏度、特异度及曲线下面积(AUC)分别为 0.89(95%CI: 0.80~0.94)、0.92(95%CI: 0.84~0.97)和 0.96(95%CI: 0.94~0.97)。亚组分析显示, 成像模式和数据强度是影响诊断效能的关键因素, 基于其他内镜模型的 AUC 略高于白光内镜(0.95 vs. 0.93), 训练集图像 ≥ 5000 张模型的 AUC 优于训练集图像 < 5000 张模型(0.97 vs. 0.95)。**结论** AI 深度学习模型在早期胃癌的辅助诊断中表现优异, 临床转化潜力明显。

[关键词] 早期胃癌; 早期诊断; 人工智能; 深度学习模型; meta 分析

[中图分类号] R735.2 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1671-8348(2026)04-725-07

Systematic review and meta-analysis of the value of artificial intelligence deep-learning models in the diagnosis of early gastric cancer*

DU Yu, FU Qi, DI Ji[△]

(The Third Ward, Medical Oncology, Affiliated Hospital of Qinghai University, Xining, Qinghai 810000, China)

[Abstract] **Objective** To systematically evaluate the effectiveness and clinical value of artificial intelligence (AI) deep-learning models in the auxiliary diagnosis of early gastric cancer. **Methods** Literature searches were conducted in the PubMed, Embase, Cochrane Library, and Web of Science databases to identify relevant studies on AI deep-learning models for diagnosing early gastric cancer and to extract data. The quality and risk of bias of the included studies were assessed using the QUADAS-2 scale. A bivariate mixed-effects regression model was used for the primary meta-analysis; subgroup analyses, sensitivity analyses, and heterogeneity testing were also performed. **Results** A total of 11 studies were included. The pooled sensitivity, specificity and AUC of the AI deep-learning models in diagnosing early gastric cancer were 0.89(95%CI: 0.80–0.94), 0.92(95%CI: 0.84–0.97) and 0.96(95%CI: 0.94–0.97), respectively. Subgroup analysis revealed that the imaging modality and data intensity were the key factors influencing the diagnostic efficacy. The AUC based on other endoscopic models was slightly higher than that of white light endoscopy models (0.95 vs. 0.93), and the AUC of the model with ≥ 5000 training set images was superior to that of the model with < 5000 training set images (0.97 vs. 0.95). **Conclusion** AI deep-learning models demonstrate promising performance in assisted diagnosing early-stage gastric cancer, with clear potential for clinical translation.

[Key words] early gastric cancer; early diagnosis; artificial intelligence; deep-learning model; meta-analysis

早期胃癌临床症状隐匿且缺乏特异性, 约 90% 的患者确诊时已处于中晚期, 5 年生存率不足 30%^[1-2]。

研究表明,早期胃癌患者接受内镜下治疗后 5 年生存率可达 95% 以上,凸显了早期诊断对改善预后的关键意义^[3]。人工智能(artificial intelligence, AI)技术为突破早期胃癌诊断瓶颈提供了新路径。其中,深度学习通过构建人工神经网络实现对复杂数据模式的识别,在医学影像分析领域展现出明显优势^[4-5]。该技术可模拟人类视觉机制,分层提取内窥镜图像的多层次特征,精准识别胃黏膜微环境变化,辅助病灶定位与诊断,其泛化能力支持跨模态医学影像的应用。然而,尽管深度学习模型在内窥镜图像诊断中展现出巨大潜力,其在临床应用中仍面临场景适配性不足、由数据依赖性引发的偏倚风险等多重挑战^[6-7]。因此,本研究旨在通过系统评价与 meta 分析,从成像模式和训练数据规模两个维度量化评估 AI 深度学习模型对早期胃癌的诊断效能,为临床差异化应用提供循证依据,现报道如下。

1 资料与方法

1.1 检索策略

对 PubMed、Embase、Cochrane Library 和 Web of Science 数据库进行文献检索,搜索关于 AI 深度学习模型诊断早期胃癌的相关文献,检索时限为自建库起至 2025 年 3 月。本分析暂未系统纳入中文文献,主要受限于部分研究数据透明度不足。英文数据库检索式为“deep learning”或“artificial intelligence”或“AI model”和“gastric cancer”或“stomach cancer”和“early detection of cancer”或“early diagnosis”或“early detection”。

1.2 文献纳入与排除标准

纳入标准:(1)以病理学诊断作为金标准;(2)完整应用 AI 构建早期胃癌诊断模型的研究;(3)研究设计为前瞻性或回顾性,并以英文发表。排除标准:(1)其他类型的研究,如专家评论、动物实验、病例报道、meta 分析、会议摘要和综述;(2)缺乏明确的参考标准或未提供足够数据用于计算研究结局指标的文献;(3)重复发表的文献。

1.3 文献质量评价

使用 QUADAS-2 工具对最终纳入文献进行质量评估,主要包括患者选择、待评价试验、金标准、病例流程与时机 4 个领域。每个领域设若干具体条目,根据文献情况判定为“是”“否”或“不清楚”,分别对应“低风险”“高风险”和“风险不明确”。若某一领域内全部条目判定为“是”,则该领域整体偏倚风险评为“低”。若任一条目判定为“否”,则提示该领域存在潜在偏倚,当文献信息不足以对条目作出明确判断时,则标记为“不确定”。上述评估结果由两名研究者在 RevMan5.3 软件中独立完成,并进行交叉验证。本研究符合系统评价报告规范,数据来源均为已发表研

究,无伦理冲突。

1.4 文献数据提取

由两名研究者独立使用 EndNote X9 软件筛选符合纳入标准的研究,删除重复研究后,通过阅读标题和摘要初步筛选需要全文评估的文献。最后阅读全文进行复筛。随后,两名研究者独立提取研究数据,并通过协商解决分歧。提取内容包括作者、发表年份、国家/地区、训练集(患者数、图像数)、测试集(患者数、图像数)及四格表结局指标等。

1.5 统计学处理

采用双变量广义线性混合效应模型进行 meta 分析,研究证实该方法分析结果较为稳健^[8]。结局变量包括合并灵敏度、合并特异度、合并诊断阳性似然比、合并诊断阴性似然比、诊断比值比和 95% CI。绘制总受试者工作特征(summary receiver operating characteristic, SROC)曲线,并计算曲线下面积(area under the curve, AUC)。发表偏倚评估使用 Deeks 漏斗图。使用逐一剔除法进行了敏感性分析。使用 χ^2 检验和 Cochran's Q 检验评估异质性,如果 $I^2 > 50\%$,则考虑明显异质性。此外研究采用随机效应 meta 回归模型探究异质性的潜在来源,并进行亚组分析,探索不同的协变量对研究结果的影响。所有数据通过 STATA17.0 进行分析,以 $P < 0.05$ 为差异有统计学意义。

2 结果

2.1 文献筛选流程及结果

最终纳入 11 项研究进行 meta 分析,文献检索流程见图 1。

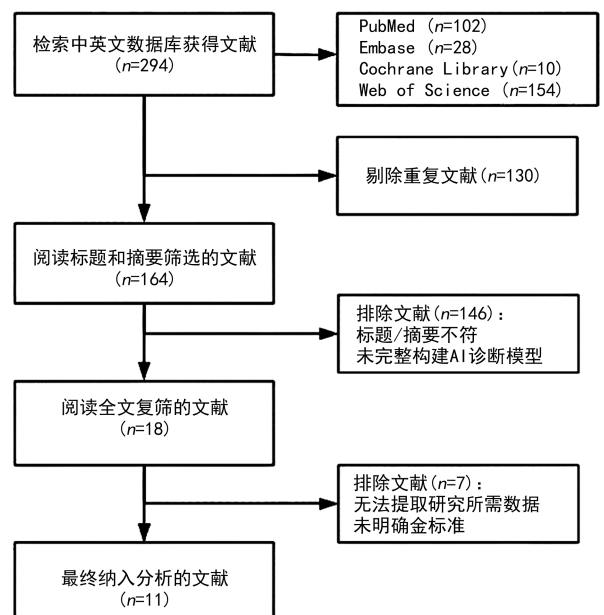


图 1 文献检索流程图

2.2 文献基本特征及质量评价

11 项研究^[9-19]包含多个国家及地区,其中 6 项研

究^[9,11-12,15-16,18]来源于中国,4 项研究^[10,13-14,19]来源于日本,1 项研究^[17]来源于韩国。研究类型涵盖 8 项回顾性研究^[9-13,15,18-19]及 3 项前瞻性研究^[14,16-17],单中心数据研究 5 项^[9-10,12-13,18],多中心数据研究 6 项^[11,14-17,19],见表 1。使用 QUADAS-2 工具对最终纳入文献进行质量评估,并对评估结果进行交叉验证。在“参考标准”领域所有研究被评为低风险,因其全部以病理学诊断作为金标准。在“患者选择”领域,多数

研究因明确报告了连续或随机纳入疑似早期胃癌的病例而呈低风险,但部分回顾性研究可能存在病例选择偏倚。在“待评价试验”领域,主要风险源于部分研究未明确报告 AI 深度学习模型诊断时是否在双盲下进行,存在评估偏倚的可能性。在“病例流程与时机”领域,被确定风险不明确的研究因其未能明确报告所有纳入患者是否均接受了统一、完整的金标准验证流程等问题。

表 1 纳入文献基本特征

序号	作者	年份	患者来源(年)	患者来源国家	研究类型	AI 模型架构	训练集		测试集		结果			成像方式
							患者数 (n)	图片数 (n)	患者数 (n)	图片数 (n)	灵敏度	特异度	AUC	
1	ZHU 等 ^[9]	2018	中国	单中心回顾性研究	ResNet50	790	632	203	158	0.76	0.96	0.94	WLE	
2	NODA 等 ^[10]	2022	日本	单中心回顾性研究	ResNet50	61	906	39	313	0.76	0.92	0.93	EUS	
3	ZENG 等 ^[11]	2022	中国	多中心回顾性研究	ResNet101	210	1 050	23	115	1.00	0.93	0.97	门静脉期 CT	
4	WU 等 ^[12]	2019	中国	单中心回顾性研究	VGG16+ResNet50	—	9 151	—	200	0.94	0.91	0.92	WLE	
5	UEYAMA 等 ^[13]	2020	日本	单中心回顾性研究	ResNet50	267	5 574	82	2 300	0.98	1.00	0.99	WLE	
6	UEMA 等 ^[14]	2024	日本	多中心前瞻性研究	UNET+ResNet34+ CycleGAN	285	3 451	139	3 103	0.73	0.75	0.82	EUS	
7	HU 等 ^[15]	2020	中国	多中心回顾性研究	VGG-19	170	—	52	—	0.79	0.74	0.81	ME-NBI	
8	WU 等 ^[16]	2021	中国	多中心前瞻性研究	YOLOv3+ResNet50	12 347	21 000	1 198	15 886	0.92	0.88	0.92	WLE	
9	CHANG 等 ^[17]	2024	韩国	多中心前瞻性研究	EfficientNetB0+YOLOv5	9 892	53 522	2 978	6 434	0.93	0.84	0.84	WLE	
10	ZHANG 等 ^[18]	2024	中国	单中心回顾性研究	Mask R-CNN	124	672	51	280	0.95	0.93	0.96	WLE	
11	HAMADA 等 ^[19]	2021	日本	多中心回顾性研究	SSD	2 639	10 474	70	209	0.58	0.87	0.76	WLE	

—:未报道;WLE:白光内镜;EUS:超声内窥镜;ME-NBI:放大内镜窄带成像。

2.3 meta 分析结果

meta 分析结果显示,AI 模型在早期胃癌的辅助

诊断中表现优异,合并灵敏度、特异度及 AUC 均较高,见表 2、图 2。

表 2 AI 诊断早期胃癌准确性的 meta 分析结果

项目	合并值[M(95%CI)]	Cochran's Q	I ² [M(95%CI)]	P
合并灵敏度	0.89(0.80~0.94)	398.38	97.49(96.73~98.25)	<0.001
合并特异度	0.92(0.84~0.97)	319.89	96.87(95.86~97.89)	<0.001
合并诊断阳性似然比	11.67(5.18~26.30)	268.62	95.00(95.00~97.55)	<0.001
合并诊断阴性似然比	0.12(0.06~0.23)	436.23	97.71(97.03~98.38)	<0.001
合并诊断比值比	97.00(26.00~363.00)	111.76	98.00(97.00~99.00)	<0.001

2.4 纳入文献的发表偏倚评估

通过 Deeks 漏斗图不对称性检验来评估本分析中的发表偏倚,结果显示,当前 meta 分析中无明显发表偏倚($P=0.62$),见图 3。

2.5 敏感性分析

通过逐一剔除法的敏感性分析显示,合并效应量未发生明显变化,表明本研究结果具有较好的稳健性。

2.6 亚组分析

基于 meta 分析汇总结果存在明显异质性,研究使用亚组分析进一步分析异质性来源,以评估不同效应量对模型的效能影响。将成像模式(白光内镜 vs. 其他内窥镜)、数据强度(训练集图像 $\geq 5\ 000$ 张 vs. 训练集图像 $< 5\ 000$ 张)作为影响 meta 回归分析的协变量。在成像模式方面,其他内窥镜组的准确性($AUC=0.95$)高于白光内镜组($AUC=0.93$),但其灵敏度与特异度置信区间更宽,反映其结果稳定性不足。数据强度差异中,训练集图像数量 $\geq 5\ 000$ 张的综合性能($AUC=0.97$)高于训练集图像数量 $< 5\ 000$

张($AUC=0.95$),反映其对模型的效能及泛化性存在明显影响,见表 3。

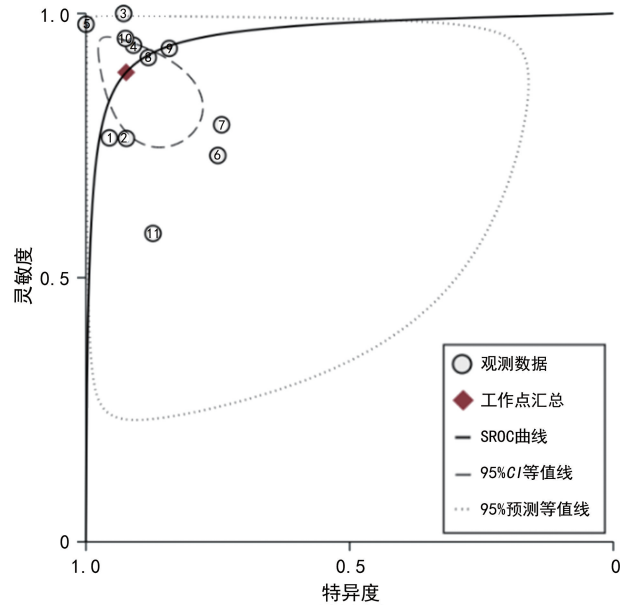


图 2 AI 深度学习模型诊断早期胃癌的 SROC

表 3 AI 深度学习模型诊断 meta 亚组分析

项目	研究数(n)	灵敏度[M(95%CI)]	I^2 (%)	特异度[M(95%CI)]	I^2 (%)	AUC[M(95%CI)]
成像模式						
白光内镜	6 ^[9,12,16-19]	0.89(0.78~0.95)	95.6	0.90(0.86~0.92)	83.0	0.93(0.91~0.95)
其他内镜	5 ^[10-11,13-15]	0.87(0.71~0.95)	97.2	0.95(0.71~0.99)	81.1	0.95(0.93~0.97)
数据强度						
训练集图像 $< 5\ 000$ 张	5 ^[9-11,14,18]	0.87(0.72~0.95)	97.5	0.91(0.85~0.95)	99.7	0.95(0.93~0.97)
训练集图像 $\geq 5\ 000$ 张	6 ^[12-13,16-17,19]	0.92(0.79~0.97)	94.8	0.96(0.74~0.99)	72.8	0.97(0.95~0.98)

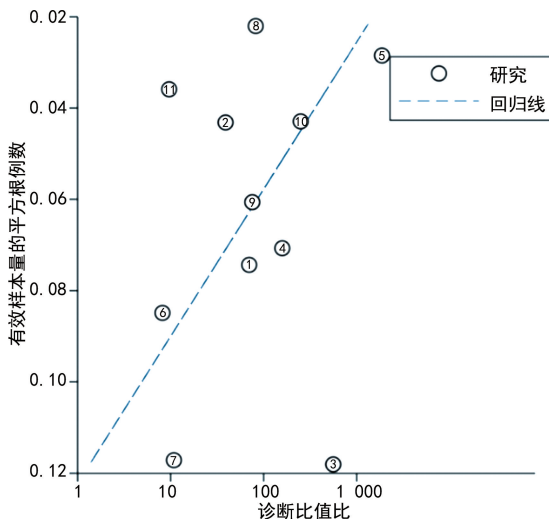


图 3 纳入文献的发表偏倚评估

3 讨论

提升早期胃癌的检出率是改善胃癌预后的关键。尽管多项研究已证实内镜筛查可明显提高胃癌患者

的治愈率^[20-22],但由于我国医疗资源分布不均、内镜医师经验与技术参差不齐等因素,早期胃癌的检出率仍不容乐观^[23-25]。基层医疗机构作为胃癌筛查体系的重要一环,承担着大量初筛及高危人群的管理工作。因此,全面提升基层早期胃癌的诊断能力,是改善我国胃癌患者预后的重要途径。

近年来,AI 深度学习模型为突破传统内镜诊断的主观性与经验依赖提供了新的路径^[26-27]。该技术可自动提取内镜图像中的深层特征,客观识别肉眼难以察觉的黏膜细微变化^[28-30]。多项研究表明,其在提升早期病变检出率、减少漏诊方面展现出明显潜力^[31-33],有助于在基层场景中减少因医生视觉疲劳或经验不足所致的诊断局限^[34-35]。SHI 等^[36]研究证实,AI 在早期胃癌诊断中具有应用价值,其准确率高于内镜医生,且在实时视频验证中亦表现良好;TANG 等^[37]研究探讨了 AI 辅助对内镜医师诊断表现的影响,发现其可明显提升初级内镜医生的诊断准确率与

灵敏度,同时提高观察者间一致性,验证了 AI 深度学习模型的泛化能力。此外, AI 深度学习模型的高特异度有助于减少不必要的活检与重复检查,结合早期胃癌内镜治疗费用远低于中晚期综合治疗的特点,其在节约医疗成本方面亦具潜在价值。然而,目前研究对模型效能差异的探索尚不充分,未能系统分析影响其性能的关键技术因素。为此,本研究通过系统评价与 meta 分析,首次从成像模式和训练数据规模两个关键维度,综合评估 AI 深度学习模型在早期胃癌辅助诊断中的效能和稳定性,旨在为其临床转化和差异化精准应用提供高级别循证医学依据。

本研究共纳入 11 项研究,模型的合并灵敏度为 0.89(95%CI:0.80~0.94)、特异度为 0.92(95%CI:0.84~0.97),AUC 为 0.96(95%CI:0.94~0.97),表明 AI 深度学习模型在早期胃癌辅助诊断中具有卓越的效能和广阔的临床转化前景。亚组分析结果显示,在成像模式方面,基于高级内镜技术的模型表现出更高的诊断效能(AUC=0.95),但其置信区间较宽(95%CI:0.71~0.99),提示模型性能对操作者经验、设备参数等外部因素较为敏感,稳定性相对不足。相比之下,基于白光内镜的模型表现出更稳定的特异度(95%CI:0.86~0.92),在设备普及、操作标准化的基层环境中更具实用价值。同时,数据强度对模型性能的影响亦有统计学意义。大样本量训练组(图像数 \geq 5 000 张)的模型在各效能指标上均优于小样本量组,印证了数据强度是提升模型泛化能力的关键因素之一。通过明确白光内镜模型的基层适用优势及训练数据规模的关键作用,本研究为 AI 深度学习模型在胃癌早筛领域的差异化、精准化部署提供了直接的循证支持。

与此同时,本研究分析结果也揭示了当前领域存在的高度异质性。即使在上述亚组分析后,统计学异质性仍较高($I^2 > 80\%$)。影响模型效能的因素较为多元,可能包括模型架构与训练策略的明显差异、不同中心数据质量的不统一及回顾性与前瞻性研究设计的混合等。这反映出该领域研究尚处于发展阶段,在模型架构、数据质量、研究设计等方面尚未形成标准化方案。这也是本研究的局限性所在,受原始研究数量与质量的限制,未能依据不同模型架构进行更深入的亚组分析,因而无法评估网络结构差异对诊断效能的具体影响。但对纳入研究的模型特征进行梳理后发现,在白光内镜亚组中,多数研究采用结构标准化的分类网络(如 ResNet50 系列),此类架构可提供可靠的基础诊断效能,契合基层医疗场景对稳定性的要求。而高级成像模式的研究则更倾向于采用定制化或集成式网络,以捕捉更深层次的微观结构信息,但可能以部分稳定性为代价。同时,训练集图像数 \geq

5 000 张为训练更复杂、集成化的模型提供了有效支持,有助于提升模型性能上限。上述结果提示,未来模型优化应致力于寻求架构复杂性、性能表现与临床场景稳定性需求之间的最佳平衡。值得注意的是,尽管模型间存在差异,综合诊断性能均表现良好(AUC $>$ 0.90),表明其在早期胃癌识别方面具备良好的应用潜力,其有效性并不依赖于某一特定架构。

基于上述发现,本研究提出临床 AI 分级诊疗协同体系的构想:在基层医疗机构优先部署基于白光内镜的标准化模型,利用其高灵敏度的病灶预警与风险提示功能,辅助医生完成初步筛查并及时向上级医院转诊;在区域医疗中心,则可进一步整合多模态内镜与高性能 AI 系统,实现对可疑病变的精准鉴别与深度评估,从而优化诊疗路径与资源配置。该体系的落地可能面临多重挑战,包括不同品牌、型号内镜设备产生的图像异构性对模型泛化能力的影响,基层医疗机构在计算设备与存储资源方面的可能匮乏,以及临床医生对 AI 决策过程的接受度与信任度的建立等。

综上所述, AI 深度学习模型在早期胃癌的辅助诊断中表现优异,临床转化潜力明显。未来可通过推行模型架构与超参数报告标准化、构建跨机构的多中心验证平台,以及促进轻量化模型在基层医疗场景的落地,优化其在实际应用场景中的适配性与操作性。同时,应加强模型可解释性研究,提升临床医师对 AI 决策的信任度,推动实时辅助诊断系统的开发与临床应用,最终实现早期胃癌筛查的精准化与普惠化。

利益冲突:所有作者声明不存在利益冲突

参考文献

- [1] 高原,魏国辉. 基于深度学习的胃肿瘤内窥镜图像诊断研究进展[J]. 生物医学工程学杂志, 2024,41(6):1293-1300.
- [2] XIAO Z,JI D,LI F, et al. Application of artificial intelligence in early gastric cancer diagnosis[J]. Digestion, 2022,103(1):69-75.
- [3] VINCZE Á. Endoscopic diagnosis and treatment in gastric cancer: current evidence and new perspectives[J]. Front Surg, 2023,10:1122454.
- [4] MUKHERJEE S, VAGHA S, GADKARI P. Navigating the future: a comprehensive review of artificial intelligence applications in gastrointestinal cancer[J]. Cureus, 2024,16(2):e54467.
- [5] AKBARI A, ADABI M, MASOODI M, et al. Artificial intelligence: clinical applications and future advancement in gastrointestinal cancers[J]. Front Artif Intell, 2024,7:1446693.

- [6] KLANG E, SOUROSH A, NADKARNI G N, et al. Deep learning and gastric cancer: systematic review of AI-assisted endoscopy[J]. *Diagnostics (Basel)*, 2023, 13(24):3613.
- [7] LI N, YANG J, LI X, et al. Accuracy of artificial intelligence-assisted endoscopy in the diagnosis of gastric intestinal metaplasia: a systematic review and meta-analysis[J]. *PLoS One*, 2024, 19(5):e0303421.
- [8] CHU H, COLE S R. Bivariate meta-analysis of sensitivity and specificity with sparse data: a generalized linear mixed model approach[J]. *J Clin Epidemiol*, 2006, 59(12):1331-1332.
- [9] ZHU Y, WANG Q C, XU M D, 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.
- [10] NODA H, KAISE M, HIGUCHI K, et al. Convolutional neural network-based system for endocytoscopic diagnosis of early gastric cancer[J]. *BMC Gastroenterol*, 2022, 22(1):237.
- [11] ZENG Q, FENG Z, ZHU Y, et al. Deep learning model for diagnosing early gastric cancer using preoperative computed tomography images[J]. *Front Oncol*, 2022, 12:1065934.
- [12] WU L, ZHOU W, WAN X, et al. A deep neural network improves endoscopic detection of early gastric cancer without blind spots[J]. *Endoscopy*, 2019, 51(6):522-531.
- [13] UEYAMA H, KATO Y, AKAZAWA Y, et al. Application of artificial intelligence using a convolutional neural network for diagnosis of early gastric cancer based on magnifying endoscopy with narrow-band imaging[J]. *J Gastroenterol Hepatol*, 2021, 36(2):482-489.
- [14] 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.
- [15] 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.
- [16] 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.
- [17] CHANG Y H, SHIN C M, LEE H D, et al. Real-world application of artificial intelligence for detecting pathologic gastric atypia and neoplastic lesions[J]. *J Gastric Cancer*, 2024, 24(3):327-340.
- [18] ZHANG K, WANG H, CHENG Y, et al. Early gastric cancer detection and lesion segmentation based on deep learning and gastroscopic images[J]. *Sci Rep*, 2024, 14(1):7847.
- [19] HAMADA K, KAWAHARA Y, TANIMOTO T, et al. Application of convolutional neural networks for evaluating the depth of invasion of early gastric cancer based on endoscopic images[J]. *J Gastroenterol Hepatol*, 2022, 37(2):352-357.
- [20] 陈琼, 李变云, 刘曙正, 等. 胃癌内镜筛查对统计治愈比例的影响[J]. *中国肿瘤*, 2023, 32(1):27-32.
- [21] 李俊杰, 窦维佳, 王新. 光学相干断层扫描在上消化道早癌诊断中的应用进展[J]. *重庆医学*, 2024, 53(18):2847-2853, 2859.
- [22] 胡顺航, 周英发. 窄带成像技术联合肿瘤标记物检测对早期胃癌的诊断价值[J]. *中国现代医药杂志*, 2022, 24(5):43-46.
- [23] 付英杰, 黄德荣, 刘彦希, 等. 我国上消化道癌筛查研究热点及演进趋势[J]. *中华肿瘤防治杂志*, 2024, 31(16):1006-1014.
- [24] 马娅梅, 苗旺, 李锐强, 等. 窄带成像联合放大内镜在早期胃癌诊断中的价值[J]. *现代消化及介入诊疗*, 2023, 28(1):108-112.
- [25] XIA R, ZENG H, LIU W, et al. Estimated cost-effectiveness of endoscopic screening for upper gastrointestinal tract cancer in high-risk areas in China[J]. *JAMA Netw Open*, 2021, 4(8):e2121403.
- [26] CHOI R Y, COYNER A S, KALPATHY-CRAMER J, et al. Introduction to machine learning, neural networks, and deep learning[J]. *Transl Vis Sci Technol*, 2020, 9(2):14.
- [27] 董娜, 崔婷, 王露露, 等. 人工智能在胃癌诊治中的研究趋势: 20 年的文献计量学分析[J]. *中国全科医学*, 2024, 27(4):493-501.
- [28] BANG C S, LIM H, JEONG H M, et al. Use of

- endoscopic images in the prediction of submucosal invasion of gastric neoplasms: automated deep learning model development and usability study[J]. *J Med Internet Res*, 2021, 23(4): e25167.
- [29] CHEN P C, LU Y R, KANG Y N, et al. The accuracy of artificial intelligence in the endoscopic diagnosis of early gastric cancer: pooled analysis study[J]. *J Med Internet Res*, 2022, 24(5): e27694.
- [30] 肖雅, 王濂阳, 凌人, 等. 人工神经网络算法在消化道恶性肿瘤病理诊断及患者预后预测中的应用[J]. *浙江大学学报(医学版)*, 2023, 52(2): 243-248.
- [31] GONG E J, BANG C S, LEE J J, et al. Deep learning-based clinical decision support system for gastric neoplasms in real-time endoscopy: development and validation study[J]. *Endoscopy*, 2023, 55(8): 701-708.
- [32] LUO Q, YANG H, HU B. Application of artificial intelligence in the endoscopic diagnosis of early gastric cancer, atrophic gastritis, and *Helicobacter pylori* infection[J]. *J Dig Dis*, 2022, 23(12): 666-674.
- [33] TOKAT M, VAN TILBURG L, KOCH A D, et al. Artificial intelligence in upper gastrointestinal endoscopy[J]. *Dig Dis*, 2022, 40(4): 395-408.
- [34] GONG E J, BANG C S, LEE J J. Computer-aided diagnosis in real-time endoscopy for all stages of gastric carcinogenesis: development and validation study[J]. *United European Gastroenterol J*, 2024, 12(4): 487-495.
- [35] ARIF A A, JIANG S X, BYRNE M F. Artificial intelligence in endoscopy: overview, applications, and future directions[J]. *Saudi J Gastroenterol*, 2023, 29(5): 269-277.
- [36] SHI Y, FAN H, LI L, et al. The value of machine learning approaches in the diagnosis of early gastric cancer: a systematic review and meta-analysis[J]. *World J Surg Oncol*, 2024, 22(1): 40.
- [37] TANG D, NI M, ZHENG C, et al. A deep learning-based model improves diagnosis of early gastric cancer under narrow band imaging endoscopy[J]. *Surg Endosc*, 2022, 36(10): 7800-7810.

(收稿日期: 2025-09-28 修回日期: 2026-01-21)

(编辑: 袁皓伟)

(上接第 724 页)

- [12] 孙松. 基于深度学习的糖尿病眼底病变检测[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2022.
- [13] 武劲圆, 游国栋, 孙丰源, 等. 图像分割法对糖尿病患者眼底图像中视网膜血管的分割结果分析[J]. *山东医药*, 2011, 51(42): 38-39.
- [14] 李晓东, 丁鹏. 基于 U-Net 融合 Transformer 的肺结节分割方法研究[J]. *中国医疗设备*, 2024, 39(5): 31-36.
- [15] 刘沁峰, 胡师尧, 张宇琛, 等. 基于神经网络深度学习模型的踝关节 X 线片标志点自动定位研究[J]. *中国医疗设备*, 2024, 39(10): 45-51.
- [16] 许梦莹, 李振伟, 杨晓利, 等. 基于眼底图像的糖尿病视网膜病变分类系统设计[J]. *计算技术与自动化*, 2021, 40(3): 116-121.
- [17] 杨雪柯, 刘章锁, 李广普, 等. 基于机器学习模型的 2 型糖尿病患者视网膜微血管形态学特征与糖尿病肾病的相关性[J]. *中华医学杂志*, 2023, 103(18): 1393-1400.
- [18] 侯高峰, 房丰洲. 基于深度学习的糖尿病眼底病变检测研究[J]. *激光与光电子学进展*, 2023, 60(2): 284-290.
- [19] 高飞, 高雪, 邵彦, 等. 大语言模型在糖尿病视网膜病变患者健康教育中的应用[J]. *中华实验眼科杂志*, 2024, 42(12): 1111-1118.
- [20] 王小燕, 江建伟, 王洁丹, 等. 多源异质数据下深度神经网络的整合分析及其应用[J]. *统计研究*, 2025, 42(2): 122-134.
- [21] 傅迎华, 赵奇. 基于条件生成对抗网络的视网膜黄斑分割[J]. *控制工程*, 2023, 30(6): 1099-1104.
- [22] 贺鑫, 王晓燕, 周启香, 等. 基于深度学习的眼底血管图像分割研究进展[J]. *计算机系统应用*, 2024, 33(3): 12-23.
- [23] 李颖, 黄奕娟, 梁晓康, 等. 基于眼底照片影像组学特征的糖尿病足分类模型构建[J]. *中华内分泌代谢杂志*, 2023, 39(2): 103-111.
- [24] 吴丰玉, 栗夏莲. 糖尿病患者眼底照相人工与人工智能分析结果比较[J]. *中华眼底病杂志*, 2021, 37(1): 27-31.

(收稿日期: 2025-09-28 修回日期: 2026-01-28)

(编辑: 管佩钰)