

doi: 10.3969/j.issn.1006-5709.2020.09.023

深度学习技术在消化系统疾病诊疗中的应用

韩伟, 周金池, 魏延, 张哲, 赵曙光

中国人民解放军空军军医大学唐都医院消化内科 陕西 西安 710038

【摘要】 随着计算机技术和大数据技术的飞速发展,以深度学习(deep learning, DL)为代表的人工智能(artificial intelligence, AI)技术逐渐应用于疾病的诊疗。在消化内科领域,DL在消化道息肉和早癌、肿瘤、溃疡性结肠炎、脂肪肝、肝脏及胰腺肿块等疾病的识别与鉴别、诊断及病情判断预测等方面应用成效斐然,不仅明显提高了疾病诊断准确度,而且能有效预测疾病对治疗措施的反应,为临床诊疗提供决策依据。本文就DL在消化系统疾病诊疗中的应用和展望作一概述。

【关键词】 深度学习; 人工智能技术; 消化系统疾病; 息肉; 消化系统肿瘤; 诊疗

中图分类号: R57 文献标识码: A 文章编号: 1006-5709(2020)09-1070-05 收稿日期: 2019-10-13

Application of deep learning technology in the diagnosis and treatment of digestive diseases

HAN Wei, ZHOU Jinchi, WEI Yan, ZHANG Zhe, ZHAO Shuguang

Department of Gastroenterology, Tangdu Hospital, Air Force Military Medical University, Xi'an 710038, China

【Abstract】 With the rapid development of computer technology and big data technology, artificial intelligence (AI) technology represented by deep learning (DL) is gradually applied to the diagnosis and treatment of diseases. In the field of digestive diseases, DL is successfully applied in the recognition and identification, diagnosis, and condition judgment prediction of digestive tract polyps and early cancer, cancer, ulcerative colitis, fatty liver, liver and pancreas tumor, etc, not only can obviously increase the diagnostic accuracy, and can effectively predict disease responds to treatment, provides the decision-making basis for the clinical diagnosis and treatment. This paper reviewed the application and prospect of DL in the diagnosis and treatment of digestive diseases.

【Key words】 Deep learning; Artificial intelligence technology; Digestive diseases; Polyps; Digestive tumors; Diagnosis and treatment

随着计算机技术和大数据技术的快速发展,人工智能(artificial intelligence, AI)技术已成为计算机研究领域的焦点和热点,通过计算机网络模仿人类行为和思维方式来实现计算机技术的人工智能化,其中最先进、最常见的就是以卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)为代表的深度学习(deep learning, DL)技术,在多个领域广泛应用,且应用效果良好,在医学领域的应用更是有力促进了疾病诊疗手段的日益多样化和智能化,应用优势也愈加明显。

1 DL 的概念及应用现状

DL 概念的提出受到人脑神经网络突触系统的启发,由多层简单的计算节点构成,通过复杂的连接来模拟人类视觉皮层活动,目前主要有 CNN、全卷积网络、自动编码器和深度信念网络 4 种架构,以 CNN 应用最为广泛。CNN 通常由一个输入层和一个输出层,以及

多个隐藏的卷积层、池化层、全连接层和标准化层组成,无需先验知识和提前设定,可直接从给定的图像大数据中对最有预测性的特征进行自动学习并对图像进行分类识别,自主提取和学习数据集特征,并据此作出智能决策,区别于以往凭个人经验或手动设定并获取数据库特点的传统机械分析方法,DL 可以通过重复学习过程从图像数据库中识别重要特征,给予它的数据量越大,优势越明显,识别精度也越高,已成功应用于许多科学技术领域,如计算机视觉、语音识别与处理、物理、有机化学、医学和生物学等领域^[1-3]。

在医学领域,基于 DL 的智能系统可以自动提取和学习数据库中的临床特征,据此对新获得的临床数据进行前瞻性分析并自动作出疾病诊断或病情预测,Esteva 等^[4]发现,基于 CNN 的智能系统对皮肤癌的识别和诊断水平可与皮肤病专家媲美,相关研究成果发表于《Nature》杂志并被选为封面文章;Ting 等^[5]证实,DL 在眼科临床实践中能发挥重要作用,可用于对全球老年人群视力损伤的主要病因进行筛查、诊断和随访,在糖尿病眼病诊断中也有良好表现^[6];此外,DL 在肺癌、乳腺癌、脑癌、前列腺癌、阿尔兹海默病及帕金森病

第一作者简介:韩伟,硕士,研究方向:消化心身疾病及消化系统常见病、多发病的诊疗

通讯作者:赵曙光,博士,副主任医师,副教授,研究方向:非酒精性脂肪性肝病的发病机制研究及消化心身疾病的诊疗

等疾病诊断中均有突出表现,在消化系统疾病的临床诊疗中也有大量报道^[2,7]。

2 DL在消化系统疾病诊疗中的应用

DL对图像特征识别及分析具有明显优势,无需人工干预,自动从数据中提取特征性信息,据此做出全面分析从而应用于疾病诊断,在消化道息肉和早癌、肿瘤、溃疡性结肠炎(ulcerative colitis, UC)、脂肪肝、肝脏及胰腺肿块等常见疾病的识别与鉴别、诊断及病情判断与预测等方面应用成效斐然。

2.1 在消化道息肉识别中的应用 息肉依据组织学特征可分为腺瘤性息肉及非腺瘤性息肉,其中腺瘤性息肉属于癌前病变,与结直肠癌的发生高度相关,其内镜下诊断率通常以结肠镜检时腺瘤识别率(adeno detection rate, ADR)表示。研究发现,ADR每增加1%,结肠癌的风险降低3%,癌症相关死亡率降低5%,腺瘤早期切除可使结直肠癌的发生率降低80%以上,因此腺瘤性息肉早期识别极为重要,但由于部分息肉过于微小或扁平,或色泽与正常黏膜之间的差异极小而无法被准确检出,漏检率高达22%^[8],内镜医师经验不足也使临床漏诊和误诊几率增加。因此,急需探索新的辅助诊断方法提高结肠镜检时ADR。

从2003年Karkanis等^[9]首次使用计算机辅助检测系统通过分析结肠黏膜颜色和纹理来识别息肉开始,AI在结肠息肉识别中的效果越来越显著,特别是近年DL的出现更促进了AI在肠息肉识别中的应用。Urban等^[3]使用8641张结肠镜检查图像数据集(包括4088张息肉图像和4553张正常黏膜图像)评估基于CNN的计算机辅助图像分析系统的效能,通过对息肉的定位分析和尺寸预测,CNN可产生超过49个关于息肉大小和位置的加权预测进而做出诊断,结果显示CNN识别息肉的交叉验证精度为0.964,工作特性曲线下面积(the area under the curve, AUC)为0.991,证实CNN可以实时检测并定位息肉且能提高ADR;Chen等^[10]开发的深度神经网络辅助智能(computer-aided diagnosis with a deep neural network, DNN-CAD)检测系统,对96例结肠增生性息肉和188例腺瘤性小息肉的窄带成像(narrow-band imaging, NBI)图像进行分析,以组织学检查结果为金标准,结果显示,DNN-CAD鉴别肿瘤与增生性息肉图像的灵敏性为96.3%,特异性为78.1%,准确率为90.1%,结果与内镜专家相当,明显优于4名年轻内镜医师(结肠镜检查经验<1年),但DNN-CAD诊断时间仅为0.45s,明显短于内镜医师(专家组1.54s vs 非专家组1.77s),显示出DNN-CAD的优良性能;Zhang等^[11]也证实使用CNN方法检测息肉性能好且速度快。以上结果表明,基于DL

算法的智能内窥镜系统不仅可以提高息肉的检出率,还可有效规避医师经验不足带来负面影响,进而对治疗决策产生积极影响。

2.2 在消化道肿瘤诊断中的应用 2015年国家癌症中心统计数据显示,胃癌、肠癌及食管癌高居我国恶性肿瘤发病率前列,且胃癌、肠癌死亡率稳居前五,发病率呈逐年上升趋势,已成为我国严重的公共卫生问题^[12]。消化道肿瘤的早发现、早治疗,可使患者5年生存率提高至90%以上,因此早期诊治极为重要。但由于消化道早癌多表现为黏膜微血管或腺体结构紊乱,缺乏进展期肿瘤的特征性表现,极易遗漏,特别是对缺乏经验的内镜医师,因此积极引进新的辅助检查手段和方法显得极为重要,而AI特别是DL技术为解决这一问题提供了良好的契机。

Horie等^[13]对基于CNN研制的单点多目标盒子探测器对食管癌的诊断性能进行评估,首先使用384例食管癌患者的8428张图像用于CNN训练,随后通过检测其他1118张图像评估其诊断性能,结果显示CNN仅用27s就完成全部图像的识别与诊断,正确诊断食管癌的灵敏性为98%,且7个<10mm小肿瘤病灶均被有效识别,证实构建的CNN食管癌检测系统能够在较短的时间内对内镜图像进行高灵敏性分析,临床实践中可助于早期发现食管癌;Ghatwary等^[14]发现CNN系统还能够从内镜图像中定位食管黏膜异常区域,有助于食管早癌的诊断;Hirasawa等^[15]基于单镜头多盒探测器架构构建CNN智能诊断系统,并使用13584张胃癌内镜图像对其进行训练。为了评估其诊断准确性,共收集77个胃癌病变的2296张图像,结果显示CNN仅需要47s即完成全部图像分析,77个胃癌病变检出的总灵敏性为92.2%(71/77),其中71个直径≥6mm的早期病变和所有侵袭性癌,诊断准确率为98.6%(70/71),表明该CNN系统在胃癌的实时诊断方面具有很大的应用潜力;王智杰等^[16]也研究了一种搭载有19层CNN的DL模型平台对早期胃癌的识别和诊断水平。该CNN平台由卷积层、池化层、全连接层及输出层组成,首先由卷积层提取图像特征后,池化层负责对特征进一步汇总来实现最大池化,传入信息再通过全连接层变换后由输出层图像分类的概率而做出诊断,结果显示,该模型对早期胃癌诊断的准确率为89.4%、灵敏性为88.8%、特异性为89.7%,每张图像的诊断为(0.30±0.02)s,均明显优于内镜医师,表明CNN模型可在胃镜检查中辅助内镜医师实现对早期胃癌的实时诊断;除可用于诊断外,Zhu等^[17]还证实基于DL算法的计算机辅助检测系统可以特异性预测胃癌的浸润深度,有效指导临床筛选适宜内镜下切除的患者。

Takemura 等^[18]对基于自定义软件程序(HuPAS 3.0 版本)的智能辅助诊断系统诊断结直肠癌的效能进行了研究,该系统可自动识别提取 NBI 放大内镜下结直肠癌图像的黏膜表面微血管结构和表面形态特征,并据此对 371 张结直肠病变图像进行诊断性验证,结果显示,该系统对结直肠癌 A 型血管病变的检测准确率为 97.8%;B、C 型血管病变灵敏性和特异性分别为 97.8%和 97.9%,说明新型计算机智能辅助诊断系统能够可靠预测 ME-NBI 结肠镜下结直肠癌图像的组织学特征,表明 CNN 系统在辅助诊断结直肠癌中优势明显。

2.3 在小肠疾病诊断中的应用 无线胶囊内镜(wireless capsule endoscopy, WCE)技术的出现在小肠疾病的研究和诊断领域掀起了一场革命,极大地提高了小肠疾病的诊断准确率。每次胶囊内镜检查生成约 6 000 张图像,人工分析需要 30~120 min,且需要检查者高度集中注意力,因为异常图像仅出现在其中少数几张,很容易因为缺乏经验或疏忽而造成漏诊,而这一问题可被 AI 技术与胶囊内镜的深度融合有效克服。

Aoki 等^[19]曾研发了基于单镜头多盒检测器的深度 CNN 智能胶囊内镜(CNN-WCE)系统,用于自动检测胶囊内镜小肠图像中的糜烂和溃疡性病变。该系统使用多个网络层(卷积层和池化层)和反向传播算法从训练数据集中提取并归纳图像中的特定特征,研究者首先使用 5 360 张胶囊内镜下糜烂和溃疡图像用于系统训练,而后使用 10 440 张小肠图像(包括 440 张糜烂和溃疡图像)的独立测试集来评估其性能,结果显示, CNN-WCE 检测糜烂和溃疡的 AUC 为 0.958,灵敏性、特异性和准确率分别为 88.2%、90.9%和 90.8%,仅耗时 233 s,证实该系统既省时省力,又具有极高的诊断准确率; Leenhardt 等^[20]发现, CNN 系统通过对 WCE 图像进行深度特征提取和分类诊断小肠血管扩张症的灵敏性为 100%,特异性为 96%,阳性预测值为 96%,阴性预测值为 100%,显示了极高的诊断效能; Zhou 等^[21]发现,基于 DL 的 GoogLeNet 系统对乳糜泻的诊断灵敏性和特异性均达到 100%,证实 CNN 系统可定量测量小肠内黏膜病变的程度和范围,实时评估黏膜萎缩情况;在小肠息肉识别方面, Yuan 等^[22]也发现,基于 DL 的自编码智能系统能够准确识别出 WCE 检查视频中的息肉,极大提高诊断准确率。

2.4 在其他消化系统疾病中的应用

2.4.1 在肝胆胰疾病中的应用: Yasaka 等^[23]使用 CNN 系统分析动态增强 CT 图像实现对肝脏肿块的分

步处理,重复 3 次后转完全连接层中进行分析处理后由输出层输出诊断信息,最后使用 100 例患者 CT 图像用于验证 CNN 系统的诊断性能,结果显示,该 CNN 系统对各类肝脏肿块鉴别诊断的中位准确率为 0.84,表明利用 CNN 系统对肝脏肿块动态 CT 图像分析的鉴别诊断性能较高;随后研究者又验证了用于肝纤维化程度分析的深度学习系统(FDLCT)对肝脏增强 CT 图像的

诊断性能,显示 FDLCT 诊断中晚期纤维化(F2~F3)及肝硬化(F4)的 AUC 为 0.75 和 0.73,表明该 CNN 诊断系统能通过分析 CT 影像准确地对肝纤维化程度进行分期,且性能良好^[24];研究还发现, CNN 与腹部超声有效结合对肝纤维化也有良好的诊断效能^[25]; Chaudhary 等^[26]使用肝细胞癌 DL 模型分析肝癌患者 RNA 测序、miRNA 测序和癌症基因组图谱的甲基化数据,发现该模型可有效预测患者的生存率。

Saftoiu 等^[27]评估了基于神经网络的超声弹性成像内镜系统对胰腺局灶性肿块的诊断效果,通过增加两层隐藏的多层感知器来扩展对图像数据的神经网络分析,并通过反向传播算法来自动区分病变的良恶性。共分析 258 例患者(47 例慢性胰腺炎及 211 例胰腺癌)的 774 张图像,结果显示该神经网络算法检测准确率为 84.27%,灵敏性为 87.59%,特异性为 82.94%,证实使用 AI 可以实现对胰腺局灶性肿块的自动分析,提供快速准确的诊断,进而对临床决策提供支持。

2.4.2 在 UC 中的应用: UC 病情迁延易复发,被称为“绿色癌症”,急性重症 UC 甚至可危及患者生命,目前诊断多依赖结肠镜检查及组织病理学检查,且内镜下 UC 严重程度分级是评价患者治疗反应和判断患者预后的关键。为了比较 DL 模型与内镜医师根据内镜图像评估 UC 患者疾病严重程度中的表现, Stidham 等^[28]使用基于 Inception V3 图像分类体系的一种 159 层的 CNN 系统,采用 4 级 Mayo 评分对 3 082 例 UC 患者 16 514 张内镜图像进行回顾性分析,结果显示,使用静止图像和全运动视频测试诊断的灵敏性为 83%,特异性为 96%, AUC 为 0.97,与内镜专家相比, DL 模型在区分中重度 UC 方面表现更为出色,可以提高结肠镜检在 UC 研究和临床诊疗中的应用效果。CNN 除可用于评估 UC 病情外,在指导 UC 患者的临床治疗决策上也有出色表现, Morilla 等^[29]经 DL 算法鉴定急性重症 UC 患者结肠微小 RNA 表达谱来预测急性重症 UC 患者对英夫利昔单抗及环孢霉素治疗的反应,结果显示,基于深度神经网络的分类器共鉴别出 9 个相关的微小 RNA,最终确定出 3 种基于微小 RNA 水平的算法识别 UC 患者对英夫利昔单抗有无应答的准确率为 84%,环孢霉素为 80%,证实该智能分类器可用于帮助急性重症 UC 患者选择有效治疗措施,具有良好的应用

前景。

2.4.3 在消化系统其他诊疗方面的应用: Shichijo 等^[30]使用深度神经网络架构 GoogLeNet 系统首次评估了 CNN 诊断幽门螺杆菌 (*H. pylori*) 感染的能力, 首先使用 32 208 张内镜图像的数据集对 CNN 系统进行训练, 最后使用 11 481 张图像用于 CNN 诊断性能评估, 发现 CNN 诊断 *H. pylori* 感染的灵敏性、特异性、准确率和诊断时间分别为 88.9%、87.4%、87.7% 和 194 s, 明显优于同时参与研究的 23 名内镜医师 [分别为 79.0%、83.2%、82.4% 和 (230±65) min], 表明 CNN 系统分析内镜图像诊断 *H. pylori* 感染准确率较高且用时极短; 此外, CNN 在数字组织病理学图像分析中也有突出表现, 不仅在乳腺癌、肺癌、膀胱癌的诊断及分类中表现不俗, 在胃癌的诊断上同样具有明显优势, Sharma 等^[31]曾将 AlexNet 深度卷积框架应用于数字组织病理学图像分析, 在胃癌的识别和诊断上取得了良好效果。

3 展望

以 DL 为代表的 AI 技术不仅提高许多消化道疾病诊断的准确性, 且省时省力, 可一定程度上消除医师主观因素带来的不利影响, 还可为临床医师提供更多的病情数据, 便于其更准确地做出临床决策, 但大多智能辅助诊断系统程序复杂, 初始操作难度大, 对图像及视频数据质量要求高, 且目前多处于静态诊断阶段, 应用于临床的实时诊断智能系统仍有待进一步研发。如何实现智能辅助诊断系统与内镜的高度融合、提高诊断效率、简化操作流程及机器与人的良好互动等工作还需要广大科研工作者进一步攻关。相信随着 AI 升级为国家战略, 医务工作者的积极融入, 以 DL 为代表的 AI 技术在消化系统疾病的诊疗中将有更大作为。

参考文献

- [1] LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning [J]. Nature, 2015, 521(7553): 436-444. DOI: 10.1038/nature14539.
- [2] Hu Z, Tang J, Wang Z, et al. Deep learning for image-based cancer detection and diagnosis—a survey [J]. Pattern Recognition, 2018, 83: 134-149. DOI: 10.1016/j.patcog.2018.05.014.
- [3] Urban G, Tripathi P, Alkayali T, et al. Deep learning localizes and identifies polyps in real time with 96% accuracy in screening colonoscopy [J]. Gastroenterology, 2018, 155(4): 1069-1078, e8. DOI: 10.1053/j.gastro.2018.06.037.
- [4] Esteva A, Kuprel B, Novoa RA, et al. Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks [J]. Nature, 2017, 542(7639): 115-118. DOI: 10.1038/nature21056.
- [5] Ting DSW, Peng L, Varadarajan AV, et al. Deep learning in ophthalmology: the technical and clinical considerations [J]. Prog Retin Eye Res, 2019, 72: 100759. DOI: 10.1016/j.preteyeres.2019.04.003.
- [6] Ting DSW, Cheung CY, Lim G, et al. Development and validation of a

deep learning system for diabetic retinopathy and related eye diseases using retinal images from multiethnic populations with diabetes [J]. JAMA, 2017, 318(22): 2211-2223. DOI: 10.1001/jama.2017.18152.

- [7] 王威, 李郁, 张文娟, 等. 深度学习技术在疾病诊断中的应用 [J]. 第二军医大学学报, 2018, 39(8): 852-858. DOI: 10.16781/j.0258-879x.2018.08.0852.
- Wang W, Li Y, Zhang WJ, et al. Application of deep learning technology in disease diagnosis [J]. Academic Journal of Second Military Medical University, 2018, 39(8): 852-858. DOI: 10.16781/j.0258-879x.2018.08.0852.
- [8] Byrne MF, Shahidi N, Rex DK. Will computer-aided detection and diagnosis revolutionize colonoscopy? [J]. Gastroenterology, 2017, 153(6): 1460-1464.e1. DOI: 10.1053/j.gastro.2017.10.026.
- [9] Karkanis SA, Iakovidis DK, Maroulis DE, et al. Computer-aided tumor detection in endoscopic video using color wavelet features [J]. IEEE Trans Inf Technol Biomed, 2003, 7(3): 141-152. DOI: 10.1109/titb.2003.813794.
- [10] Chen PJ, Lin MC, Lai MJ, et al. Accurate classification of diminutive colorectal polyps using computer-aided analysis [J]. Gastroenterology, 2018, 154(3): 568-575. DOI: 10.1053/j.gastro.2017.10.010.
- [11] Zhang R, Zheng Y, Poon CCY, et al. Polyp detection during colonoscopy using a regression-based convolutional neural network with a tracker [J]. Pattern Recognit, 2018, 83: 209-219. DOI: 10.1016/j.patcog.2018.05.026.
- [12] Chen W, Zheng R, Baade PD, et al. Cancer statistics in China, 2015 [J]. CA Cancer J Clin, 2016, 66(2): 115-132. DOI: 10.3322/caac.21338.
- [13] 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.
- [14] 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.
- [15] Hirasawa T, Aoyama K, Tanimoto T, et al. Application of artificial intelligence using a convolutional neural network for detecting gastric cancer in endoscopic images [J]. Gastric Cancer, 2018, 21(4): 653-660. DOI: 10.1007/s10120-018-0793-2.
- [16] 王智杰, 高杰, 孟茜茜, 等. 基于深度学习的人工智能技术在早期胃癌诊断中的应用 [J]. 中华消化内镜杂志, 2018, 35(8): 551-556. DOI: 10.3760/cma.j.issn.1007-5232.2018.08.004.
- Wang ZJ, Gao J, Meng QQ, et al. Artificial intelligence based on deep learning for automatic detection of early gastric cancer [J]. Chin J Dig Endosc, 2018, 35(8): 551-556. DOI: 10.3760/cma.j.issn.1007-5232.2018.08.004.
- [17] Zhu Y, Wang QC, Xu MD, 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, e1. DOI: 10.1016/j.gie.2018.11.011.
- [18] Takemura Y, Yoshida S, Tanaka S, et al. Computer-aided system for predicting the histology of colorectal tumors by using narrow-band imaging magnifying colonoscopy (with video) [J]. Gastrointest Endosc, 2012, 75(1): 179-185. DOI: 10.1016/j.gie.2011.08.051.
- [19] Aoki T, Yamada A, Aoyama K, et al. Automatic detection of erosions and ulcerations in wireless capsule endoscopy images based on a deep

- convolutional neural network [J]. *Gastrointest Endosc*, 2019, 89(2): 357-363. DOI: 10.1016/j.gie.2018.10.027.
- [20] Leenhardt R, Vasseur P, Li C, et al. A neural network algorithm for detection of GI angiectasia during small-bowel capsule endoscopy [J]. *Gastrointest Endosc*, 2019, 89(1): 189-194. DOI: 10.1016/j.gie.2018.06.036.
- [21] Zhou T, Han G, Li BN, et al. Quantitative analysis of patients with celiac disease by video capsule endoscopy: A deep learning method [J]. *Comput Biol Med*, 2017, 85: 1-6. DOI: 10.1016/j.combiomed.2017.03.031.
- [22] Yuan Y, Meng MQ. Deep learning for polyp recognition in wireless capsule endoscopy images [J]. *Med Phys*, 2017, 44(4): 1379-1389. DOI: 10.1002/mp.12147.
- [23] Yasaka K, Akai H, Abe O, et al. Deep learning with convolutional neural network for differentiation of liver masses at dynamic contrast-enhanced CT: a preliminary study [J]. *Radiology*, 2018, 286(3): 887-896. DOI: 10.1148/radiol.2017170706.
- [24] Yasaka K, Akai H, Kunimatsu A, et al. Deep learning for staging liver fibrosis on CT: a pilot study [J]. *Eur Radiol*, 2018, 28(11): 4578-4585. DOI: 10.1007/s00330-018-5499-7.
- [25] Lee JH, Joo I, Kang TW, et al. Deep learning with ultrasonography: automated classification of liver fibrosis using a deep convolutional neural network [J]. *Eur Radiol*, 2020, 30(2): 1264-1273. DOI: 10.1007/s00330-019-06407-1.
- [26] Chaudhary K, Poirion OB, Lu L, et al. Deep learning-based multi-omics integration robustly predicts survival in liver cancer [J]. *Clin Cancer Res*, 2018, 24(6): 1248-1259. DOI: 10.1158/1078-0432.CCR-17-0853.
- [27] Saftoiu A, Vilman P, Gorunescu F, et al. Efficacy of an artificial neural network-based approach to endoscopic ultrasound elastography in diagnosis of focal pancreatic masses [J]. *Clin Gastroenterol Hepatol*, 2012, 10(1): 84-90.e1. DOI: 10.1016/j.cgh.2011.09.014.
- [28] Stidham RW, Liu W, Bishu S, et al. Performance of a deep learning model vs human reviewers in grading endoscopic disease severity of patients with ulcerative colitis [J]. *JAMA Netw Open*, 2019, 2(5): e193963. DOI: 10.1001/jamanetworkopen.2019.3963.
- [29] Morilla I, Uzzan M, Laharie D, et al. Colonic microRNA profiles, identified by a deep learning algorithm, that predict responses to therapy of patients with acute severe ulcerative colitis [J]. *Clin Gastroenterol Hepatol*, 2019, 17(5): 905-913. DOI: 10.1016/j.cgh.2018.08.068.
- [30] Shichijo S, Nomura S, Aoyama K, et al. Application of convolutional neural networks in the diagnosis of *Helicobacter pylori* infection based on endoscopic images [J]. *EBioMedicine*, 2017, 25: 106-111. DOI: 10.1016/j.ebiom.2017.10.014.
- [31] Sharma H, Zerbe N, Klempert I, et al. Deep convolutional neural networks for automatic classification of gastric carcinoma using whole slide images in digital histopathology [J]. *Comput Med Imaging Graph*, 2017, 61: 2-13. DOI: 10.1016/j.compmedimag.2017.06.001.

郑重声明

近期,一些非法社会中介组织、代理机构和个人,以《胃肠病学和肝病学杂志》的名义,公开在一些网站和论坛发布消息,声称能够快速在《胃肠病学和肝病学杂志》刊发文章,并公开索要高额代理费、版面费或其他费用;有些以假冒《胃肠病学和肝病学杂志》网站的形式招揽作者投稿。上述行为严重损害了我刊的声誉,在社会上造成不良影响,也给不明真相的作者造成经济损失。

本刊再次郑重声明:(1)我刊从未委托任何社会机构或个人,以任何名义征集稿件。(2)我刊投稿途径:杂志官网 <http://webx.cbpt.cnki.cn> 或编辑部邮箱 webx@chinajournal.net.cn。(3)我刊实施严格的审稿制度和程序。(4)我刊只接收邮局汇票,暂不接收账号汇款,不收取除版面费以外的其他费用。(5)编辑部地址:河南省郑州市二七区大学路40号,电话:0371-66912916。如有疑问,可拨打编辑部电话咨询确认。

在此,我刊提醒广大作者和读者,切勿相信虚假信息,谨防上当受骗。

《胃肠病学和肝病学杂志》编辑部