

## 人工智能在食管疾病中的应用进展

马瑾 冯歆夏 刘梅

华中科技大学同济医学院附属同济医院消化内科, 武汉 430030

通信作者: 刘梅, Email: fliumei@126.com

**【摘要】** 胃肠道疾病的诊断很大程度上依赖于消化内镜, 而人工智能可以通过分析内镜图像、识别病灶和处理大数据集, 辅助提高低年资内镜医师的病灶检出率和诊断准确率。人工智能在食管疾病诊断中的研究重点包括病灶识别、预测病变浸润深度及病理诊断等。在本综述中, 纳入食管疾病相关的人工智能研究, 分析研究结果及临床应用, 并探讨该领域存在的问题及未来可能的发展方向。

**【关键词】** 人工智能; 食管疾病; 消化内镜

### Research progress of artificial intelligence in esophageal diseases

Ma Jin, Feng Xinxia, Liu Mei

Department of Gastroenterology, Tongji Hospital, Tongji Medical College of Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430030, China

Corresponding author: Liu Mei, Email: fliumei@126.com

利用人工智能系统进行胃肠道计算机辅助检测 (computer-aided detection, CADe) 和计算机辅助诊断 (computer-aided diagnosis, CADx) 正在迅速发展。CADe 可以指出内镜图像上有异常表现的可疑区域, 由医师做诊断; 而 CADx 可以对感兴趣区域进行定性, 如预测病理诊断和癌灶的浸润深度。目前人工智能在食管疾病中的应用包括检测病变以协助快速诊断、改善成像质量及减少观察者之间在视觉分类中的变异性等。可见, 人工智能可能成为内镜医师早期发现和诊断病变的辅助工具。本综述将分别从人工智能在食管鳞状细胞癌、巴雷特食管癌变以及食管良性病变中的应用进展进行分析。

#### 一、人工智能在食管鳞状细胞癌中的应用

##### 1. CADe

(1) 人工智能基于内镜图像辅助检测食管鳞状细胞癌: 2018 年, Horie 等<sup>[1]</sup>使用经组织学验证为食管鳞状细胞癌的 8 428 张训练图像, 首次开发了一个基于卷积神经网络 (convolutional neural network, CNN) 的人工智能模型。该模型整合了白光内镜和窄带光成像 (narrow-band imaging, NBI) 技术。在 1 118 张测试图像中, 该模型以 98% 的灵敏度检测出食管鳞状细胞癌病例。2019 年, Cai 等<sup>[2]</sup>使用了 2 428 张白光内镜图像作为训练集, 开发了一种可用于在白光内镜下检测早期食管鳞状细胞癌的人工智能系统。结果

显示, 人工智能检测的灵敏度、特异度、准确率分别为 97.8%、85.4%、91.4%。其中, 灵敏度比初、中、高级内镜医师均更胜一筹。此外, 内镜医师的诊断能力在使用人工智能辅助后有所提高, 尤其是灵敏度 (89.2% 比 74.2%) 和准确率 (91.1% 比 81.7%), 这表明人工智能系统可帮助内镜医师发现之前在内镜下被忽略的病变, 对提高低年资内镜医师识别早期食管癌的诊疗能力具有重要意义。

Ohmori 等<sup>[3]</sup>于 2020 年开发的人工智能系统可检测食管鳞状细胞癌, 该系统整合白光内镜、NBI、蓝激光成像 (blue laser imaging, BLI) 技术和放大内镜技术。在非放大内镜的 NBI/BLI 图像中, 人工智能系统检测病变的灵敏度为 100%, 在放大内镜图像中的灵敏度同样高达 98%, 与经验丰富的内镜医师相当。Liu 等<sup>[4]</sup>构建的新型 CNN 系统同样表现了出色的检测食管鳞状细胞癌的能力 (准确率为 85.83%, 灵敏度为 94.23%, 特异度为 94.67%)。然而该研究仅使用了白光内镜图像并且样本量小, 可能会导致该人工智能系统的临床应用受限。

2022 年, 华西医院团队开展一项多中心研究, 使用 13 083 张白光内镜图像开发一种既能检测早期食管鳞状细胞癌又能描绘病灶边缘的人工智能模型。在内部验证集中, 人工智能检测病变和描绘病灶边缘的准确率分别为 85.7% 和 93.4%<sup>[5]</sup>。在描绘病灶边缘方面, 人工智能的准

DOI: 10.3760/cma.j.cn321463-20230914-00251

收稿日期 2023-09-14 本文编辑 钱程

引用本文: 马瑾, 冯歆夏, 刘梅. 人工智能在食管疾病中的应用进展[J]. 中华消化内镜杂志, 2023, 40(12):

1026-1031. DOI: 10.3760/cma.j.cn321463-20230914-00251.



确率和灵敏度超过了非专家内镜医师,描绘准确率和灵敏度与专家内镜医师相当。由 Meng 等<sup>[6]</sup>开发的人工智能系统整合了白光内镜和 NBI 技术,分别有 4 447 张图像和 1 695 张图像被纳入训练集和测试集。在测试图像中,人工智能检测每张病变图像的总准确、灵敏度和特异度分别为 87.5%、86.6% 和 91.7%。同时,在人工智能的辅助下,非专业内镜医师检测病变的准确率显著提高(88.2% 比 78.3%)。

以上研究展示了人工智能在食管鳞状细胞癌中良好的检测能力,但均只验证了静态图像,缺少动态视频中因黏膜环境准备欠佳和内镜运动造成的环境影响,导致人工智能训练集与实际内镜工作环境间存在巨大差距,因此一定程度上影响其临床适用性。

(2)人工智能基于内镜视频辅助实时检测食管鳞状细胞癌:近年来,陆续有人报道了实时检测食管鳞状细胞癌的人工智能系统<sup>[7-12]</sup>。Guo 等<sup>[7]</sup>利用 6 473 张 NBI 图像训练一种可实时自动检测食管癌前病变和早期食管鳞状细胞癌的深度学习模型,并使用内镜图像及视频进行了验证。在图像验证集 A(59 例癌前病变/食管鳞状细胞癌)中,该模型检测病变的灵敏度为 98.04%,特异度为 95.03%。然而,在视频验证集 C(27 例癌前病变/早期食管鳞状细胞癌)中,该模型对非放大内镜的病变检测的每帧灵敏度仅为 60.8%,使用放大内镜时,该灵敏度提高到 96.1%,提示放大内镜可显著改善人工智能的检测能力。该模型在静态图像和实时视频中均具有较高的灵敏度和特异度,为开发更好的早期食管鳞状细胞癌实时检测模型奠定了基础。Shiroma 等<sup>[8]</sup>回顾性收集了 8 428 张经病理学证实为食管癌的白光内镜和 NBI 图像作为训练集,144 个内镜视频作为验证集,构建了一个 CNN 系统。该系统在高速视频验证集中的灵敏度为 85%,远高于内镜医师的 45%。当使用人工智能辅助时,内镜医师的灵敏度提高到 52.5%,仍然显著低于 85%,说明该 CNN 系统的诊断灵敏度优于内镜医师。2022 年, Yuan 等<sup>[12]</sup>利用 53 933 张内镜图像和 142 个内镜视频,开发和验证了一种多模态人工智能系统。该系统在白光内镜、NBI、碘染色和放大内镜图像下检测浅表食管鳞状细胞癌的灵敏度为 92.5%~99.7%,特异度为 78.5%~89.0%。在视频测试中,人工智能检测食管鳞状细胞癌的灵敏度为 89.5%~100%,特异度为 73.7%~89.5%。此外,对于白光内镜图片中局限于上皮层的浅表食管鳞状细胞癌,人工智能系统的灵敏度优于经验丰富的内镜医师(90.8% 比 82.5%)。

综上,人工智能基于内镜视频辅助实时检测食管鳞状细胞癌在白光、染色、放大时均优于内镜医师,尤其是有效放大内镜技术辅助时更为明显。

## 2. CADx

(1)人工智能基于内镜/高分辨显微内镜辅助诊断食管鳞状细胞癌:有研究报道了人工智能在内镜或高分辨显微内镜图像上诊断食管鳞状细胞癌的能力<sup>[13-15]</sup>。Kumagai 等<sup>[13]</sup>使用 4 715 张食管内镜图像作为训练集,开发了一种

CNN 模型。该模型诊断食管鳞状细胞癌的灵敏度为 92.6%,特异度为 89.3%,准确率为 90.9%。该研究展示了自动光学技术诊断食管鳞状细胞癌的潜力。此外该模型还可以帮助内镜医师进行组织学诊断,使其能够在同一次内镜检查中做出关于切除早期食管癌的临床决定,这将有望取代常规活检从而节约成本。

(2)人工智能辅助诊断食管鳞状细胞癌浸润深度:根据病灶浸润深度的不同,食管鳞状细胞癌的治疗方法从内镜切除到手术或放化疗不等。因此,准确预估病灶侵袭深度,避免过度治疗对提高患者生活质量至关重要。2017 年,日本学者报道了使用放大内镜观察食管鳞状上皮内乳头状毛细血管襻(intrapapillary capillary loops, IPCL)形态,用于初步预测浅表食管鳞状细胞癌的侵袭深度<sup>[16]</sup>。而目前临床常用的是日本食管学会提出的简化 IPCL 分型方法,该方法将 IPCL 分为 A、B1、B2 和 B3 型血管,其中 B3 型血管提示黏膜下深层(SM2)更深的病变,表明需要进行食管切除术或放化疗。然而,内镜医师对 IPCL 分型的诊断需要有足够经验,并且具有一定主观性。但使用人工智能辅助诊断可能有利于减少观察者之间在视觉分类中的变异性,提高诊断的准确率,有利于选择最佳治疗方案,从而提高患者生活质量。

2019 年, Nakagawa 等<sup>[17]</sup>利用 14 338 张图像开发了一种 CADx 模型,用于自动诊断浅表食管鳞状细胞癌的浸润深度。该系统鉴别黏膜及黏膜下微浸润性(SM1)癌与黏膜下深浸润性(SM2/3)癌的灵敏度、特异度和准确率分别为 90.1%、95.8% 和 91.0%,与经验丰富的内镜医师的结果相近。Tokai 等<sup>[18]</sup>于 2020 年使用了 1 751 张食管鳞状细胞癌内镜图像(包括白光内镜和 NBI)开发一种人工智能模型。该人工智能可以将食管上皮层至黏膜下浅层(EP~SM1)的病变与黏膜下深层及更深(SM2~SM3)的病变区分开,并且判断浸润深度的总体准确率为 80.9%。Shimamoto 等<sup>[19]</sup>收集了 23 977 张白光内镜和 NBI/BLI 内镜图像(来自内镜视频及静态图像)训练一个 CNN 系统,同时还使用独立的视频验证集对人工智能和专家进行比较。该系统在非放大内镜和放大内镜的视频图像中诊断浅表食管鳞状细胞癌浸润深度的准确率分别为 87.3% 和 89.2%,与经验丰富的专家内镜医师的诊断水平相当甚至更好。

在微血管分型方面, Zhao 等<sup>[20]</sup>报道了一个基于窄带光成像放大内镜(magnifying endoscopy-narrow band imaging, ME-NBI)的人工智能模型,该模型可准确诊断 A 型、B1 型和 B2 型血管,但不能识别 B3 型血管。在与不同年资的内镜医师进行比较中,人工智能诊断的准确率达 89%,优于中级及以下的内镜医师。Uema 等<sup>[21]</sup>利用 1 777 张内镜图像训练一种人工智能模型,该模型对 B1 型、B2 型和 B3 型血管的诊断准确率分别为 88.3%、87.2% 和 99.0%,均高于 8 名内镜医师的诊断水平。然而, B3 型血管图像数量较少会导致数据集不平衡,因此在后续研究中需要搜集更多 B3 型血管的内镜图像来评估该模型的临床应用和有效

性。在最新的一项多中心研究中, Yuan 等<sup>[22]</sup>开发了一种基于深层卷积神经网络(deep convolutional neural networks, DCNN)的人工智能系统, 可用于预测癌前病变及浅表食管鳞状细胞癌的 IPCL 亚型(包括 A、B1、B2 及 B3 型血管)。该系统在内、外部验证集中的综合诊断准确率分别为 91.3% 和 89.8%, 其中, 人工智能系统在内部验证集里对 A 型、B1 型、B2 型和 B3 型的个体灵敏度分别为 92.9%、91.9%、85.7% 和 81.5%。

综上, 研究人员已经在人工智能辅助病变检测、病变范围标记、侵袭深度预测以及对早期 ESCC 的实时识别方面进行了广泛的探索, 见表 1。

## 二、人工智能在巴雷特食管异型增生和早期食管腺癌中的应用

### 1. CAdE

2016 年, van der Sommen 等<sup>[23]</sup>首次报道了 CAdE 对巴雷特食管的早期肿瘤性病变的检测性能。该团队使用来自 44 例巴雷特食管患者的 100 张内镜图像开发的自动化计算机算法能够识别早期肿瘤性病变, 灵敏度和特异度分别为 86% 和 87%。此外, 该团队于 2017 年开发出一种基于容积激光内镜(volumetric laser endomicroscopy, VLE)图像的计算机算法<sup>[24]</sup>, 该算法检测巴雷特食管的早期肿瘤性病变的灵敏度为 90%, 特异度为 93%, 性能优于临床 VLE 预测评分。

另外几项研究也报道了与巴雷特食管癌变有关的人工智能系统<sup>[25-30]</sup>。de Groof 等<sup>[26]</sup>开发并验证了一个深度学习系统, 将内镜图像分为巴雷特食管癌变和非异型性增生。该系统在图像中检测巴雷特食管癌变的准确率高于内镜专家(88% 比 73%)。此外, 该系统在 20 例患者的实时内镜检

查期间进行了初步研究, 其表现同样良好(准确率、灵敏度分别为 90%、91%)<sup>[25]</sup>。在另一项研究中, 人工智能系统在实时视频中以高灵敏度(96.4%)、特异度(94.2%)和准确率(95.4%)检测出巴雷特食管早期肿瘤, 同时还可以高精度、高速度地定位异型增生区域<sup>[29]</sup>。因此, 使用人工智能辅助内镜诊断可帮助较低年资内镜医师识别巴雷特食管早期癌变, 并协助定位活检部位。

Abdelrahim 等<sup>[31]</sup>于 2022 年报道了人工智能模型基于实时内镜视频检测巴雷特食管癌变的一项多中心研究, 训练集和验证集包含了内镜图像及内镜视频。人工智能在图像验证集中检测巴雷特食管癌变的诊断准确率、灵敏度和特异度分别为 94.7%、95.3% 和 94.5%。在外部视频验证集中, 人工智能检测的灵敏度、特异度和准确率分别为 93.8%、90.7% 和 92.0%, 均显著优于非专家内镜医师, 这表明, 人工智能辅助内镜医师实时检测巴雷特食管癌变是可行的。

以上大多数研究表明, 人工智能模型在巴雷特食管癌变的检测中具有较高的准确率, 但是这些研究的主要局限性是回顾性研究和样本量偏小(表 2)。

### 2. CADx

Ebigbo 等<sup>[32]</sup>于 2020 年开发一种用于诊断巴雷特食管中早期肿瘤性病变的人工智能系统。在 14 例患者的内镜视频中, 该系统诊断早期食管腺癌的灵敏度和特异度分别为 83.7% 和 100.0%, 总体准确率为 89.9%。此外, 该团队又开发一个基于深度学习的人工智能系统, 可在白光内镜上区分不同浸润深度的巴雷特食管癌变, 包括在黏膜(T1a)和黏膜下(T1b)的巴雷特食管癌变<sup>[33]</sup>。该系统对 T1a 和 T1b 癌变的灵敏度为 77%, 特异度为 64%, 诊断准确率为 74%, 与 5 位内镜专家表现相当。

表 1 人工智能在食管鳞状细胞癌中的应用研究

第一作者及年份	研究目的	研究类型	人工智能模型	图像模态	训练集图像	验证集图像和(或)视频	是否有外部验证
Cai <sup>[2]</sup> 2019	定位及识别 ESCC	回顾性	DNN	WLE	2 428 张	187 张	否
Ohmori <sup>[3]</sup> 2020	检测和鉴别 ESCC	回顾性	CNN-SSD	WLE、ME 和非 ME-NBI/ BLI、LCE	22 562 张	727 张	否
Tang <sup>[9]</sup> 2021	实时诊断 ESCC	回顾性	DCNN	WLE	4 002 张	1 033 张	否
Yang <sup>[11]</sup> 2021	自动诊断 ESCC	回顾性	DCNN-YOLO v3、 ResNet V2	WLE、ME 和非 ME-NBI/ BLI、LCE	10 988 张	2 309 张图像 和 104 个视频	否
Shiroma <sup>[8]</sup> 2021	内镜视频中检测 ESCC	回顾性	DCNN-SSD	WLE 和 NBI	8 428 张	144 个视频	否
Yuan <sup>[12]</sup> 2022	检测 ESCC	回顾性	DCNN-YOLO v3	WLE、ME 和非 ME-NBI、 LCE	45 770 张	2 088 张图像 和 142 个视频	是
Liu <sup>[5]</sup> 2022	检测和勾画 ESCC 边缘	回顾性	DCNN-YOLACT	WLE	10 467 张	3 506 张	是
Tokai <sup>[18]</sup> 2020	判断 ESCC 浸润深度	回顾性	CNN-GoogleNet	WLE 和 NBI	1 751 张	291 张	否
Uema <sup>[21]</sup> 2021	对 ESCC 微血管进行分型	回顾性	CNN-ResNeXt-101	ME-NBI	1 777 张	747 张	否
Yuan <sup>[22]</sup> 2022	预测 ESCC 的 IPCLs 亚型	回顾性	DCNN-HRNet+OCR	ME-NBI	5 505 张	1 323 张	是

注: ESCC 指食管鳞状细胞癌; IPCLs 指上皮内乳头状毛细血管袢; WLE 指白光成像; NBI 指窄带光成像; BLI 指蓝激光成像; LCE 指卢戈液染色内镜; ME 指放大内镜; CNN 指卷积神经网络; DCNN 指深度卷积神经网络; DNN 指深度神经网络

表 2 人工智能在巴雷特食管异型增生和食管腺癌中的应用研究

第一作者及年份	研究目的	研究类型	人工智能模型	图像模态	训练集	验证集	是否有外部验证
Ghatwary <sup>[28]</sup> 2019	识别食管腺癌区域	回顾性	SVM	CLE	262 张图像	262 张图像	否
Hashimoto <sup>[29]</sup> 2020	评估 CNN 是否有助于发现巴雷特食管早期肿瘤	回顾性	CNN	WLE、NBI	1 374 张图像	458 张图像	否
de Groof <sup>[26]</sup> 2020	检测巴雷特食管瘤变	回顾性	CNN	WLE	1 740 张图像	-	否
Ebigbo <sup>[33]</sup> 2021	区分不同浸润深度的巴雷特食管瘤变	回顾性	CNN	WLE	203 张图像	-	是
Abdelrahim <sup>[31]</sup> 2022	实时检测和定位巴雷特食管瘤变	回顾性	CNN	WLE	1 090 171 张图像及 161 个视频	471 张图像及 75 个视频	是

注:SVM指支持向量机;CLE指共聚焦激光内镜;CNN指卷积神经网络;WLE指白光内镜;NBI指窄带光成像;“-”指文中未说明

### 三、人工智能在良性食管疾病中的应用

#### 1. 嗜酸性粒细胞性食管炎

嗜酸性粒细胞性食管炎的发病性在过去 10 年中显著上升,并已成为吞咽困难和食物嵌塞的重要原因<sup>[34]</sup>。内镜检查虽然不是诊断嗜酸性粒细胞食管炎的标准,但可以支持诊断并且提示组织学确诊所需的活检。然而,嗜酸性粒细胞性食管炎的内镜特征可能因内镜医师的不熟悉或形态变化不明显而漏诊。基于人工智能在消化系统疾病中的广泛应用并且取得重大进展,有研究者使用 484 张内镜图像训练一种 CNN 系统,评估了人工智能在内镜图像中检测嗜酸性粒细胞性食管炎的性能。该人工智能的总体准确率(91.5%)、特异度(93.6%)均高于测试组的内镜医师<sup>[35]</sup>。

Römmele 等<sup>[36]</sup>训练并验证一种人工智能算法,可用于检测和量化白光内镜静态图像中嗜酸性粒细胞性食管炎的内镜特征。在内部验证集中,人工智能模型检测嗜酸性粒细胞性食管炎的灵敏度、特异度、准确率分别为 85.7%、95.9%、92.7%。Okimoto 等<sup>[37]</sup>构建了一个 CNN 系统,并评估了其诊断嗜酸性粒细胞性食管炎的性能。系统总共使用 1 192 张经组织学证实处于嗜酸性粒细胞性食管炎活跃期(每高倍镜 $\geq$ 15 个嗜酸性粒细胞)的特征性内镜图像及 1 192 张正常食管的内镜图像进行训练,同时使用 756 张内镜图像作为独立测试集来评估人工智能诊断的准确率。通过对每张图像分析诊断,系统的诊断准确率为 94.7%,总体灵敏度为 90.8%,特异度为 96.6%。可以看出,无经验的内镜医师在人工智能辅助下可以提高嗜酸性粒细胞性食管炎的检出率。

#### 2. 病毒性食管炎

病毒性食管炎最常由单纯疱疹病毒(HSV)和巨细胞病毒(CMV)在免疫功能低下患者中引起,偶尔出现在免疫功能正常的患者。由于 CMV 食管炎与 HSV 食管炎的内镜特征极为相似,有时候内镜医师难以鉴别两种疾病。Lee 等<sup>[38]</sup>使用 666 张 HSV 食管炎内镜图像和 416 张 CMV 食管炎内镜图像开发一种基于机器学习的人工智能系统。该系统在验证集中以 100% 的准确率鉴别 CMV 和 HSV 食管炎,远远优于内镜医师(52.7%),这表明人工智能有助于提高内镜医师对病毒性食管炎的诊断准确率。

#### 3. 食管静脉曲张

食管胃底静脉曲张破裂是肝硬化最常见的并发症之

一,而消化内镜可对其进行诊断及危险分层。然而,内镜医师需要熟练掌握理论基础才能对其进行准确判断。2021 年,Chen 等<sup>[39]</sup>使用 8 566 张食管胃底静脉曲张和 6 152 张正常食管/胃的内镜图像训练一个人工智能系统,使其能够在内镜图像中诊断胃食管静脉曲张和预测破裂风险。该系统诊断食管静脉曲张的准确率在图像验证集中为 97.00%,在视频验证集中为 96.91%。而在预测危险因素方面,该系统的表现优于内镜医师。同时,人工智能对每张图像进行分析的时间比内镜医师少(0.13 s 比 18.75 s),这种高速分析保证了在实践中的实时应用。总之,人工智能的应用将有助于内镜医师更客观、更精确地评估胃食管静脉曲张。

#### 4. 胃食管反流病

2019 年,一项前瞻性研究表明基于 CNN 的模型可在内镜过程中实时诊断胃食管反流病,其灵敏度和特异度分别为 67%、92%,展示了人工智能驱动的近聚焦 NBI 内镜通过识别感兴趣区域和 IPCL 实时诊断胃食管反流病的潜力<sup>[40]</sup>。2021 年,Wang 等<sup>[41]</sup>开发一种基于深度学习的人工智能模型,可在普通内镜及 NBI 内镜下从图像数据中自动提取特征,自动诊断并进行胃食管反流病分级(洛杉矶分级),而无需手动选择感兴趣的区域。与最先进的内镜下胃食管反流病分类人工智能系统相比,其精度更高。在测试集中,人工智能模型的准确率为 87.9%,显著高于 2 名初级内镜学员的 75.0% 和 65.6%。由于该研究的数据集有限,未来还需要更多大规模研究来证实人工智能在检测和诊断胃食管反流病中的性能。

#### 5. 食管平滑肌瘤

Zhang 等<sup>[42]</sup>利用白光内镜图像构建了一个 CNN 系统来鉴别食管平滑肌瘤、食管囊肿、食管乳头状瘤,该 CNN 系统对食管平滑肌瘤、食管囊肿和食管乳头状瘤的鉴别准确率分别为 86.78%、89.26% 和 87.60%,与内镜医师的表现相近。

### 四、总结与展望

目前,在食管疾病诊断方面,基于不同算法和图像模态开发的人工智能系统已经被证明在诊断准确率、灵敏度和特异度方面与内镜专家相比具有相等或更高的水平。人工智能可通过在实时内镜手术中提示最佳活检部位来提高活检的质量。同时,人工智能更准确地预测早期癌症的肿瘤

浸润深度,防止不必要的外科手术。相对食管癌而言,人工智能在食管良性疾病中的研究较少,但在已有研究中,人工智能均表现良好。内镜质控方面,黏膜可视化是内镜检查识别病变的基础,用人工智能软件来评估和改善上消化道黏膜暴露可提高胃镜检查质量<sup>[43]</sup>。有关人工智能对上消化道黏膜暴露情况监测的研究较少,大多是集中在肠道准备质控上。此外,检查时间充足和检查部位充分是筛查质量的关键点,已有研究表明人工智能系统在部位识别、降低胃镜检查盲区、提高胃镜检查质量上有着良好应用前景<sup>[44]</sup>。

然而,目前基于内镜检查的人工智能系统还存在以下挑战:(1)计算机算法方面:大多数研究基于单中心的回顾性数据来进行建立、训练和验证人工智能算法。训练数据集与实际内镜工作环境之间的差异可能限制其临床适用性。(2)临床试验设计方面:使用高质量静态图像的单中心、回顾性研究可能存在选择偏倚,不能反映真实的临床场景。(3)模型构建方面:为了能反映真实的临床情况,构建能在实体内镜检查中实时检测、勾画病变范围并能自动采图和生成初步报告的人工智能模型极为重要。(4)模型训练方面:有监督学习是常用的模型训练方式,该方式需要大量的标记样本。而无监督学习能够更好地处理未标记数据。然而,在食管疾病方面,标记数据的获取可能会受到限制,这可能使得无监督学习等其他学习方法更具吸引力,并需要更多的研究和探索。结合有监督和无监督学习的方法,可提高模型的学习能力和性能。(5)质控方面:人工智能在上消化道的质控研究刚起步,涉及的质控指标还不完善,如检查前的患者准备、检查中不良反应的监测及图文报告符合率等,有待在今后的实践中逐渐完善。

总之,人工智能在食管疾病的检测与诊断中已经取得显著成果,未来需要设计基于内镜视频的具有前瞻性和可比性的随机对照研究来验证人工智能的诊断性能,以及使用可靠的终点指标,如漏诊率。同时需要关注质控问题,使其更接近临床实践。

**利益冲突** 所有作者声明不存在利益冲突

### 参 考 文 献

- [1] 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.
- [2] 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.
- [3] 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.
- [4] Liu G, Hua J, Wu Z, et al. Automatic classification of esophageal lesions in endoscopic images using a convolutional neural network[J]. *Ann Transl Med*, 2020, 8(7): 486. DOI: 10.21037/atm.2020.03.24.
- [5] 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.
- [6] Meng QQ, Gao Y, Lin H, et al. Application of an artificial intelligence system for endoscopic diagnosis of superficial esophageal squamous cell carcinoma[J]. *World J Gastroenterol*, 2022,28(37):5483-5493. DOI: 10.3748/wjg.v28.i37.5483.
- [7] 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.
- [8] Shiroma S, Yoshio T, Kato Y, et al. Ability of artificial intelligence to detect T1 esophageal squamous cell carcinoma from endoscopic videos and the effects of real-time assistance [J]. *Sci Rep*, 2021, 11(1): 7759. DOI: 10.1038/s41598-021-87405-6.
- [9] 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.
- [10] Waki K, Ishihara R, Kato Y, et al. Usefulness of an artificial intelligence system for the detection of esophageal squamous cell carcinoma evaluated with videos simulating overlooking situation[J]. *Dig Endosc*, 2021, 33(7): 1101-1109. DOI: 10.1111/den.13934.
- [11] Yang XX, Li Z, Shao XJ, et al. Real-time artificial intelligence for endoscopic diagnosis of early esophageal squamous cell cancer (with video)[J]. *Dig Endosc*, 2021, 33(7): 1075-1084. DOI: 10.1111/den.13908.
- [12] 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.
- [13] Kumagai Y, Takubo K, Kawada K, et al. Diagnosis using deep-learning artificial intelligence based on the endocytoscopic observation of the esophagus[J]. *Esophagus*, 2019,16(2):180-187. DOI: 10.1007/s10388-018-0651-7.
- [14] Quang T, Schwarz RA, Dawsey SM, et al. A tablet-interfaced high-resolution microendoscope with automated image interpretation for real-time evaluation of esophageal squamous cell neoplasia[J]. *Gastrointest Endosc*, 2016, 84(5): 834-841. DOI: 10.1016/j.gie.2016.03.1472.
- [15] Shin D, Protano MA, Polydorides AD, et al. Quantitative analysis of high-resolution microendoscopic images for diagnosis of esophageal squamous cell carcinoma[J]. *Clin Gastroenterol Hepatol*, 2015,13(2):272-279.e2. DOI: 10.1016/j.cgh.2014.07.030.
- [16] Oyama T, Inoue H, Arima M, et al. Prediction of the invasion depth of superficial squamous cell carcinoma based on microvessel morphology: magnifying endoscopic classification of the Japan Esophageal Society[J]. *Esophagus*, 2017, 14(2): 105-112. DOI: 10.1007/s10388-016-0527-7.
- [17] Nakagawa K, Ishihara R, Aoyama K, et al. Classification for invasion depth of esophageal squamous cell carcinoma using a deep neural network compared with experienced endoscopists [J]. *Gastrointest Endosc*, 2019,90(3):407-414. DOI: 10.1016/j.gie.2019.03.034.

- gie.2019.04.245.
- [18] Tokai Y, Yoshio T, Aoyama K, et al. Application of artificial intelligence using convolutional neural networks in determining the invasion depth of esophageal squamous cell carcinoma[J]. *Esophagus*, 2020, 17(3):250-256. DOI: 10.1007/s10388-020-00716-x.
- [19] Shimamoto Y, Ishihara R, Kato Y, et al. Real-time assessment of video images for esophageal squamous cell carcinoma invasion depth using artificial intelligence[J]. *J Gastroenterol*, 2020, 55(11):1037-1045. DOI: 10.1007/s00535-020-01716-5.
- [20] 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.
- [21] 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.
- [22] Yuan XL, Liu W, Liu Y, et al. Artificial intelligence for diagnosing microvessels of precancerous lesions and superficial esophageal squamous cell carcinomas: a multicenter study[J]. *Surg Endosc*, 2022, 36(11): 8651-8662. DOI: 10.1007/s00464-022-09353-0.
- [23] 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.
- [24] Swager AF, van der Sommen F, Klomp SR, et al. Computer-aided detection of early Barrett's neoplasia using volumetric laser endomicroscopy[J]. *Gastrointest Endosc*, 2017, 86(5):839-846. DOI: 10.1016/j.gie.2017.03.011.
- [25] 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.
- [26] 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.
- [27] 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.
- [28] Ghatwary N, Zolgharni M, Ye X. Early esophageal adenocarcinoma detection using deep learning methods[J]. *Int J Comput Assist Radiol Surg*, 2019, 14(4): 611-621. DOI: 10.1007/s11548-019-01914-4.
- [29] Hashimoto R, Requa J, Dao T, et al. Artificial intelligence using convolutional neural networks for real-time detection of early esophageal neoplasia in Barrett's esophagus (with video) [J]. *Gastrointest Endosc*, 2020, 91(6): 1264-1271. e1. DOI: 10.1016/j.gie.2019.12.049.
- [30] Sehgal V, Rosenfeld A, Graham DG, et al. Machine learning creates a simple endoscopic classification system that improves dysplasia detection in Barrett's oesophagus amongst non-expert endoscopists[J]. *Gastroenterol Res Pract*, 2018, 2018:1872437. DOI: 10.1155/2018/1872437.
- [31] Abdelrahim M, Saiko M, Maeda N, et al. Development and validation of artificial neural networks model for detection of Barrett's neoplasia: a multicenter pragmatic nonrandomized trial (with video)[J]. *Gastrointest Endosc*, 2023, 97(3):422-434. DOI: 10.1016/j.gie.2022.10.031.
- [32] Ebigho A, Mendel R, Probst A, et al. Real-time use of artificial intelligence in the evaluation of cancer in Barrett's oesophagus[J]. *Gut*, 2020, 69(4): 615-616. DOI: 10.1136/gutjnl-2019-319460.
- [33] Ebigho 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.
- [34] Kovačić M, Unić J, Mišak Z, et al. One-year outcomes in children with eosinophilic esophagitis[J]. *Esophagus*, 2019, 16(2):162-167. DOI: 10.1007/s10388-018-0647-3.
- [35] Guimarães P, Keller A, Fehlmann T, et al. Deep learning-based detection of eosinophilic esophagitis[J]. *Endoscopy*, 2022, 54(3):299-304. DOI: 10.1055/a-1520-8116.
- [36] Römmele C, Mendel R, Barrett C, et al. An artificial intelligence algorithm is highly accurate for detecting endoscopic features of eosinophilic esophagitis[J]. *Sci Rep*, 2022, 12(1):11115. DOI: 10.1038/s41598-022-14605-z.
- [37] Okimoto E, Ishimura N, Adachi K, et al. Application of convolutional neural networks for diagnosis of eosinophilic esophagitis based on endoscopic imaging[J]. *J Clin Med*, 2022, 11(9): 2529. DOI: 10.3390/jcm11092529.
- [38] Lee JS, Yun J, Ham S, et al. Machine learning approach for differentiating cytomegalovirus esophagitis from herpes simplex virus esophagitis[J]. *Sci Rep*, 2021, 11(1):3672. DOI: 10.1038/s41598-020-78556-z.
- [39] 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.
- [40] Gulati S, Bernth J, Liao J, et al. Near focus narrow and imaging driven artificial intelligence for the diagnosis of gastro-oesophageal reflux disease [J]. *Gut*, 2019, 68 Suppl: A. DOI:10.1136/gutjnl-2019-BSGAbstracts.7
- [41] Wang CC, Chiu YC, Chen WL, et al. A deep learning model for classification of endoscopic gastroesophageal reflux disease [J]. *Int J Environ Res Public Health*, 2021, 18(5): 2428. DOI: 10.3390/ijerph18052428.
- [42] Zhang M, Zhu C, Wang Y, et al. Differential diagnosis for esophageal protruded lesions using a deep convolution neural network in endoscopic images[J]. *Gastrointest Endosc*, 2021, 93(6):1261-1272.e2. DOI: 10.1016/j.gie.2020.10.005.
- [43] Sinonquel P, Eelbode T, Bossuyt P, et al. Artificial intelligence and its impact on quality improvement in upper and lower gastrointestinal endoscopy[J]. *Dig Endosc*, 2021, 33(2):242-253. DOI: 10.1111/den.13888.
- [44] 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.