

DOI: 10.3969/j.issn.1005-8982.2020.08.011  
文章编号: 1005-8982(2020)08-0062-05

## 人工智能技术在消化内镜领域的研究现状\*

张雅琼<sup>1</sup>, 栗凤霞<sup>2</sup>

(1. 山西医科大学, 山西 太原 030001; 2. 山西医科大学附属人民医院 消化科, 山西 太原 030012)

**摘要:** 近年来, 我国消化道肿瘤发病率、病死率居高不下。内镜检查作为诊疗消化道疾病的重要方法, 尤其在肿瘤早期癌前病变的筛查阶段具有重要的应用价值。但是肿瘤早期癌前病变的内镜下发现率较低, 提高内镜下早癌的诊断率对改善消化道肿瘤患者预后具有重要意义。随着计算机技术不断提高及大数据时代到来, 人工智能技术辅助内镜下疾病诊断的相关研究也蓬勃发展。该文对人工智能技术的胃肠镜下疾病诊断结合国内外文献进行综述。

**关键词:** 胃肿瘤; 肠肿瘤; 人工智能; 内镜检查, 消化系统; 综述

**中图分类号:** R735.2; R735.3

**文献标识码:** A

## Research status of artificial intelligence technology in endoscopy\*

Ya-qiong Zhang<sup>1</sup>, Feng-xia Li<sup>2</sup>

(1. Shanxi Medical University, Taiyuan, Shanxi 030001, China; 2. Department of Gastroenterology, Shanxi Provincial People's Hospital of Shanxi Medical University, Taiyuan, Shanxi 030012, China)

**Abstract:** In recent years, the incidence and mortality of digestive tract tumors in China remain high. Endoscopy is an important method for the diagnosis and treatment of digestive tract diseases, especially in the screening stage of early cancer precancerous lesions. However, the detection rate of early precancerous lesions under endoscopy is low. It is important to improve the diagnosis rate of early cancer under endoscopy for improving the prognosis of patients with digestive tract cancer. With the continuous improvement of computer technology and the arrival of the era of big data, the research of artificial intelligence technology assisted endoscopic disease diagnosis has also developed vigorously. In this paper, the diagnosis of gastrointestinal diseases under gastroscopy based on artificial intelligence technology is reviewed with reference to literatures at home and abroad.

**Keywords:** stomach neoplasms; intestinal neoplasms; artificial intelligence; endoscopy; digestive system; review

消化道肿瘤发病率高, 多数患者发现时已为中晚期, 且预后较差。电子内镜是诊疗消化科疾病的重要手段。近年来, 内镜技术如色素内镜、电子染色内镜、放大内镜及胶囊内镜等技术发展迅速, 医生可以直观地检查消化道肠腔黏膜病变<sup>[1-2]</sup>。然而我国电子内镜医疗资源分布不均, 内镜医师临床经验以及诊疗水平

参差不齐, 对早期病变黏膜识别度低, 导致我国食管癌、胃癌等疾病的早期内镜下检出率低。因计算机技术的飞速发展及数据分析能力的提高, 人工智能技术成为当前研究的热点内容。目前, 已经在医学领域的多个系统展开研究人工智能技术, 并取得可喜的成绩, 有望投入到将来的临床实践中。本文就人工智能技术

收稿日期: 2019-10-16

\* 基金项目: 山西省人社厅博士后科研项目 (No: 2017-92)

[通信作者] 栗凤霞, E-mail: doctorlfx@163.com

以及该技术在消化道内镜领域的研究进行综述。

## 1 人工智能技术的发展

1956 年, 在达特茅斯会议上提出了人工智能的概念, 标志着人工智能技术的诞生<sup>[3]</sup>。人工智能技术是计算机科学的一个分支, 研究内容包括机器人、语音识别、图像识别、自然语言处理及专家系统等。机器学习是人工智能技术体系的一种, 机器学习算法流程包括对原始数据进行特征提取、特征筛选、模型训练及模型验证。

早期研究中, 研究人员主要通过图像特征提取算法结合机器学习方法来实现内镜下疾病的检测和诊断, 例如 SHEN 等<sup>[4]</sup>将多尺度纹理特征与颜色特征结合, 并在 Adaboost 分类器中完成胃镜图像下胃黏膜损伤检测。LI 等<sup>[5-6]</sup>利用局部二值化、小波变换及支持向量机方法对胶囊内镜图像进行分类, 证明小波变换对区分息肉类型非常有效。但是传统方法往往需要人工提取特征, 其算法效果取决于研究人员特征选取的质量, 具有很大的不稳定性。

深度学习是当前机器学习领域一个研究热点, 在图像识别等领域表现出优异的性能, 深度学习网络包括深度神经网络 (deep neural network, DNN)、卷积神经网络 (convolutional neural network, CNN) 及循环神经网络 RNN (recurrent neural network, RNN) 等<sup>[7]</sup>。其中, CNN 是深度学习在图像处理上具有突出表现的一种网络结构, 包括图像识别、目标检测及图像分割等。CNN 通常由卷积层、池化层及全连接层<sup>[8]</sup>组成。卷积核本质上是一种特殊的滤波器, 可以提取某种特征在图像上的分布特点, 通过多种特征的组合抽象从而形成深度学习模型可以理解的高层特征。池化层旨在通过降低特征图的分辨率并且实现特征的空间不变性, 其通常位于两个卷积层间, 包括最大池化和平均池化。最大池化有利于提取图像纹理而平均池化有利于提取图像背景。全连接层通过权重调节从而实现分类功能。CNN 以其局部权值共享和感受野的结构特性在语音识别和图像处理方面有着独特的优越性。近年来先后涌现诸如 AlexNet、VGG、GoogleNet、ResNet 及 DenseNet 等图像分类算法和 R-CNN、Faster R-CNN、YOLO 及 SSD 等目标检测算法以及专用于医学影像分割的 U-Net 等基于 CNN 技术的算法模型。目前,

CNN 已经广泛用于医学图像处理, 并取得可喜的研究成果。

人工智能技术通过对海量数据的学习自动提取疾病特征, 并可以覆盖更广泛的地区和人群从而具有良好的准确率和泛化能力, 极大地减少漏诊误诊; 另一方面, 利用计算机强大的数据处理能力, 将医生从耗时费力的工作中解脱出来, 带来更快速和精准的诊断。目前人工智能技术已经在医学领域的多个领域展开研究并取得可喜的成绩, 并作为辅助诊断手段已经开始投入临床使用。

GULSHAN 等<sup>[9]</sup>于 2016 年利用深度学习方法构建一个可以自动检测糖尿病 (diabetes mellitus, DM) 视网膜病变和 DM 黄斑水肿的算法。2017 年, ESTEVA 等<sup>[10]</sup>利用深度学习模型开发出一项诊断能力可以与专家媲美的基于人工智能的皮肤癌诊断系统。2018 年, LI 等<sup>[11]</sup>一项研究将人工智能技术应用于甲状腺癌超声诊断, 实现超声下甲状腺癌的自动化高精度、高敏感性及高特异性诊断。此外 CNN 还被应用于儿科多系统疾病人工智能辅助诊断系统的研究<sup>[12]</sup>。人工智能技术与医疗资源相结合, 通过算法在海量的医疗病例中学习相关诊断规则, 可以达到专家级别的诊断水平, 可以有效降低疾病的漏诊误诊, 实现快速准确的疾病诊断, 特别是对于医疗资源缺乏、医疗水平欠佳的地区, 通过人工智能技术等可以实现优质医疗资源的共享。

## 2 人工智能技术在胃结肠镜中的研究现状

### 2.1 人工智能技术在普通白光胃镜中的应用

普通胃镜下白光检查与活组织病理检查是目前临床对消化道疾病检查和诊断的主要方法, 尤其在 Barrett 食管、食管癌的筛查及诊断上具有重要作用。JISU 等<sup>[13]</sup>对人工智能技术辅助内镜下诊断进行大胆尝试, 他们采用 262 张白光胃镜下 Barrett 食管的胃镜图像进行训练学习, 并构建 CNN 模型。其中 236 张图片做为训练集, 另外 26 张图片作为测试集。该 CNN 模型对肠化生和食管癌的识别准确率为 100%, 模型分类的准确性为 80.77%。该实验结果提示, 人工智能技术可以辅助胃镜图像下 Barrett 食管的诊断, 可以极大地节省病理组织活检及时间成本。de GROOF 等<sup>[14]</sup>利用计算机辅助诊断系统利用对 Barrett 食管颜色、

纹理特征的训练学习,开展计算机辅助诊断 Barrett 食管前瞻性研究,该研究纳入 40 例 Barrett 食管与 20 例非 Barrett 食管患者的白光内镜图片,其检测结果准确性为 92%,敏感性为 95%,特异性为 85%,该系统可以对 Barrett 食管进行准确检测以及定位,是实现 Barrett 食管自动诊断的重要一步。日本癌症研究所的研究<sup>[15]</sup>利用 CNN 对 8 428 张食管癌图片进行训练学习,该系统可以检测出 <10 mm 的食管癌病灶,并可以用 98% 的准确率将浅表食管癌与晚期食管癌加以区别。

人工智能技术辅助胃癌前病变及早癌诊断的研究也如火如荼。LEE 等<sup>[16]</sup>利用基于迭代强化学习的人工智能方法,实现人工智能自动对正常黏膜、良性溃疡及胃癌的区分。该实验由 200 张正常黏膜、367 例胃癌胃镜图片及 220 例溃疡图片组成,并用 3 个不同的模型进行比较,其中 ResNet 模型的受试者工作特征曲线下面积达到 0.97。浙江大学的科研团队<sup>[17]</sup>利用 CNN 针对胃息肉、糜烂及溃疡等胃癌前病变,设计自动诊断系统 GPDNet (gastric precancerous disease network, GPDNet), GPDNet 共 1 331 张图片纳入研究,该系统利用红外光谱法将测量精度提高到 88.9%。人工智能技术对早期胃癌诊断的相关研究<sup>[18]</sup>也相继开展,一项研究共纳入 5 159 张图片,实验结果提示人工智能技术对早期胃癌诊断的准确性为 89.4%,敏感性为 88.8%,特异性为 89.7%。这些研究结果表明,人工智能技术有望在胃镜检查中帮助内镜医师发现早期胃癌,及早对患者进行医疗干预,提高患者生存质量,为患者及家属带来福音。复旦大学科研人员<sup>[19]</sup>开发可以确定胃癌侵袭深度的人工智能辅助内镜检查 (convolutional neural network computer-aided detection, CNN-CAD) 系统,该实验采用 790 张胃癌胃镜图片作为训练集,203 张胃癌胃镜图片作为测试集, CNN-CAD 系统测定胃癌侵袭深度准确性 AUC 为 0.94,敏感性为 76.47%,特异性为 95.56%,阳性和阴性预测值分别为 89.66%、88.97%。该研究表明 CNN-CAD 系统可以协助内镜医师更准确判断胃癌侵袭深度,以决定胃早癌患者是否行内镜下胃早癌切除,改善患者预后。

## 2.2 人工智能技术在肠镜中的研究进展

20 世纪 90 年代,计算机辅助息肉检测系统首次被提出,使用基于像素区域增长的图像分割方法提取大肠肠腔轮廓和检查下消化道的病变。20 世纪 90 年

代末,该研究方向主要结合黏膜纹理、颜色或混合智能模式分类分析方法,帮助检测静态肠镜下的病变图片。近年来基于 CNN 的深度学习技术得到极大的发展,并且越来越多的研究已经将其结合肠镜检查,并取得很好的实验效果。

2018 年, GREGOR 等<sup>[20]</sup>开发基于深度学习的息肉识别定位诊断系统,实验使用 8 641 张肠镜图像作为训练集,其中包括 4 088 个含有息肉的图像,4 553 张没有息肉的图像,并使用其他 4 种不同来源的肠镜图片数据集进行验证。该模型可以实现实时识别和定位息肉,其对息肉识别定位的准确率为 96.4%,受试者工作特征曲线下面积为 0.991,该研究可以极大地提高内镜医师的腺瘤检出率,降低结直肠癌发病风险。WANG 等<sup>[21]</sup>利用 27 113 张肠镜图片开发一个用于息肉检测的系统,该系统主要对训练集是否存在息肉以及息肉大小分别进行训练学习,结果显示人工智能系统与内镜医师对息肉诊断的敏感性和特异性分别为 94.38% 和 91.64%,进一步验证人工智能技术可以辅助肠镜下肠息肉的诊断。随后, WANG 等<sup>[22]</sup>对人工智能辅助自动息肉和腺瘤检出系统进行前瞻性和随机对照实验,该研究将 1 058 例患者随机分组至常规肠镜检查组和计算机辅助肠镜检查组。计算机辅助肠镜检查系统在微小腺瘤的诊断上较常规肠镜检查显示出很大的优势。该研究是目前为止人工智能领域为数不多的前瞻性队列研究,表明人工智能在胃肠镜领域的科学研究和临床实践中迈出坚实的一步。我国台湾 CHEN 等<sup>[23]</sup>同样采用深度学习技术,实现肠镜下对微小肠息肉的病理分类,并比较低年资内镜医师、高年资内镜医师及计算机智能诊断系统对息肉病理分类的敏感性、特异性等相关指标。实验结果表明,计算机智能诊断系统的诊断能力超过初级职称内镜医师,与高级职称内镜医师相当。多项研究表明,人工智能技术在结直肠息肉的自动检测、定位、定性上可以达到很高的诊断水平,大大地降低内镜医师因工作量大、工作经验不足及工作疲劳等原因导致息肉漏诊,提高内镜医师腺瘤检出率,让更多的患者在结直肠癌的癌前病变阶段可以及时将病变切除,获得更好的生活质量。

## 2.3 人工智能技术在胶囊内镜中的研究进展

AOKI 等<sup>[24]</sup>开发一个胶囊内镜人工智能诊断系统用于胶囊内镜中糜烂和溃疡的诊断,该系统使用深度学习 CNN,将 5 360 张糜烂和溃疡图片用于系统的训练学

习,并在 10 440 张小肠内镜图像进行系统测试,该测试共用时 233 s,诊断糜烂和溃疡的受试者工作特征曲线下面积为 0.958,敏感性、特异性及准确性分别为 88.2%、90.9% 和 90.8%。但是,该系统中存在一定的假阳性,可能由于泡沫、碎片或者血管扩张导致。该实验为回顾性实验,仍需要多中心的验证。此外,包括炎症性肠病、小肠肿瘤在内的多种疾病也应该纳入该系统中。

随着计算机技术的高速发展,人工智能技术已经成为未来消化内镜领域的重要研究方向。当前利用深度学习技术对消化内镜图像、视频等数据的研究已经开展,并在针对肿瘤、息肉、增生和溃疡等的识别与诊断中取得良好的成绩。

目前研究人员使用深度学习等技术处理胃肠镜图像数据仅仅停留在病灶的识别与诊断阶段。在已有研究中,所使用的胃肠镜图像数据数量较少且来源单一,虽然取得良好识别效果但具有局限性。临床实践中,疾病的预后也很重要,定时胃肠镜随访检查与人工智能技术中基于时间序列的研究相对应。当前基于 RNN 与 CNN 以及 LSTM 等的组合模型在眼科疾病的预后诊疗中已经开展,并取得良好的结果,有望在胃肠镜领域展开进一步研究<sup>[25]</sup>;同时数据的全面性、代表性、安全性以及数据标注的准确性等也是制约医学人工智能发展的重要因素。总之,人工智能技术在消化道内镜乃至医学领域有着广阔的发展前景。

#### 参 考 文 献:

- [1] LIU T, ZHENG H X, GONG W, et al. The accuracy of confocal laser endomicroscopy, narrow band imaging, and chromoendoscopy for the detection of atrophic gastritis[J]. *Journal of Clinical Gastroenterology*, 2015, 49(5): 379-386.
- [2] WANG A, BANERJEE S, BRADLEY A, et al. Wireless capsule endoscopy[J]. *World J Gastroenterol*, 2008, 14(13): 717-719.
- [3] SKINNER R E. Building the second mind: 1956 and the origins of artificial intelligence computing[M]. California: University of California at Berkeley, 2012.
- [4] SHEN X, SUN K, ZHANG S, et al. Lesion detection of electronic gastroscope images based on multiscale texture feature[J]. *IEEE International Conference on Signal Processing*, 2012, 1: 756-759.
- [5] LI B, MENG M H. Texture analysis for ulcer detection in capsule endoscopy images[J]. *Image Vision Computing*, 2009, 27(9): 1336-1342.
- [6] LI B, MENG Q H. Capsule endoscopy images classification by color texture and support vector machine[J]. *IEEE International Conference on Automation Logistics*, 2010, DOI: 10.1109/ICAL.2010.5585395.
- [7] PARKER S P. GPU implementation of a deep learning network for image recognition tasks[J]. University of Iowa, 2012, DOI: <http://hgpu.org/?p=9029>.
- [8] LAWRENCE S, GILES C L, TSOI A C, et al. Face recognition: a convolutional neural-network approach[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1997, 8(1): 98-113.
- [9] GULSHAN V, PENG L, CORAM M, et al. Development and validation of a deep learning algorithm for detection of diabetic retinopathy in retinal fundus photographs[J]. *Jama*, 2016, 316(22): 2402-2410.
- [10] ESTEVA A, KUPREL B, NOVOA R A, et al. Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks[J]. *Nature*, 2017, 542(7639): 115-118.
- [11] LI X C, ZHANG S, ZHANG Q, et al. Diagnosis of thyroid cancer using deep convolutional neural network models applied to sonographic images: a retrospective, multicohort, diagnostic study[J]. *The Lancet Oncology*, 2019, 20(2): 193-201.
- [12] LIANG H, TSUI B Y, NI H, et al. Evaluation and accurate diagnoses of pediatric diseases using artificial intelligence[J]. *Nature Medicine*, 2019, 25(3): 433-438.
- [13] JISU H, BO-YONG P, HYUNJIN P. Convolutional neural network classifier for distinguishing barrett's esophagus and neoplasia endomicroscopy images[J]. *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc*, 2017, 2017 2892-2895.
- [14] 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 Gastroenterology Journal*, 2019, 7(4): 538-547.
- [15] HORIE Y, YOSHIO T, AOYAMA K, et al. Diagnostic outcomes of esophageal cancer by artificial intelligence using convolutional neural networks[J]. *Gastrointestinal Endoscopy*, 2019, 89(1): 25-32.
- [16] LEE J H, KIM Y J, KIM Y W, et al. Spotting malignancies from gastric endoscopic images using deep learning[J]. *Surgical Endoscopy*, 2019, DOI: 10.1007/s00464-019-06677-2.
- [17] ZHANG X, HU W L, CHEN F, et al. Gastric precancerous diseases classification using cnn with a concise model[J]. *PloS One*, 2017, DOI: 10.1371/journal.pone.0185508.
- [18] 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.
- [19] 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]. *Gastrointestinal Endoscopy*, 2019, 89(4): 806-815.

- [20] GREGOR U, PRIYAM T, TALAL A, et al. Deep learning localizes and identifies polyps in real time with 96% accuracy in screening colonoscopy[J]. *Gastroenterology*, 2018; 155(4): 1069-1078.
- [21] WANG P, XIAO X, GLISSEN BROWN J R, et al. Development and validation of a deep-learning algorithm for the detection of polyps during colonoscopy[J]. *Nature Biomedical Engineering*, 2018, 2(10): 741-748.
- [22] WANG P, BERZIN T M, GLISSEN BROWN J R, et al. Real-time automatic detection system increases colonoscopic polyp and adenoma detection rates: a prospective randomised controlled study[J]. *Gut*, 2019, DOI: 10.1136/gutjnl-2018-317500.
- [23] CHEN P J, LIN M C, LAI M J, et al. Accurate classification of diminutive colorectal polyps using computer-aided analysis[J]. *Gastroenterology*, 2018, 154(3): 568-575.
- [24] 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]. *Gastrointestinal Endoscopy*, 2019, 89(2): 357-363.
- [25] JIANG J, LIU X, LIU L, et al. Predicting the progression of ophthalmic disease based on slit-lamp images using a deep temporal sequence network[J]. *PLoS One*, 2018, DOI: org/10.1371/journal.pone.0201142.

(唐勇 编辑)

本文引用格式: 张雅琼, 栗凤霞. 人工智能技术在消化内镜领域的研究现状 [J]. 中国现代医学杂志, 2020, 30(8): 62-66.