

·综述·

人工智能在胆胰疾病内镜诊治中的研究进展

梁雅文¹ 朱敏² 翟亚奇¹ 李明阳¹¹中国人民解放军总医院第一医学中心消化内科医学部,北京 100853;²中国人民解放军总医院第五医学中心肿瘤医学部,北京 100071

通信作者:翟亚奇,Email:astaring@163.com;李明阳,Email:mingyangli_pla@163.com

【提要】 人工智能基于较强的图片与视频识别能力,在消化内镜下早期胃癌与食管癌识别、诊断、浸润深度与范围评估等方面应用较为广泛。同样,人工智能在胆胰疾病内镜下诊治上也展现出了巨大潜力。本文通过系统文献回顾,旨在介绍人工智能在胆胰疾病内镜下诊治的应用现状与研究进展。

【关键词】 人工智能; 机器学习; 深度学习; 胆胰疾病; 内镜治疗

基金项目:军队后勤科研项目保健专项课题(24BJZ18)

Research progress in artificial intelligence in endoscopic diagnosis and treatment for biliopancreatic diseases

Liang Yawen¹, Zhu Min², Zhai Yaqi¹, Li Mingyang¹¹Division of Gastroenterology and Hepatology, The First Medical Center, Chinese PLA General Hospital, Beijing 100853, China; ²Division of Medical Oncology, The Fifth Medical Center, Chinese PLA General Hospital, Beijing 100071, China

Corresponding author: Zhai Yaqi, Email: astaring@163.com; Li Mingyang, Email: mingyangli_pla@163.com

一、前言

人工智能作为计算机科学的分支,专注于模拟人类思维和行为,其中机器学习允许计算机通过数据学习进行预测和决策,而深度学习作为机器学习的子集,通过多层神经网络模拟大脑处理信息,进而自动提取数据特征。技术进步使得人工智能,特别是机器学习和深度学习,在医疗领域得到广泛应用,如疾病的早期预测和诊断,可辅助临床决策^[1-2]。卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)作为深度学习的特殊形式,在内镜下早期胃癌与食管癌识别、诊断、浸润深度与范围评估等方面已经取得了显著进展^[3-6]。而人工智能在胆胰内镜中的研究较少,尚处于初步阶段,但也表现出了巨大潜力。传统诊治方式的复杂性、局限性以及对医师技术要求高等特点,有力地推动人工智能与胆胰内镜深入结合和研究^[7-9]。现围绕人工智能在胆胰疾病内镜诊治中的应用现状与研究进展作一综述。

二、人工智能与胆系疾病

1. 胆总管结石

(1)胆总管结石的预测:胆石症的发病率为5%~15%,

其中5%~30%合并有胆总管结石^[10],目前内镜逆行胰胆管造影术(endoscopic retrograde cholangiopancreatography, ERCP)已成为胆总管结石的首选治疗方法,且结石清除成功率可达90%以上^[11],但同时其伴有多种并发症。ERCP的过度应用目前仍是临床上亟待解决的问题^[12-13]。如何提高诊断率,避免不必要的ERCP,是人工智能关注的热点。Steinway等^[14]利用患者临床数据开发了一种深度学习模型对胆总管结石发生率进行预测,准确率为71.5%,受试者工作特征(receiver operator characteristic, ROC)曲线下面积(area under the curve, AUC)为0.79,要明显优于2019年美国胃肠内镜学会(American Society for Gastrointestinal Endoscopy, ASGE)指南62.4%的预测准确率和0.63的AUC,以及欧洲胃肠内镜学会(European Society of Gastrointestinal Endoscopy, ESGE)指南62.8%的预测准确率和0.67的AUC。此外,该模型还对22%被ASGE指南错误认为需要进行ERCP治疗的患者以及48%被ESGE指南错误认为不需要进行ERCP的患者进行了正确的分类。与此类似,Jovanovic等^[15]将包含丙氨酸氨基转移酶、天冬氨酸

DOI: 10.3760/cma.j.cn321463-20241021-00421

收稿日期 2024-10-21 本文编辑 钱程

引用本文:梁雅文,朱敏,翟亚奇,等.人工智能在胆胰疾病内镜诊治中的研究进展[J].中华消化内镜杂志,XXXX,XX(XX):1-5. DOI: 10.3760/cma.j.cn321463-20241021-00421.



氨基转移酶等临床结果在内的数据纳入人工神经网络 (artificial neural network, ANN) 模型, 对胆总管结石的发生进行预测, 与传统 logistic 回归模型 ($AUC=0.787$) 相比, ANN 模型 ($AUC=0.884$) 具有更好的预测准确率, 成功对 92.3% 的 ERCP 下阳性结石患者和 7.7% 的 ERCP 下阴性结石患者进行正确预测, 从而可以在术前更好地进行结石的诊断, 指导治疗性 ERCP 的选择。经检验, 该模型对于超声检查下胆总管高回声组结石预测的 AUC 为 0.823 以及非高回声组结石预测的 AUC 为 0.868, 两组均表现良好。此类模型可以显著提高 ERCP 操作的必要性评估水平, 减少不必要的手术操作。

(2) 内镜取石的困难程度评估: 临床上, 年龄、胆总管结石长径、形状、质地, 以及胆总管直径、乳头形态等因素, 与 ERCP 取石困难程度等密切相关^[16-17], 但目前对于内镜取石困难程度影响因素的研究仍较少, 并且缺乏相应的评分标准。术前准确评估 ERCP 取石难度, 不仅有助于优化治疗策略与手术方式, 提高清除成功率, 降低不良事件发生率, 而且有助于医患沟通与知情同意, 提高患者医疗满意度。

Huang 等^[18]利用胆管造影图像构建了基于深度卷积神经网络 (deep convolutional neural networks, DCNN) 的智能难度评分与辅助系统 (difficulty scoring and assistance system, DSAS), 可以对胆总管、结石以及十二指肠镜进行分割, 基于分割结果进而对结石长径、远端胆总管直径等进行自动测量, 此外还能够对 ERCP 取石难度进行评估。该模型正确识别胆总管结石的准确率、灵敏度、特异度可分别达 91.45%、94.57%、81.13%。对结石长径和远端胆总管直径的估计以及取石难度的分析方面均优于参与试验的两位非专家内镜医师, 与专家内镜医师相当。为了进一步验证其可行性, 该团队进行了多中心前瞻性测试, 将尝试取石次数、手术总时间、取石时间等因素纳入临床终点观察指标, 根据结石大小、远端胆总管成角大小、远端胆总管臂长度等指标对患者进行评分, 进而将患者分为 ERCP 困难组以及容易组, 该模型可通过测量与评估自动将胆总管结石患者进行分组, 两组患者 ERCP 单次结石清除率分别为 73.9% 和 94.5%, 总体结石清除率分别为 89.1% 和 97.6%, 且困难组碎石次数更多、取石时间更长, 进一步证明了其难度评分的有效性和实用性, 该研究同时分析了观察指标与患者 ERCP 难度评分的关系^[19]。

2. 不明原因胆道狭窄

胆道狭窄的良恶性鉴别, 对临床决策十分重要。增强 CT、磁共振成像 (magnetic resonance imaging, MRI), 以及 ERCP (细胞刷检、活检) 等是常规的检查手段, 但约 20% 的胆道狭窄仍无法明确性质。经口胆道镜能对病变进行直视观察和靶向活检, 是不明原因胆道狭窄的重要检查方式, 但胆道镜下直视诊断同术中经验有关, 目前尚无统一、公认的诊断标准。

Marya 等^[20]使用大量胆道镜图像开发并训练了 CNN 模型, 并应用于胆道镜视频中进行测试, CNN 鉴别良恶性胆道

狭窄的总体准确率 (90.6%) 显著高于细胞刷检的准确率 (62.5%) 和活检钳活检取样的准确率 (60.9%), 另外还通过热图对恶性病变的图像特征进行了评估, 发现恶性胆道狭窄的常见特征为乳头状突起和纤维化改变。Saraiva 等^[21]利用 84 994 张数字单人操作胆道镜 (digital single-operator cholangioscopy, DSOC) 图像建立了 CNN 模型, 准确率、灵敏度和特异度分别为 82.9%、83.5%、82.4%, AUC 和精确率-召回率曲线下面积 (area under the precision-recall curve, AUPRC) 分别为 0.92 和 0.93。另外还利用 18 388 幅图像对 CNN 进行训练, 对与胆道恶性肿瘤相关的形态特征 (肿瘤血管和乳头状突起) 进行鉴别。关于肿瘤血管检测, CNN 的灵敏度和特异度分别为 95.7% 和 88.6%, 准确率为 93.0%。在乳头状突起方面, 灵敏度、特异度和准确率分别为 74.1%、94.5% 和 91.2%。但该试验图像的选择是基于单个 DSOC 平台, 推广性会受到一定限制。Zhang 等^[22]建立了一个名为 MBSDeiT 的新型人工智能系统, 不仅可以准确选择出高质量图像, 还可以对图像的恶性胆道狭窄进行准确识别, 在内部测试数据集、外部测试数据集、前瞻性测试数据集 AUC 分别为 0.971、0.978~0.999、0.976。将 MBSDeiT 前瞻性地应用于胆道镜视频, 识别准确率达到 92.3%, 其性能要明显优于年资较低医师甚至优于专家。由于图像来自不同设备以及人群, 此系统应用范围相对更加广泛。当前用于不明原因胆道狭窄鉴别诊断的人工智能模型大多是基于 DSOC 图像进行开发与验证的, 且均达到了较为可观的准确率、灵敏度以及特异度, 此外可针对病变典型特征进行识别, 对于该病的病理学诊断可起到辅助作用。

三、人工智能与胰腺疾病

1. 胰腺癌

超声内镜检查术 (endoscopic ultrasonography, EUS) 在胰腺癌的早期检测、分期和术前评估、鉴别诊断及病理诊断等方面起到了至关重要的作用, 其判断胰腺恶性病变的灵敏度可达 87%~100%, 明显优于传统 CT^[23]。Gu 等^[24]基于 EUS 图像, 建立了深度学习影像组学 (deep-learning radiomics, DLR) 模型进行胰腺癌与良性病变的鉴别。该模型 AUC 为 0.936, 要高于大部分内镜医师, 尤其是初级医师, 通过其辅助, 初级医师的诊断能力与高级医师相当, 甚至表现更优。Kuwahara 等^[25]开发的深度学习模型通过 EUS 图像识别胰腺癌性病变, 可以对所有类型的肿块进行鉴别, 诊断胰腺癌的 AUC 、灵敏度、特异度和准确率分别为 0.90、94%、82% 和 91%, 对于其他各类胰腺肿块的识别也具有较高的灵敏度。

超声内镜引导细针穿刺抽吸术 (endoscopic ultrasound-guided fine needle aspiration, EUS-FNA) 或超声内镜引导细针穿刺活检术 (endoscopic ultrasound-guided fine needle biopsy, EUS-FNB) 目前被认为是进行胰腺癌诊断的侵入性较小和较为有效的方法, 有助于进一步提高胰腺癌诊断的准确率^[26]。Zhang 等^[27]建立的深度学习模型可以从细胞病理学载玻片中分割染色细胞, 对胰腺肿物的病理性质进行快速而又准确的诊断, 在内部数据集、外部数据集中

AUC 分别为 0.958 和 0.948~0.976, 表现出了很高的可推广性以及可靠性, 它还可以对病理学标本中病变细胞簇的边缘进行标记, 与病理学专家具有较高的诊断一致性, 且高于经验丰富的内镜医师。另一个深度学习模型分析了包含碎片胰腺组织和大量血液的胰腺 EUS-FNB 标本并且对胰腺导管腺癌 (pancreatic ductal adenocarcinoma, PDAC) 的诊断显示出较高的准确率 (94.17%)、灵敏度 (93.02%) 和特异度 (97.06%)^[28]。同样对于 EUS-FNB 标本, Qin 等^[29]则选择了基于高光谱成像的 CNN, 并且使用最大池化和批归一化技术来提高准确率, 最终 AUC 可达 0.962 5。但是有些穿刺部位由于难以定位或者受到内镜医师水平的影响, 无法进行准确的穿刺活检, 影响最终诊断结果。

2. 胰腺囊肿性肿瘤

使用深度学习中 U-Net 算法所建立的 Attention U-Net 系统可以对 EUS 上的胰腺囊肿进行分割, Dice 相似系数 (Dice similarity coefficient, DSC) 以及交并比 (intersection over union, IoU) 分别为 0.794 和 0.741, 与现有的同样基于 U-Net 的 U-Net++ 模型进行对比 (DSC 为 0.727, IoU 为 0.628), 该模型在分割 EUS 图像上胰腺囊肿的更优性能^[30]。但此类技术目前应用范围较小, 需要进行进一步完善以及发展。

3. 自身免疫性胰腺炎

自身免疫性胰腺炎 (autoimmune pancreatitis, AIP) 易与胰腺恶性肿瘤混淆, 其鉴别诊断常需结合影像学、内镜、实验室检查、胰腺外表现以及糖皮质激素治疗效果等, 给临床诊断带来巨大挑战。

Marya 等^[31]基于大量 EUS 图像及视频, 开发 CNN 模型来进行 AIP 同 PDAC、慢性胰腺炎和正常胰腺的鉴别。该模型诊断 AIP 的整体灵敏度和特异度为 90% 和 85%, 区分 AIP 和正常胰腺的灵敏度为 99%, 特异度为 98%; 区分 AIP 和慢性胰腺炎的灵敏度为 94%, 特异度为 71%; 区分 AIP 与 PDAC 的灵敏度为 90%, 特异度为 93%; 区分 AIP 与其他胰腺状态 (即 PDAC、慢性胰腺炎和正常胰腺) 的灵敏度为 90%, 特异度为 85%。该模型对于每个类别的诊断准确率都要优于内镜医师。为了进一步区分 AIP 与 PDAC 的 EUS 图像特征, 还将每个类别中具有最高预测概率的有代表性的图像挑选出来制作成热图纳入 CNN 模型, 最终发现扩张胰管深部的后向声学增强为 CNN 模型的最具代表性特征。

四、技术指导与教学培训

1. EUS 操作

在对胆胰进行 EUS 过程中, 正确识别重要解剖位点有助于实现连续性 EUS 成像, 但 EUS 高度依赖内镜医师技术水平, 且学习曲线陡峭, 由于不同操作医师水平的差异, 导致疾病检出率的差异较大^[32]。一个深度学习模型使用了 19 486 幅 EUS 图像对胰腺站点分类进行训练, 使用了 2 207 幅 EUS 图像对胰腺分割进行训练^[33]。在站点分类方面的准确率为 94.2%, 在分割方面的 DSC 为 0.836。后该研究团队建立了另一个利用 EUS 图像及视频的深度学习模型对胆管进行站点分类及分割^[34]。对于 EUS 探头在胆管扫描

中的解剖位置分类方面, 在图像集中的准确率达到 93.3%, 在视频集中达到了 90.1%, 在胆管分割方面, 该模型在图像集中的准确率为 77%, 在视频集中的灵敏度为 89.48%, 特异度为 82.3%。这两个模型所表现出的能力均与专家相当。当 EUS 医师操作过程中无法正确定位和识别时, 可依靠此类系统获得相应信息, 在人工智能辅助之下, 实际临床工作效率、个体诊断一致性、诊断准确率均会得到明显提升。但由于当前模型还无法对病灶进行识别和定性, 仍需继续开发以及验证。

2. ERCP 困难插管

Kim 等^[35]开发了一种人工智能辅助 ERCP 程序, 在手术过程中可以识别憩室大小、形状、位置等, 对 Vater 壶腹位置等也能进行精确识别, 在壶腹识别方面与专家水平相当。在简单病例的困难插管评估中表现出了高性能, 但对于一些困难病例, 召回率仍较低, 说明模型需进一步训练并进行临床验证以及临床应用。

五、内镜诊治不良事件

1. ERCP 术后胰腺炎 (post-ERCP pancreatitis, PEP)

PEP 是 ERCP 最常见的不良事件, 其发生率为 3.5%~9.7%。而高危患者中, PEP 发生率达到了 20%~40%, 死亡率为 0.7%^[36-39], 将人工智能技术应用于 PEP 的预测, 能够指导围手术期的治疗策略, 并且可以对 PEP 潜在患者早期启动预防措施, 减少重症的发生。Takahashi 等^[40]建立了一个随机森林模型, 为了最大化 AUC 同时使包外误差降至最低, 从 40 个有关因素中选择了 10 个特征 (白蛋白、肌酐、胆管癌、胰腺癌、胆管结石、总手术时间、胰管注射、无胰腺支架的胰腺导丝辅助技术、胰胆管系统的管内超声检查和胆管活检) 纳入模型。同时使用包括血小板、胆管癌、胆管结石等 8 个特征建立 logistic 回归模型进行对比, 经过三重交叉验证, 证实随机森林 (AUC 0.821) 的预测能力要明显优于 logistic 回归模型 (AUC 0.660)。此外, 随机森林模型的后验概率还可以将患者分为低、中、高风险组 (分别为 2.9%、10.0% 和 23.9%)。

2. ERCP 术中低氧血症

镇静状态下, ERCP 患者低氧血症发生率为 16.2%~39.1%^[41], 可影响手术进程, 甚至会诱发心肌缺血、谵妄、意识障碍等, 严重者可导致死亡。Kang 等^[42]开发了逻辑回归和机器学习模型, 以预测麻醉监测护理 (monitored anaesthesia care, MAC) 下 ERCP 期间低氧血症的发生率。将年龄 ≥ 74 岁、身体质量指数 ≥ 25 kg/m²、美国麻醉医师协会体格状况分级、习惯性打鼾、估算肾小球滤过率 < 30 mL/(min·1.73 m²)、正性肌力药、ERCP 适应证: 胆道结石、ERCP 前同次镇静下内镜检查在内的 8 个变量用于建立 logistic 回归模型。除以上 8 个特征外, 将另外 8 个变量: 慢性肝病 (肝硬化除外)、慢性心脏病、慢性呼吸系统疾病、ERCP 前同次内镜使用丙泊酚、基线吸氧、当前吸烟者、血细胞比容和总胆红素同时纳入建立梯度提升机器学习模型, 最终 AUC 为 0.733 6, 优于 logistic 回归模型性能 (AUC 0.723 0)。

3. ERCP 手术辐射暴露

荧光透视例如 ERCP 等技术现已成为消化道疾病诊断和治疗的重要手段, 但会对患者以及检查者产生不同程度的辐射, 并可能增加癌症发生率及死亡率。配备人工智能的荧光透视 (artificial intelligence-enabled fluoroscopy, AIF) 系统因此建立^[43]。首先使用 9 201 个 X 线透视图像用于训练以及 1 277 个图像用于测试, 使得该系统可以准确识别定位感兴趣区域 (region of interest, ROI), 测试图像中 ROI 与手动标记 ROI 平均重叠率可达 95.3%。在临床应用中, AIF 系统可以将辐射最大程度集中于较小的 ROI 区域, ROI 外部的较大区域与小 ROI 具有相同的辐射剂量, 其对患者的辐射暴露比传统荧光透视系统显著降低, 剂量面积乘积分别为 2 178 mGy m²、5 708 mGy m², 且辐射散射减少了 59.4%。

六、前景与展望

人工智能算法如机器学习和 CNN 目前已被用于胆囊炎、胆管结石、胰腺肿瘤等疾病的自动检测和识别, 人工智能可通过分析内镜图像来提高早期诊断的准确率; 可以帮助分类不同类型的病变, 如良性或恶性肿瘤; 在内镜操作过程中, 人工智能系统可以实时提供图像病变标记和操作建议, 从而帮助医师进行精确操作。

人工智能在胆胰疾病内镜中的应用正在快速发展, 并且具有提高诊断准确率和操作效率的潜力。首先, 人工智能技术将进一步发展, 提升数据处理能力和智能化水平, 并将成为胆胰镜图像诊断中的重要工具, 辅助医师更快、更准确地分析和识别异常病变。其次, 针对胆胰内镜手术, 人工智能技术将逐渐用于预测和规划手术方案, 进一步提升手术的安全性和有效性。然而目前人工智能技术在胆胰内镜诊治中仍然面临着样本量不足、规模小、未进行外部验证和前瞻性测试以及推广性受限等困难与挑战, 这些问题需要在今后的研究中逐步得到解决。

利益冲突 所有作者声明不存在利益冲突

参 考 文 献

- [1] Sajda P. Machine learning for detection and diagnosis of disease[J]. *Annu Rev Biomed Eng*, 2006, 8: 537-565. DOI: 10.1146/annurev.bioeng.8.061505.095802.
- [2] 梁书彤, 郭茂祖, 赵玲玲. 基于机器学习的医疗决策支持系统综述[J]. *计算机工程与应用*, 2019, 55(19): 1-11. DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.1903-0485.
- [3] 张顺, 龚怡宏, 王进军. 深度卷积神经网络的发展及其在计算机视觉领域的应用[J]. *计算机学报*, 2019, (3): 453-482. DOI: 10.11897/SP.J.1016.2019.00453.
- [4] Luo, Kuang F, Du J, et al. Artificial intelligence-assisted endoscopic diagnosis of early upper gastrointestinal cancer: a systematic review and Meta-analysis[J]. *Front Oncol*, 2022, 12: 855175. DOI: 10.3389/fonc.2022.855175.
- [5] Yuan L, Yang L, Zhang S, et al. Development of a tongue image-based machine learning tool for the diagnosis of gastric cancer: a prospective multicentre clinical cohort study[J]. *EClinicalMedicine*, 2023, 57: 101834. DOI: 10.1016/j.eclinm.2023.101834.
- [6] Sharma P, Hassan C. Artificial intelligence and deep learning for upper gastrointestinal neoplasia[J]. *Gastroenterology*, 2022, 162(4): 1056-1066. DOI: 10.1053/j.gastro.2021.11.040.
- [7] 钟灿新, 许哲. 行内镜逆行性胰胆管造影术治疗急性胆源性胰腺炎疗效观察与安全性分析[J]. *中外医疗*, 2020, (23): 72-74. DOI: 10.16662/j.cnki.1674-0742.2020.23.072.
- [8] 程里礼, 唐超峰, 赵继航, 等. 消化内镜技术在胆胰领域的应用现状[J]. *临床肝胆病杂志*, 2019, 35(01): 222-225. DOI: 10.3969/j.issn.1001-5256.2019.01.049.
- [9] 罗群, 张宏宇, 刘丽, 等. 内镜微创治疗急性胆源性胰腺炎对患者肝功能、并发症及临床疗效分析[J]. *现代消化及介入诊疗*, 2019, (7): 718-721, 726. DOI: 10.3969/j.issn.1672-2159.2019.07.007.
- [10] Wu Y, Xu CJ, Xu SF. Advances in risk factors for recurrence of common bile duct stones[J]. *Int J Med Sci*, 2021, 18(4): 1067-1074. DOI: 10.7150/ijms.52974.
- [11] Fusaroli P, Lisotti A. EUS and ERCP in the same session for biliary stones: from risk stratification to treatment strategy in different clinical conditions[J]. *Medicina (Kaunas)*, 2021, 57(10): 1019. DOI: 10.3390/medicina57101019.
- [12] Akshintala VS, Kanthasamy K, Bhullar FA, et al. Incidence, severity, and mortality of post-ERCP pancreatitis: an updated systematic review and meta-analysis of 145 randomized controlled trials[J]. *Gastrointest Endosc*, 2023, 98(1): 1-6. e12. DOI: 10.1016/j.gie.2023.03.023.
- [13] Adams MA, Hosmer AE, Wamsteker EJ, et al. Predicting the likelihood of a persistent bile duct stone in patients with suspected choledocholithiasis: accuracy of existing guidelines and the impact of laboratory trends[J]. *Gastrointest Endosc*, 2015, 82(1): 88-93. DOI: 10.1016/j.gie.2014.12.023.
- [14] Steinway SN, Tang B, Telezing J, et al. A machine learning-based choledocholithiasis prediction tool to improve ERCP decision making: a proof-of-concept study[J]. *Endoscopy*, 2024, 56(3): 165-171. DOI: 10.1055/a-2174-0534.
- [15] Jovanovic P, Salkic NN, Zerem E. Artificial neural network predicts the need for therapeutic ERCP in patients with suspected choledocholithiasis[J]. *Gastrointest Endosc*, 2014, 80(2): 260-268. DOI: 10.1016/j.gie.2014.01.023.
- [16] Berry R, Han JY, Tabibian JH. Difficult biliary cannulation: historical perspective, practical updates, and guide for the endoscopist[J]. *World J Gastrointest Endosc*, 2019, 11(1): 5-21. DOI: 10.4253/wjge.v11.i1.5.
- [17] Saito H, Kadono Y, Shono T, et al. Factors predicting difficult biliary cannulation during endoscopic retrograde cholangiopancreatography for common bile duct stones[J]. *Clin Endosc*, 2022, 55(2): 263-269. DOI: 10.5946/ce.2021.153.
- [18] Huang L, Lu X, Huang X, et al. Intelligent difficulty scoring and assistance system for endoscopic extraction of common bile duct stones based on deep learning: multicenter study[J]. *Endoscopy*, 2021, 53(5): 491-498. DOI: 10.1055/a-1244-5698.
- [19] Huang L, Xu Y, Chen J, et al. An artificial intelligence difficulty scoring system for stone removal during ERCP: a prospective validation[J]. *Endoscopy*, 2023, 55(1): 4-11. DOI: 10.1055/a-1850-6717.
- [20] Marya NB, Powers PD, Petersen BT, et al. Identification of patients with malignant biliary strictures using a cholangioscopy-based deep learning artificial intelligence (with video)[J]. *Gastrointest Endosc*, 2023, 97(2): 268-278. e1. DOI: 10.1016/j.gie.2022.08.021.
- [21] Saraiva MM, Ribeiro T, González-Haba M, et al. Deep learning for automatic diagnosis and morphologic

- characterization of malignant biliary strictures using digital cholangioscopy: a multicentric study[J]. *Cancers (Basel)*, 2023, 15(19):4827. DOI: 10.3390/cancers15194827.
- [22] Zhang X, Tang D, Zhou JD, et al. A real-time interpretable artificial intelligence model for the cholangioscopic diagnosis of malignant biliary stricture (with videos) [J]. *Gastrointest Endosc*, 2023, 98(2): 199-210. e10. DOI: 10.1016/j.gie.2023.02.026.
- [23] Luz LP, Al-Haddad MA, Sey MS, et al. Applications of endoscopic ultrasound in pancreatic cancer[J]. *World J Gastroenterol*, 2014,20(24):7808-7818. DOI: 10.3748/wjg.v20.i24.7808.
- [24] Gu J, Pan J, Hu J, et al. Prospective assessment of pancreatic ductal adenocarcinoma diagnosis from endoscopic ultrasonography images with the assistance of deep learning [J]. *Cancer*, 2023, 129(14): 2214-2223. DOI: 10.1002/ncr.34772.
- [25] 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.
- [26] van Manen L, Schmidt I, Inderson A, et al. Single fiber reflectance spectroscopy for pancreatic cancer detection during endoscopic ultrasound guided fine needle biopsy: a prospective cohort study[J]. *Int J Med Sci*, 2022, 19(2): 205-212. DOI: 10.7150/ijms.65364.
- [27] 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.
- [28] Naito Y, Tsuneki M, Fukushima N, et al. A deep learning model to detect pancreatic ductal adenocarcinoma on endoscopic ultrasound-guided fine-needle biopsy[J]. *Sci Rep*, 2021,11(1):8454. DOI: 10.1038/s41598-021-87748-0.
- [29] Qin X, Zhang M, Zhou C, et al. A deep learning model using hyperspectral image for EUS-FNA cytology diagnosis in pancreatic ductal adenocarcinoma[J]. *Cancer Med*, 2023, 12(16):17005-17017. DOI: 10.1002/cam4.6335.
- [30] Oh S, Kim YJ, Park YT, et al. Automatic pancreatic cyst lesion segmentation on EUS images using a deep-learning approach[J]. *Sensors (Basel)*, 2021,22(1):245. DOI: 10.3390/s22010245.
- [31] 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.
- [32] 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-e820. DOI: 10.1016/S2589-7500(23)00160-7.
- [33] 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.
- [34] Yao L, Zhang J, Liu J, et al. A deep learning-based system for bile duct annotation and station recognition in linear endoscopic ultrasound[J]. *EBioMedicine*, 2021, 65: 103238. DOI: 10.1016/j.ebiom.2021.103238.
- [35] Kim T, Kim J, Choi HS, et al. Artificial intelligence-assisted analysis of endoscopic retrograde cholangiopancreatography image for identifying ampulla and difficulty of selective cannulation[J]. *Sci Rep*, 2021, 11(1): 8381. DOI: 10.1038/s41598-021-87737-3.
- [36] Committee ASOP, Chandrasekhara V, Khashab MA, et al. Adverse events associated with ERCP[J]. *Gastrointest Endosc*, 2017,85(1):32-47. DOI: 10.1016/j.gie.2016.06.051.
- [37] Tenner S, Baillie J, DeWitt J, et al. American College of Gastroenterology guideline: management of acute pancreatitis [J]. *Am J Gastroenterol*, 2013,108(9):1400-1415; 1416. DOI: 10.1038/ajg.2013.218.
- [38] Rivas A, Pherwani S, Mohamed R, et al. ERCP-related adverse events: incidence, mechanisms, risk factors, prevention, and management[J]. *Expert Rev Gastroenterol Hepatol*, 2023, 17(11): 1101-1116. DOI: 10.1080/17474124.2023.2277776.
- [39] Dumonceau JM, Kapral C, Aabakken L, et al. ERCP-related adverse events: European Society of Gastrointestinal Endoscopy (ESGE) guideline[J]. *Endoscopy*, 2020, 52(2): 127-149. DOI: 10.1055/a-1075-4080.
- [40] Takahashi H, Ohno E, Furukawa T, et al. Artificial intelligence in a prediction model for postendoscopic retrograde cholangiopancreatography pancreatitis[J]. *Dig Endosc*, 2024,36(4):463-472. DOI: 10.1111/den.14622.
- [41] 裴治慧, 宋丹丹, 刁玉刚, 等. 经鼻高流量吸氧对老年经内镜逆行胰胆管造影手术监测麻醉中低氧血症发生率影响[J]. *临床军医杂志*, 2023, (7): 683-687. DOI: 10.16680/j.1671-3826.2023.07.05.
- [42] Kang H, Lee B, Jo JH, et al. Machine-learning model for the prediction of hypoxaemia during endoscopic retrograde cholangiopancreatography under monitored anaesthesia care [J]. *Yonsei Med J*, 2023, 64(1): 25-34. DOI: 10.3349/ymj.2022.0381.
- [43] Bang JY, Hough M, Hawes RH, et al. Use of artificial intelligence to reduce radiation exposure at fluoroscopy-guided endoscopic procedures[J]. *Am J Gastroenterol*, 2020, 115(4): 555-561. DOI: 10.14309/ajg.0000000000000565.