

论著·技术与方法

深度卷积神经网络模型辅助下结直肠息肉检测系统对初级医师结直肠小息肉检出率的影响

王晓峰^{1*}, 周璐^{1*}, 姚乐宇², 何凡^{2,3}, 彭海霞¹, 杨大明^{1#}, 黄晓霖^{2,3#}1. 上海交通大学医学院附属同仁医院内镜中心, 上海 200336; 2. 上海交通大学电子信息与电气工程学院, 上海 200240;
3. 上海交通大学医疗机器人研究院, 上海 200240

[摘要] **目的**·探究基于人工智能(artificial intelligence, AI)技术中深度卷积神经网络(deep convolutional neural network, DCNN)模型构建的计算机辅助检测(computer-aided detection, CADe)系统对缺乏电子结肠镜操作经验的初级医师结直肠息肉检出率的影响。**方法**·选取上海交通大学医学院附属同仁医院内镜中心数据库2019年1月—2020年12月的结肠镜图像及2021年1月—3月的结肠镜视频。将筛选出的图像和视频分为数据集1(5 908张图像)和数据集6(360条短视频), 数据集1分为数据集1a(4 906张图像)、数据集1b(300张图像)和数据集1c(702张图像); 其中, 数据集1c为从视频数据集6中截取的图像。数据集2~5分别为公共数据集CVC-ClinicDB、CVC-ColonDB、ETIS-Larib Polyp DB和KVASIR, 共包含2 188张图片。数据集1a和数据集2~5为模型训练集, 数据集1b和数据集1c为模型测试集。将10名经过培训且无结肠镜操作经验的初级医师随机分为AI辅助组(A组, $n=5$)及无AI辅助组(B组, $n=5$)。2组医师分别对360条结肠镜视频进行判读。前180条视频两组均无AI辅助。后180条视频中, AI辅助组辅以息肉检测系统, 将视频数据集经检测系统处理后标记息肉, 供研究者判读; 无AI辅助组则观看原始视频, 判读是否存在息肉。所有视频先由2位高年资内镜医师确认是否存在息肉; 若存在争议, 则剔除该视频, 并以这2位医师共同确认的诊断结果为金标准。视频中存在息肉, 受试者未能检出, 视为漏诊; 视频中无息肉, 受试者判断存在息肉, 视为误诊。**结果**·前180条视频均无AI辅助时, A组与B组结直肠息肉漏诊例数比较, 差异无统计学意义; 后180条视频中, A组息肉检出漏诊例数明显小于B组($P=0.031$); 在A组内比较, 后180条视频中的息肉漏诊例数小于前180条视频, 差异具有统计学意义($P=0.007$)。2组间及各自组内的息肉误诊例数比较, 差异均无统计学意义。**结论**·该研究所构建的DCNN模型辅助下的结直肠息肉检测模型可以明显改善缺乏结肠镜操作经验医师的结直肠息肉检出率, 同时不会增加结直肠息肉的误诊。

[关键词] 人工智能; 深度卷积神经网络; 计算机辅助检测; 结直肠息肉**[DOI]** 10.3969/j.issn.1674-8115.2022.02.011 **[中图分类号]** R574.63 **[文献标志码]** B

Effect of DCNN model-assisted colorectal polyp detection system on the detection of colorectal polyps by junior physicians

WANG Xiaofeng^{1*}, ZHOU Lu^{1*}, YAO Leyu², HE Fan^{2,3}, PENG Haixia¹, YANG Daming^{1#}, HUANG Xiaolin^{2,3#}

1. Digestive Endoscopy Center, Tongren Hospital, Shanghai Jiao Tong University School of Medicine, Shanghai 200336, China; 2. School of Electronics Information and Electrical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China; 3. Institute of Medical Robotics, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China

[Abstract] **Objective**·To explore the effect of a computer-aided detection (CADe) system constructed by a deep convolutional neural network (DCNN) model in artificial intelligence (AI) technology on the detection rate of colorectal polyps among the junior physicians lacking of colonoscopy operation experience. **Methods**·The colonoscopy images from January 2019 to December 2020

[基金项目] 国家自然科学基金(61977046); 上海市科技计划项目(2021SHZDZX0102); 上海市科学技术委员会基金(21ZR1458600); 上海市长宁区卫生健康委员会项目(20214T001); 上海交通大学“交大之星”计划医工交叉研究基金(YG2022ZD031)。

[作者简介] 王晓峰(1990—), 男, 住院医师, 硕士; 电子信箱: wxf3908@shtrhospital.com。周璐(1990—), 女, 主治医师, 硕士; 电子信箱: zl3704@shtrhospital.com。*为共同第一作者。

[通信作者] 黄晓霖, 电子信箱: xiaolinhuang@sjtu.edu.cn。杨大明, 电子信箱: ydm1100@shtrhospital.com。#为共同通信作者。

[Funding Information] National Natural Science Foundation of China (61977046); Shanghai Science and Technology Planning Project (2021SHZDZX0102); Fund of Science and Technology Commission of Shanghai Municipality (21ZR1458600); Project of Health Commission of Changning District, Shanghai (20214T001); Interdisciplinary Program of Shanghai Jiao Tong University (YG2022ZD031)。

[Corresponding Author] HUANG Xiaolin, E-mail: xiaolinhuang@sjtu.edu.cn. YANG Daming, E-mail: ydm1100@shtrhospital.com. #Co-corresponding authors.

and colonoscopy videos from January 2021 to March 2021 from the Endoscopy Center Database of Digestive Endoscopy Center, Tongren Hospital, Shanghai Jiao Tong University School of Medicine were collected. The collected images and videos were divided into dataset 1 (5 908 images) and dataset 6 (360 short videos). Dataset 1 was divided into dataset 1a (4 906 images), dataset 1b (300 images) and dataset 1c (702 images), and dataset 1c was the intercepted images from video dataset 6. Datasets 2 to 5 were the public datasets CVC-ClinicDB, CVC-ColonDB, ETIS-Larib Polyp DB and KVASIR, containing a total of 2 188 images. Dataset 1a and datasets 2–5 were the model training sets, and dataset 1b and dataset 1c were the model testing sets. Ten trained junior physicians with no experience in colonoscopy were randomized into AI-assisted group (Group A, $n=5$) and non-AI-assisted group (Group B, $n=5$) to interpret 360 colonoscopy videos and determine the presence of polyps in the videos, respectively. For the first 180 videos, both groups had no AI assistance. For the second 180 videos, the AI-assisted group was supplemented with a DCNN model-assisted colorectal polyp detection system, which processed the video data set through the detection system to mark polyps for the investigator's interpretation, while the non-AI-assisted group watched the original video to interpret the presence of polyps. All the videos were first confirmed by 2 senior endoscopists for the presence of polyps. If there was a dispute, the video was excluded and the diagnosis confirmed by these 2 physicians together was the gold standard. If a polyp was present in the video and the investigator failed to detect it, the diagnosis was considered missed; if no polyp was present in the video and the investigator judged that a polyp was present, the diagnosis was considered misdiagnosed. **Results** In the first 180 videos without AI assistance, there was no significant difference in the number of missed colon polyps between group A and group B. In the second 180 videos, the number of missed polyps in group A with AI assistance was significantly less than that in group B without AI assistance ($P=0.031$). Meanwhile, the number of missed polyps in the second 180 videos in group A was less than that in the first 180 videos, and the difference was also statistically significant ($P=0.007$). In addition, there was no significant difference in the number of misdiagnosed polyps detected between and within the groups. **Conclusion** The DCNN model-assisted colorectal polyp detection system can significantly improve the polyps detection rate by physicians lacking of colonoscopy operation experience without increasing misdiagnosis of colorectal polyps.

[Key words] artificial intelligence (AI); deep convolutional neural network (DCNN); computer-aided detection (CADe); colorectal polyp

2020年,全球癌症数据^[1]显示:结直肠癌发病率在新发肿瘤中排名第3位,死亡率排名第2位;我国新发结直肠癌54万例,死亡29万例。通过结肠镜检查,早期发现和切除结肠肿瘤至关重要。临床上,息肉检出率被认为是结肠镜检查质量的评判标准;息肉检出率每增加1%,结直肠癌发病率降低3%~6%^[2-3]。但由于内镜医师水平参差不齐以及息肉形态各异,结直肠息肉存在不同程度的漏诊^[4]。因此,亟需一个能够自动识别息肉的客观诊断系统,以降低结直肠息肉,尤其是腺瘤的漏诊率。

近年来人工智能(artificial intelligence, AI)技术在多领域迅速发展,深度卷积神经网络(deep convolutional neural network, DCNN)的提出带动了计算机视觉领域的崛起^[5]。DCNN能从大数据中学习,兼具高精度和高速处理的优点。DCNN的这种特性,使其在医疗领域,尤其是在影像学图像方面应用广泛。2003年, KARKANIS等^[6]首次报道了使用计算机辅助检测(computer-aided detection, CADe)系统检测结直肠息肉,检出率>90%。近年来,国内研究发现实时CADe可以明显提高腺瘤检出率^[7-9]。但上述研究对象均为有操作经验的内镜医师;而缺乏结肠镜操作经验的内镜医师能否从CADe中获益,值得探讨。为了探究AI对初学者结直肠息肉检出率的影

响,本研究构建了一个基于YOLO算法的结直肠息肉检测系统,用于视频条件下及实时操作中检测结直肠息肉,现将研究结果报道如下。

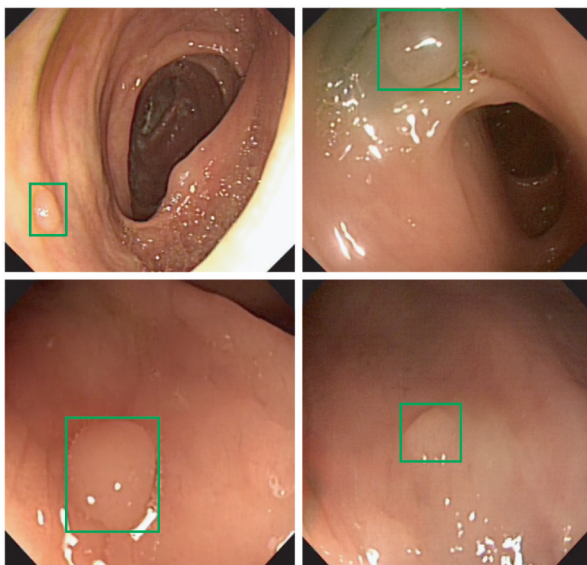
1 对象与方法

1.1 研究对象、数据处理及分类

选取上海交通大学医学院附属同仁医院内镜中心数据库2019年1月—2020年12月的结肠镜图像及2021年1月—3月的结肠镜视频(伦理备案号2020-118),并剔除其中模糊、无法识别正常结构等不合格的图像及视频。图像由研究人员进行分类,分为无息肉图像和有息肉图像,并采用软件对息肉进行标注(图1);对视频进行剪辑,分为无息肉视频和有息肉视频。再由2名高年资(具有10年以上结肠镜诊疗经验)内镜医师对2类图像和视频进行确认。若存在争议,则剔除该图像或视频,并以这2位医师共同确认的诊断结果为金标准。最终,将筛选出的图像和视频分为2个数据集:数据集1(5 908张图像)和数据集6(360条短视频)。其中,数据集1分为数据集1a(4 906张图像)、数据集1b(300张图像)和数据集1c(702张图像),数据集1c为从视频数据集6中截取的图像。数据集6中无息肉视频156条,含息肉视频

204 条；每条含息肉视频中仅有 1 枚息肉，息肉最大径为 3~8 mm；所有视频播放时长为 12~24 s。所有图像及视频均在白光、非放大模式下拍摄。所使用的结肠镜是日本 OLYMPUS 公司的 260 型或 290 型。另有不同来源的图像数据集 2~5，即公共数据集 CVC-

ClinicDB、CVC-ColonDB、ETIS-Larib Polyp DB 和 KVASIR^[10-13]，共包含 2 188 张图片。数据集 1a 和数据集 2~5 为模型训练集，数据集 1b 和数据集 1c 为模型测试集（表 1）。



Note: The locations of polyps were marked.

图 1 私有数据集示例

Fig 1 Examples of a private dataset

表 1 6 个数据集基本资料

Tab1 Basic information of the 6 datasets

Item	Training dataset					Test dataset		Video dataset (private dataset 6)
	Private dataset 1a	Dataset 2 (CVC-ClinicDB)	Dataset 3 (CVC- ColonDB)	Dataset 4 (ETIS-Larib Polyp DB)	Dataset 5 (KVASIR)	Private dataset 1b	Private dataset 1c	
With polyps/ <i>n</i>	888	612	380	196	1 000	300	202	204
Without polyps/ <i>n</i>	4 018	—	—	—	—	—	500	156

1.2 YOLOV3模型构建和训练

YOLOV3 模型是一种可以用于目标检测的 DCNN^[14]。通过在训练集上的训练，YOLOV3 模型可以直接预测输入图像中存在的物体的位置和类别。YOLOV3 使用 Darknet53 作为骨干网络，进行图像特征提取。Darknet53 是一个包含卷积层和残差层的 DCNN。当一张图像输入 Darknet53 后，经过降采样，其尺寸降为原有的 1/32，其图像通道数由原有的三通道扩增为 1 024 通道。例如，尺寸为 416×416 的三通道输入图像，经由 Darknet53 处理后，将转化为尺寸为 13×13×1 024 的特征向量。基于由图像提取的特征向量，YOLOV3 模型利用回归方法进行检测框的预测。对于每个检测框，YOLOV3 将给出检测框相对于锚框的中心坐标偏移量和检测框的宽度和高度偏移量，检测物体的类别和置信度。

在 YOLOV3 训练开始前，由于训练集数据有限，为了提升训练的效果，使用在 ImageNet 数据集上预训练的权重对 YOLOV3 的骨干网络 Darknet53 进行权重初始化^[15]，使网络的训练过程有更好的初始点，能够使网络更快地收敛。在训练的过程中，对每批输入样本进行数据增强以提高网络的泛化性能。采用的数据增强方法包括图像旋转、亮度变换和图像锐化。网络的训练使用 Adam 优化器^[16]，训练过程包含 75 轮，初始学习率为 10⁻⁴；在训练的第 50 轮后，学习率衰减为 10⁻⁵。为避免过拟合，训练过程中对网络的权重进行了正则化，正则化权重为 10⁻⁴。

1.3 模型测试

为了对上述训练完成的 YOLOV3 的效果进行评估，分别使用私有图像数据集和短视频截取的数据集



对其进行测试。使用数据集 1b 及短视频截取数据集 1c 对模型进行测试。在测试集上, 利用灵敏度、特异度和精确度衡量 YOLOV3 模型的性能。本模型灵敏度达 0.940, 特异度达 0.813, 精确度达 0.783。

1.4 实验设计

邀请 10 名无结肠镜操作经验的医师参与研究, 随机分为 AI 辅助组 (A 组, $n=5$) 及无 AI 辅助组 (B 组, $n=5$)。2 组医师对上述数据集 6 中 360 条视频进行判读, 将 360 条视频分为前组 180 条视频和后组 180 条视频, 前后组各包含息肉视频 102 条。前 180 条视频, 2 组均无 AI 辅助。后 180 条视频, AI 辅助组辅以息肉检测系统, 将视频数据集经检测系统处理后标记息肉, 供研究者判读; 无 AI 辅助组则观看原始视频, 判读是否存在息肉。根据息肉大小, 将息肉分为小息肉 (最大径 6~10 mm) 和微小息肉 (最大径 < 6 mm) 2 组^[17]; 其中 52 枚 (25.5%) 息肉属于小息肉, 152 枚 (74.5%) 息肉属于微小息肉。同样, 根据息肉的形态, 将息肉分为山田 I 型与山田 II 型 2 组^[18]; 其中 126 枚属于山田 I 型, 78 枚属于山田 II 型 (表 2)。前期, 利用图片及视频对受试者进行培训, 让受试者可以区分正常肠壁、息肉、肠黏膜堆积形成皱褶、粪水等。培训后对受试者进行随机化分组, 通过判读前组视频, 检验每组受试者是否处于同一水平。若视频中存在息肉, 受试者未能检出, 则视为漏诊; 若视频中无息肉, 受试者判断存在息肉, 则视为误诊。

表 2 数据集 6 中息肉大小及类型分布

Tab 2 Size and shape of polyps in dataset 6

Item	First 180 videos	Second 180 videos	P value
Polyp size/ n			0.199
6–10 mm	30	22	
<6 mm	72	80	
Yamada classification/ n			0.387
Type I	66	60	
Type II	36	42	

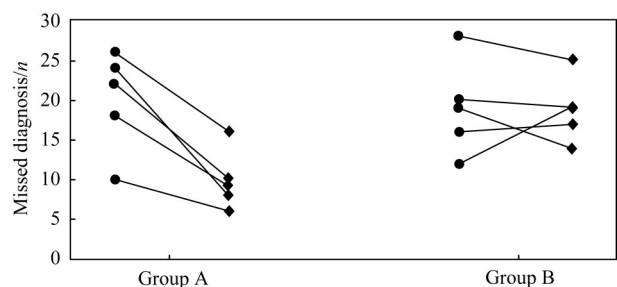
1.5 统计学分析

采用 SAS9.1 软件进行统计分析, 数据用 $\bar{x} \pm s$ 表示, 采用 t 检验或方差分析进行比较。 $P < 0.05$ 表示差异有统计学意义。

2 结果

2.1 漏诊情况比较

前 180 条视频均无 AI 辅助时, A 组与 B 组结直肠息肉平均漏诊例数分别为 (20.5 ± 5.7) 例和 (19.0 ± 3.4) 例, 差异无统计学意义; 后 180 条视频中, A 组息肉漏诊例数为 (9.8 ± 3.4) 例, 明显小于 B 组的 (18.8 ± 3.6) 例, 差异有统计学意义 ($P=0.031$)。A 组内比较, 后 180 条视频息肉漏诊例数小于前 180 条视频息肉漏诊例数, 差异具有统计学意义 ($P=0.007$) (图 2)。



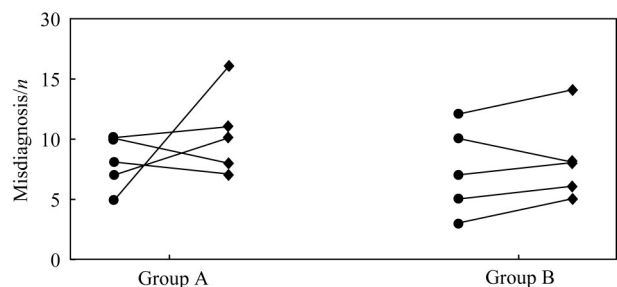
Note: “●” represents the first 180 videos. “◆” represents the second 180 videos.

图 2 2 组受试者前后视频集检出息肉漏诊个数分布

Fig 2 Distribution of the number of missed diagnosed polyps in the pre- and post-video sets of the two groups

2.2 误诊情况比较

前 180 条视频均无 AI 辅助时, A 组与 B 组结直肠息肉平均误诊例数分别为 (8.0 ± 1.9) 例和 (7.4 ± 3.3) 例; 后 180 条视频中, A 组与 B 组结直肠息肉平均误诊例数分别为 (10.4 ± 3.1) 例和 (8.2 ± 3.1) 例; 组间差异均无统计学意义。A 组内比较, 后 180 条视频息肉误诊例数与前 180 条视频息肉误诊例数的差异也无统计学意义 (图 3)。



Note: “●” represents the first 180 videos. “◆” represents the second 180 videos.

图 3 2 组受试者前后视频集检出息肉误诊个数分布

Fig 3 Distribution of the number of misdiagnosed polyps detected in the pre- and post-video sets of the two groups

3 讨论

随着内窥镜技术的不断进步,结肠镜检查的质量越来越受到重视。高质量的结肠镜检查在结直肠癌的早期诊治中具有重要意义,其中息肉检出率是衡量结肠镜操作质量的一个重要标准。既往研究^[19-21]显示,结肠镜教学中心负责人培训以及有操作经验护士协助等举措均能提高息肉检出率。但上述方法需要较高的人力、物力和时间投入,且目前我国各地区消化内镜医师水平、分布比例、内镜资源配置等差异较大,短时间内培养出经验丰富的内镜医师的难度较大。因此,利用计算机自动识别结直肠息肉的客观诊断辅助系统帮助缺乏经验的内镜医师快速成长势在必行。随着AI的不断发展,深度学习已经成功应用于语音识别、图像识别等领域。在内窥镜领域,利用深度学习识别和捕捉动态的目标,可以弥补人类视觉捕捉不全及易于疲劳的缺点^[22-25]。目前,深度学习的卷积神经网络框架众多,本研究构建的模型使用的是YOLOV3。YOLOV3模型广泛应用于胃肠息肉的检查,也可应用于其他疾病的诊断^[26-28]。

多项研究^[6-9]提示,AI辅助结肠镜诊断,可以提高结肠镜操作医师的腺瘤检出率。本研究发现,对于经过培训的无结肠镜操作经验的医师,AI辅助组结直肠息肉漏诊例数明显低于无AI辅助组;同时,2组间息肉误诊例数的差异无统计学意义。此外,A组受试者AI辅助判读视频时息肉漏诊例数低于无AI辅助时,且差异具有统计学意义。本研究中纳入204枚息肉,其中74.5%属于微小息肉,25.5%属于小息肉。

研究结果显示,AI辅助可以增加无操作经验内镜医师对小息肉或者微小息肉的检出率。2020年国内GONG等^[7]研究发现,AI辅助可以提高结肠腺瘤的检出率;2019年WANG等^[8]发现,对于腺瘤检出率低的内镜医师,给予AI辅助后可以明显提升腺瘤检出率。这2项研究均发现AI辅助可以提高5 mm以下息肉的检出率,对5 mm以上的息肉检出率无明显影响。可见,AI技术可以辅助发现微小病灶,减少内镜检查过程中微小病灶的遗漏,从而提高结肠镜检查的质量。尽管有学者^[29]认为,部分小息肉为非进展性息肉;但是,也有部分研究显示结肠镜检查中大部分息肉为小息肉,其中一半为腺瘤,存在恶变的可能,应当早期切除^[30-32]。因此,AI辅助可提示缺乏结肠镜操作经验的医师发现息肉,尤其是小息肉及微小息肉,可辅助缺乏经验的内镜医师作出诊断,具有较好的临床价值。

本研究尚存在几点不足。首先,本研究为单中心研究。虽然纳入公共数据集,但图像数据仍相对较少;且在收集图像时排除了含有泡沫、粪水等大量干扰图像,而这些干扰在临床操作中是不可避免的,这可能会影响模型在真实操作中的应用。后续研究中,我们会前瞻性收集图像,扩大训练集,以期提高临床实用性。其次,本系统在实时结肠镜操作过程中同样可以识别息肉,但是否能提高缺乏经验的初级内镜医师的息肉检出率还未可知。之后,我们将在实时结肠镜操作中,验证本系统对初级内镜医师结直肠息肉检出率的影响。

参·考·文·献

- [1] SUNG H, FERLAY J, SIEGEL R L, et al. Global cancer statistics 2020: globocan estimates of incidence and mortality worldwide for 36 cancers in 185 countries[J]. CA Cancer J Clin, 2021, 71(3): 209-249.
- [2] CORLEY D A, JENSEN C D, MARKS A R, et al. Adenoma detection rate and risk of colorectal cancer and death[J]. N Engl J Med, 2014, 370(14): 1298-1306.
- [3] KAMINSKI M F, REGULA J, KRASZEWSKA E, et al. Quality indicators for colonoscopy and the risk of interval cancer[J]. N Engl J Med, 2010, 362(19): 1795-1803.
- [4] AHN S B, HAN D S, BAE J H, et al. The miss rate for colorectal adenoma determined by quality-adjusted, back-to-back colonoscopies[J]. Gut Liver, 2012, 6(1): 64-70.
- [5] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning[J]. Nature, 2015, 521(7553): 436-444.
- [6] KARKANIS S A, IAKOVIDIS D K, MAROULIS D E, et al. Computer-aided tumor detection in endoscopic video using color wavelet features[J]. IEEE Trans Inf Technol Biomed, 2003, 7(3): 141-152.
- [7] GONG D X, WU L L, ZHANG J, et al. Detection of colorectal adenomas with a real-time computer-aided system (ENDOANGEL): a randomised controlled study[J]. Lancet Gastroenterol Hepatol, 2020, 5(4): 352-361.
- [8] 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, 68(10): 1813-1819.
- [9] SU J R, LI Z, SHAO X J, et al. Impact of a real-time automatic quality control system on colorectal polyp and adenoma detection: a prospective randomized controlled study (with videos) [J]. Gastrointest Endosc, 2020, 91(2): 415-424. e4.
- [10] BERNAL J, SÁNCHEZ F J, FERNÁNDEZ-ESPARRACH G, et al.

- WM-DOVA maps for accurate polyp highlighting in colonoscopy: validation vs. saliency maps from physicians[J]. *Comput Med Imaging Graph*, 2015, 43: 99-111.
- [11] FERNÁNDEZ-ESPARRACH G, BERNAL J, LÓPEZ-CERÓN M, et al. Exploring the clinical potential of an automatic colonic polyp detection method based on the creation of energy maps[J]. *Endoscopy*, 2016, 48(9): 837-842.
- [12] SILVA J, HISTACE A, ROMAIN O, et al. Toward embedded detection of polyps in WCE images for early diagnosis of colorectal cancer[J]. *Int J Comput Assist Radiol Surg*, 2014, 9(2): 283-293.
- [13] JHA D, SMEDSRUD P H, RIEGLER M A, et al. Kvasir-seg: a segmented polyp dataset[C]//26th International Conference, MMM 2020, Daejeon, South Korea, January 5-8, 2020, Proceedings, Part II. Cham: Springer, 2020: 451-462.
- [14] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: an incremental improvement[Z/OL]. (2018-04-08)[2021-09-10]. <https://arxiv.org/pdf/1804.02767v1.pdf>
- [15] DENG J, DONG W, SOCHER R, et al. ImageNet: a large-scale hierarchical image database[C]//Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Miami: IEEE, 2009: 248-255.
- [16] KINGMA D P, BA J. Adam: a method for stochastic optimization[Z/OL]. (2017-01-30)[2021-09-10]. <https://arxiv.org/pdf/1412.6998.pdf>.
- [17] REX D K, KAHN C, O'BRIEN M, et al. The American Society for Gastrointestinal Endoscopy PIVI (Preservation and Incorporation of Valuable Endoscopic Innovations) on real-time endoscopic assessment of the histology of diminutive colorectal polyps[J]. *Gastrointest Endosc*, 2011, 73(3): 419-422.
- [18] FUKUTOMI H. Endoscopic diagnosis of protruding lesions of the stomach[J]. *Iryo*, 1967, 21(8):940-946.
- [19] KAMINSKI M F, ANDERSON J, VALORI R, et al. Leadership training to improve adenoma detection rate in screening colonoscopy: a randomised trial[J]. *Gut*, 2016, 65(4): 616-624.
- [20] WANG W H, XU L, BAO Z F, et al. Differences with experienced nurse assistance during colonoscopy in detecting polyp and adenoma: a randomized clinical trial[J]. *Int J Colorectal Dis*, 2018, 33(5): 561-566.
- [21] LIU A H, WANG H S, LIN Y J, et al. Gastrointestinal endoscopy nurse assistance during colonoscopy and polyp detection: a PRISMA-compliant meta-analysis of randomized control trials[J]. *Medicine* (Baltimore), 2020, 99(34): e21278.
- [22] REPICI A, HASSAN C. Artificial intelligence for colonoscopy: the new Silk Road[J]. *Endoscopy*, 2021, 53(3): 285-287.
- [23] ALI S, DMITRIEVA M, GHATWARY N, et al. Deep learning for detection and segmentation of artefact and disease instances in gastrointestinal endoscopy[J]. *Med Image Anal*, 2021, 70: 102002.
- [24] BERZIN T M, TOPOL E J. Adding artificial intelligence to gastrointestinal endoscopy[J]. *Lancet*, 2020, 395(10223): 485.
- [25] MISAWA M, KUDO S E, MORI Y, et al. Current status and future perspective on artificial intelligence for lower endoscopy[J]. *Dig Endosc*, 2021, 33(2): 273-284.
- [26] LI J W, CHIA T, FOCK K M, et al. Artificial intelligence and polyp detection in colonoscopy: use of a single neural network to achieve rapid polyp localization for clinical use[J]. *J Gastroenterol Hepatol*, 2021, 36(12): 3298-3307.
- [27] DURAK S, BAYRAM B, BAKIRMAN T, et al. Deep neural network approaches for detecting gastric polyps in endoscopic images[J]. *Med Biol Eng Comput*, 2021, 59(7/8): 1563-1574.
- [28] KOGA S, IKEDA A, DICKSON D W. Deep learning-based model for diagnosing Alzheimer's disease and tauopathies[J]. *Neuropathol Appl Neurobiol*, 2022, 48(1): e12759.
- [29] KALAGER M, WIESZCZY P, LANSDORP-VOGELAAR I, et al. Overdiagnosis in colorectal cancer screening: time to acknowledge a blind spot[J]. *Gastroenterology*, 2018, 155(3): 592-595.
- [30] PAGGI S, RADAELLI F, REPICI A, et al. Advances in the removal of diminutive colorectal polyps[J]. *Expert Rev Gastroenterol Hepatol*, 2015, 9(2): 237-244.
- [31] SCHOEFL R, ZIACHEHABI A, WEWALKA F. Small colorectal polyps[J]. *Dig Dis*, 2014, 33: 38-41.
- [32] VON RENTELN D, BARKUN A N. Increasing detection rates for diminutive adenomas: are we on the right track? [J]. *Gut*, 2016, 65(6): 1056-1057.

[收稿日期] 2021-11-01

[本文编辑] 吴 洋

学术快讯

上海交通大学公共卫生学院王慧教授联合多团队发现 结直肠癌诊断的四界微生物组合标志物

2022年1月,上海交通大学公共卫生学院王慧教授联合同济大学朱瑞新教授、中科院上海营养与健康研究所张国庆教授、复旦大学陈兴栋教授和中山大学附属第六医院朱立新教授团队,在*Nature Microbiology*杂志发表了题为“Multi-kingdom microbiota analyses identify bacterial-fungal interactions and biomarkers of colorectal cancer across cohorts”的研究论文。

该研究针对结直肠癌患者肠道菌群的四界微生物组进行多中心队列研究,分析和绘制了全球8个结直肠癌人群队列的四界微生物组图谱,揭示了不同地域人群中普遍存在的结直肠癌特异的微生物标志物,验证了四界微生物组作为结直肠癌诊断辅助工具的可行性,并进一步提出了微生物及其相关功能基因作为治疗结直肠癌潜在靶点的可能性,为结直肠癌早期诊断和预后评估提供了基于微生物及其功能标志物的新方法和新思路。