

中华医学会系列杂志

ISSN 1007-5232

CN 32-1463/R

中华消化内镜杂志®

ZHONGHUA XIAOHUA NEIJING ZAZHI

2023年3月 第40卷 第3期

CHINESE JOURNAL OF DIGESTIVE ENDOSCOPY

Volume 40 Number 3
March 2023



中华医学会

CHINESE
MEDICAL
ASSOCIATION

ISSN 1007-5232



PENTAX
MEDICAL



阔“视”界 大有可为

ELISU10

超声电子上消化道内窥镜：国械注进 20213060225
超声电子上消化道内窥镜：国械注进 20213060226
超声电子上消化道内窥镜：国械注进 20213060227
沪械广审（文）第 260623-25522 号
生产商：豪雅株式会社
生产商地址：东京都新宿区西新宿六丁目 10 番 1 号
禁忌内容或注意事项详见说明书

广告

中华消化内镜杂志[®]

CHINESE JOURNAL OF DIGESTIVE ENDOSCOPY

月刊 1996年8月改刊 第40卷 第3期 2023年3月20日出版



微信: xhnjsw



新浪微博

主 管

中国科学技术协会

主 办

中华医学会

100710,北京市东四西大街42号

编 辑

中华消化内镜杂志编辑委员会

210003,南京市紫竹林3号

电话: (025)83472831, 83478997

传真: (025)83472821

Email: xhnj@xhnj.com

http://www.zhzhnjjz.com

http://www.medjournals.cn

总编辑

张澍田

编辑部主任

唐涌进

出 版

《中华医学杂志》社有限责任公司

100710,北京市东四西大街42号

电话(传真): (010)51322059

Email: office@cmaph.org

广告发布登记号

广登32010000093号

印 刷

江苏省地质测绘院

发 行

范围: 公开

国内: 南京报刊发行局

国外: 中国国际图书贸易集团

有限公司

(北京399信箱, 100044)

代号 M4676

订 购

全国各地邮政局

邮发代号 28-105

邮 购

中华消化内镜杂志编辑部

210003, 南京市紫竹林3号

电话: (025)83472831

Email: xhnj@xhnj.com

定 价

每期25.00元, 全年300.00元

中国标准连续出版物号

ISSN 1007-5232

CN 32-1463/R

2023年版版权归中华医学会所有

未经授权, 不得转载、摘编本刊文章, 不得使用本刊的版式设计

除非特别声明, 本刊刊出的所有文章不代表中华医学会和本刊编委会的观点

本刊如有印装质量问题, 请向本刊编辑部调换

目 次

述 评

- 我国消化内镜领域行业现状及展望 169
邹文斌 毛霄彤 侯丽 刘燕 李兆申

菁英论坛

- 消化内镜手术机器人发展现状及展望 173
李清敏 左秀丽 季锐
人工智能在胃肠镜质量控制方面的应用 178
贾轩 徐丽怡 蔡杨珂 蔡建庭

论 著

- 消化内镜微创手术机器人系统的研发及其辅助离体猪胃内镜
黏膜下剥离术的可行性评估 182
杨笑笑 高沪昕 付士宸 陈剑箫 侯诚 周智峰 季锐 刘会聪
任洪亮 孙立宁 杨嘉林 杨晓云 李延青 左秀丽
基于数据增强和混合神经网络的人工智能技术在上消化道
内镜检查部位识别中的应用 189
王士旭 柯岩 楚江涛 贺舜 张月明 窦利州 刘勇 刘旭东
刘雨蒙 伍海锐 苏飞雄 彭烽 王美玲 张凤英 王琳 张玮
王贵齐
三维成像装置在结肠镜检查中的可行性研究 196
马宗慧 张倩 邢洁 李鹏 张澍田 孙秀静
一种新型网篮在无射线内镜胆总管结石取石术中的应用研究
(含视频) 201
冯亚东 李媛媛 梁燕 刘洋 张有玉 张炯 张胤秋 施瑞华
消化内镜人工智能辅助诊疗设备的成本效益分析 206
李佳 吴练练 杜代如 刘军 王青 骆孜 于红刚
农村上消化道癌早诊早治项目地区内镜清洗消毒人员现状分析 ... 212
李纪宾 魏文强 刘玉琴 王家林 贾尚春 张韶凯 乔良
杜立彬 周金意 张永贞 张立玮 王贵齐
内镜全层切除术与透明帽辅助内镜全层切除术治疗老年患者
胃小间质瘤的疗效比较 218
杨金萍 任喜梅 倪牧含 金祥雨 徐桂芳

尿素 $[^{13}\text{C}]$ 呼气试验诊断试剂盒

呼气查胃幽门螺杆菌 Hp 无放射性



幽立显®简明处方资料:

【药品名称】

通用名称: 尿素 $[^{13}\text{C}]$ 呼气试验诊断试剂盒

英文名称: Urea $[^{13}\text{C}]$ Breath Test Kit

汉语拼音: Niaosu $[^{13}\text{C}]$ Huqi Shiyan Zhenduan Shijihe

【适应症】

诊断胃幽门螺杆菌感染

【规格】

每瓶3.3g, 含尿素 $[^{13}\text{C}]$ 50mg

每瓶5g, 含尿素 $[^{13}\text{C}]$ 75mg

【性状】

本品为白色颗粒, 伴有橙橘气味和酸味。在水中易溶

【不良反应】

尚未见不良反应

【禁忌】

对本品任何成分过敏者禁用

【用法用量】

- 1、受试者应在早上空腹或禁食两小时以上受试。
- 2、在贴有标签纸的2个气袋上, 受试者填好所需资料。
- 3、受试者维持正常呼气, 将气体吹进气袋, 直至气袋饱满, 并立即扭紧气袋盖。此收集的为0分钟呼气。
- 4、受试者用80~100ml凉饮用水送服尿素 $[^{13}\text{C}]$ 颗粒一瓶后, 静坐。
- 5、受试者按上述收集呼气方法, 收集服用尿素 $[^{13}\text{C}]$ 后30分钟的呼气, 扭紧气袋盖。
- 6、将收集的0分钟、30分钟的呼口气袋, 在相应的仪器上进行 $^{13}\text{CO}_2$ 检测。
- 7、常用 $\delta\text{‰}$ 来表示测定结果, 称为千分差值。定义为:

$$\delta\text{‰} = \frac{{}^{13}\text{C}_2\text{测定样品的同位素丰度} - {}^{13}\text{C}_1\text{参考样品的同位素丰度}}{{}^{13}\text{C}_1\text{参考样品的同位素丰度}} \times 1000$$
- 8、阳性判断值:
 幽门螺杆菌的诊断, 通常以30分钟时样品中所测 $^{13}\text{C}_2\text{CO}_2$ 的 $\delta\text{‰}$ 减去零时的呼气样品的 $\delta\text{‰}$ 值的差表示, 即检测值 $\delta\text{‰}(\text{CO}_2) - \delta\text{‰}(\text{CO}_2)_0$ 。
 阳性判断值 $\geq 4.0 \pm 0.4$ 时, 可判定受试者为Hp阳性。

【执行标准】

国家食品药品监督管理总局国家药品标准YBH19362006-2015Z

【注意事项】

详见产品说明书

【批准文号】

国药准字H20061169

【药品上市许可持有人】

北京华亘安邦科技有限公司

【受托生产企业】

北京勃然制药有限公司

本广告仅供医学药学专业人士阅读

京药广审(文)第251105-00767号



短篇论著

- 内镜下三种微创方案治疗内痔的疗效及安全性评价 224
肖梅 王慧群 贾勇 郑帮海 许朝 王松 张开光 张明黎 余跃 吴正祥

病例报道

- 经腹体外牵引装置辅助内镜下阑尾切除1例 229
陈章涵 齐志鹏 贺东黎 时强 李冰 徐恩盼 刘婧依 周平红 钟芸诗
幽门螺杆菌阳性的帽状息肉病1例 231
吴传楠 陈光侠 张海涵 李振涛 刘霞 刘世育

综 述

- 内镜下肠道息肉大小测量方法的研究现状与进展 234
魏云蕾 刘枫
内镜下切除术后食管狭窄的防治新进展 237
王智杰 郑海峡 李诗钰 李兆申
胶囊内镜全小肠检查完成率影响因素的研究进展 243
吴向玲 王芬
胆道支架治疗远端恶性胆道梗阻相关并发症的防治 248
马天翼 万超 白成

读者·作者·编者

- 《中华消化内镜杂志》对来稿中统计学处理的有关要求 172
发表学术论文“五不准” 200
中华医学会系列杂志论文作者署名规范 228
《中华消化内镜杂志》2023年可直接使用英文缩写的常用词汇 233

插页目次 205

本刊稿约见第40卷第1期第82页

本期责任编辑 顾文景 唐涌进

本刊编辑部工作人员联系方式

唐涌进, Email: tang@xhnj.com

周 昊, Email: zhou@xhnj.com

顾文景, Email: gwj@xhnj.com

朱 悦, Email: zhuyue@xhnj.com

钱 程, Email: qian@xhnj.com

许文立, Email: xwl@xhnj.com

本刊投稿方式

登录《中华消化内镜杂志》官方网站 <http://www.zhxnjzz.com> 进行在线投稿。



唐涌进



周 昊



顾文景



朱 悦



钱 程



许文立

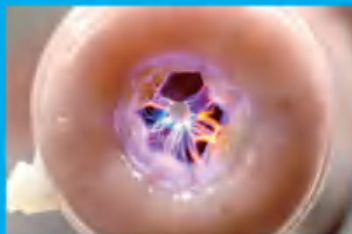
(扫码添加编辑企业微信)

氩气电极 (FiAPC 探头)

- ☑ 一次性使用，抗折性佳
- ☑ 起弧距离好，低功率起弧
- ☑ 器械自动识别，即插即用
- ☑ 工作参数自动存储
- ☑ 双重过滤功能，加强患者保护性
- ☑ APC电极末端气体压力自动保持恒定
- ☑ APC电极末端ERBE色环标记
- ☑ 与ERBE所有内镜氩气刀兼容
- ☑ 1.5mm, 2.3mm等不同直径氩气电极可选

禁忌内容或注意事项详见说明书

用于高频手术中对血管、组织进行止血和消融



生产企业: Erbe Elektromedizin GmbH
德国爱尔博电子医疗器械公司
产品注册证号及名称:
[1] 国械注进 20163250794 (氩气电极)
沪械广审(文)第250729-08795号

爱尔博(上海)医疗器械有限公司

地址: 上海市延安西路2201号上海国际贸易中心3002室 邮编: 200336
电话: 021-62758440 邮箱: info@erbechina.com
传真: 021-62758874 技术服务热线: 400-108-1851

·论著·

基于数据增强和混合神经网络的人工智能技术在上消化道内镜检查部位识别中的应用

王士旭¹ 柯岩¹ 楚江涛¹ 贺舜¹ 张月明¹ 窦利州¹ 刘勇¹ 刘旭东¹ 刘雨蒙¹
伍海锐¹ 苏飞雄² 彭烽² 王美玲² 张凤英² 王琳² 张玮² 王贵齐¹

¹国家癌症中心 国家肿瘤临床医学研究中心 中国医学科学院北京协和医学院肿瘤医院内镜科, 北京 100021; ²国家癌症中心 中国医学科学院北京协和医学院肿瘤医院深圳医院内镜科, 深圳 518116

通信作者: 王贵齐, Email: wangguiqi@126.com; 柯岩, Email: keyan@cicams.ac.cn

【摘要】 目的 评估利用深度卷积神经网络(deep convolutional neural network, DCNN)构建的人工智能技术在上消化道内镜检查部位识别中的应用价值。**方法** 收集中国医学科学院肿瘤医院2019年1月—2021年6月间的21 310张上消化道内镜图片,其中19 191张图片用于深度学习构建部位识别模型,其余2 119张图片用于验证。比较两种DCCN网络构建的模型在上消化道30个部位识别上的性能差异,一种是由Inception-ResNetV2(ResNetV2)构建的传统的ResNetV2模型,另一种是由Inception-ResNetV2 and Squeeze-Excitation Networks(RESENet)构建的混合神经网络RESENet模型,主要观察指标包括识别准确率、灵敏度、特异度、阳性预测值和阴性预测值。**结果** ResNetV2模型识别上消化道30个部位的准确率、灵敏度、特异度、阳性预测值和阴性预测值分别为94.62%~99.10%、30.61%~100.00%、96.07%~99.56%、42.26%~86.44%和97.13%~99.75%, RESENet模型对应值分别为98.08%~99.95%、92.86%~100.00%、98.51%~100.00%、74.51%~100.00%和98.85%~100.00%。ResNetV2模型识别上消化道30个部位的平均准确率、平均敏感度、平均特异度、平均阳性预测值和平均阴性预测值分别为97.60%、75.58%、98.75%、63.44%和98.76%, RESENet模型对应值分别为99.34%($P<0.001$)、99.57%($P<0.001$)、99.66%($P<0.001$)、90.20%($P<0.001$)和99.66%($P<0.001$)。**结论** 利用混合神经网络RESENet构建的人工智能辅助上消化道部位识别模型,相较于传统的ResNetV2模型在性能上有明显提高,该模型可用于监测上消化道内镜检查部位的完整性,减少检查中的盲区,有望成为规范上消化道内镜检查并提高检查质量的重要助手,成为上消化道内镜检查质量监督与控制的重要工具。

【关键词】 人工智能; 深度卷积神经网络; 上消化道内镜; 部位识别

基金项目: 国家重点研发计划(2016YFC1302800, 2016YFC0901402, 2018YFC1313103); 深圳市医疗卫生三名工程项目(SZSM201911008)

Application of artificial intelligence based on data enhancement and hybrid neural network to site identification during esophagogastroduodenoscopy

Wang Shixu¹, Ke Yan¹, Chu Jiangtao¹, He Shun¹, Zhang Yueming¹, Dou Lizhou¹, Liu Yong¹, Liu Xudong¹, Liu Yumeng¹, Wu Hairui¹, Su Feixiong², Peng Feng², Wang Meiling², Zhang Fengying², Wang Lin², Zhang Wei², Wang Guiqi¹

¹National Cancer Center; National Clinical Research Center for Cancer; Department of Endoscopy, Cancer

DOI: 10.3760/cma.j.cn321463-20211019-00628

收稿日期 2021-10-19 本文编辑 顾文景

引用本文: 王士旭, 柯岩, 楚江涛, 等. 基于数据增强和混合神经网络的人工智能技术在上消化道内镜检查部位识别中的应用[J]. 中华消化内镜杂志, 2023, 40(3): 189-195. DOI: 10.3760/cma.j.cn321463-20211019-00628.



Hospital, Chinese Academy of Medical Sciences and Peking Union Medical College, Beijing 100021, China;

²National Cancer Center; Department of Endoscopy, Cancer Hospital & Shenzhen Hospital, Chinese Academy of Medical Sciences and Peking Union Medical College, Shenzhen 518116, China

Corresponding author: Wang Guiqi, Email: wangguiqi@126.com; Ke Yan, Email: keyan@cicams.ac.cn

【Abstract】 Objective To evaluate artificial intelligence constructed by deep convolutional neural network (DCNN) for the site identification in upper gastrointestinal endoscopy. **Methods** A total of 21 310 images of esophagogastroduodenoscopy from the Cancer Hospital of Chinese Academy of Medical Sciences from January 2019 to June 2021 were collected. A total of 19 191 images of them were used to construct site identification model, and the remaining 2 119 images were used for verification. The performance differences of two models constructed by DCCN in the identification of 30 sites of the upper digestive tract were compared. One model was the traditional ResNetV2 model constructed by Inception-ResNetV2 (ResNetV2), the other was a hybrid neural network RESENet model constructed by Inception-ResNetV2 and Squeeze-Excitation Networks (RESENet). The main indices were the accuracy, the sensitivity, the specificity, positive predictive value (PPV) and negative predictive value (NPV). **Results** The accuracy, the sensitivity, the specificity, PPV and NPV of ResNetV2 model in the identification of 30 sites of the upper digestive tract were 94.62%-99.10%, 30.61%-100.00%, 96.07%-99.56%, 42.26%-86.44% and 97.13%-99.75%, respectively. The corresponding values of RESENet model were 98.08%-99.95%, 92.86%-100.00%, 98.51%-100.00%, 74.51%-100.00% and 98.85%-100.00%, respectively. The mean accuracy, mean sensitivity, mean specificity, mean PPV and mean NPV of ResNetV2 model were 97.60%, 75.58%, 98.75%, 63.44% and 98.76%, respectively. The corresponding values of RESENet model were 99.34% ($P<0.001$), 99.57% ($P<0.001$), 99.66% ($P<0.001$), 90.20% ($P<0.001$) and 99.66% ($P<0.001$). **Conclusion** Compared with the traditional ResNetV2 model, the artificial intelligence-assisted site identification model constructed by RESENet, a hybrid neural network, shows significantly improved performance. This model can be used to monitor the integrity of the esophagogastroduodenoscopic procedures and is expected to become an important assistant for standardizing and improving quality of the procedures, as well as an significant tool for quality control of esophagogastroduodenoscopy.

【Key words】 Artificial intelligence; Deep convolutional neural network; Esophagogastroduodenoscopy; Sites identification

Fund program: National Key Research and Development Program of China (2016YFC1302800, 2016YFC0901402, 2018YFC1313103); Sanming Project of Medicine in Shenzhen (SZSM201911008)

我国是上消化道癌高发国家,食管癌及胃癌的发病例数均居世界首位^[1-2]。研究显示,我国早期食管癌及早期胃癌的五年生存率均超过 90%^[3-4],而食管癌及胃癌的五年生存率分别为 29.6%~31.0% 和 34.5%~35.7%^[5],其重要的原因是大多数患者初诊时已处于肿瘤进展期,治疗效果差。上消化道肿瘤的内镜早诊早治是提高五年生存率、改善预后的关键,但是目前我国上消化道肿瘤的早诊率低于 20%^[4],早诊率低的主要原因之一是没有一个规范化操作和质量控制系统,缺乏有效且智能的质量监督监测和评价体系,检查操作过程无量化监测,如操作时间、盲点监测等,导致在操作中易出现内镜检查部位不完整或图像采集不全面等问题。因此,建立一个切实可行、易于操作、规范化的部位筛查方法来评估、监测上消化道内镜检查质量是非常有必要的。

近年来在医学领域,人工智能 (artificial intelligence, AI) 在图像识别、病灶检出、疾病诊断等方面展现出巨大的应用潜力^[6]。在内镜的检查与诊断方面, AI 的应用大部分研究集中在病变的识

别与检出、病变的范围及浸润深度等领域^[7],而病变的识别与检出、减少漏诊的前提是需要保证内镜检查部位的完整性。在上消化道内镜检查中,检查的范围应包括下咽、食管、胃及十二指肠的所有解剖部位。在临床上上消化道内镜医生常常会忽略下咽的检查,在既往一些 AI 辅助内镜检查的模型中也没有将下咽纳入。另外,上消化道部位分类有别于单一的病变识别,不同部位相邻或相连,黏膜背景变化细微,且在同一视野上可以有多个部位显视,造成 AI 模型部位识别上的识别困难或语义重复。针对这些问题,我们将两种深度卷积神经网络 (deep convolutional neural network, DCNN) 模型——ResNetV2 (Inception-ResNetV2) 和 SENet (Squeeze-Excitation Networks)^[8]相结合,构建成 RESENet (Inception-ResNetV2 and Squeeze-Excitation Networks),并对内镜图像部位特征拉框标注进行数据增强,进一步改善图像的可视化效果,进而克服当图像包含更多信息时的可视化图像语义重复和效率低下的问题。该研究是将 SENet 应用在上消化道部位识别上的尝试,构建的混合神经网络

RESENet 模型不仅对特征的局部区域进行通道和空间维度上的信息融合,还关注特征通道之间相互关系,进而从特征的局部与全局信息方面提升性能。我们也期望该混合模型能成为上消化道内镜检查质量控制及规范上消化道内镜操作的客观评价模型,进而在辅助内镜医师减少操作盲区上提供改进和监测作用。

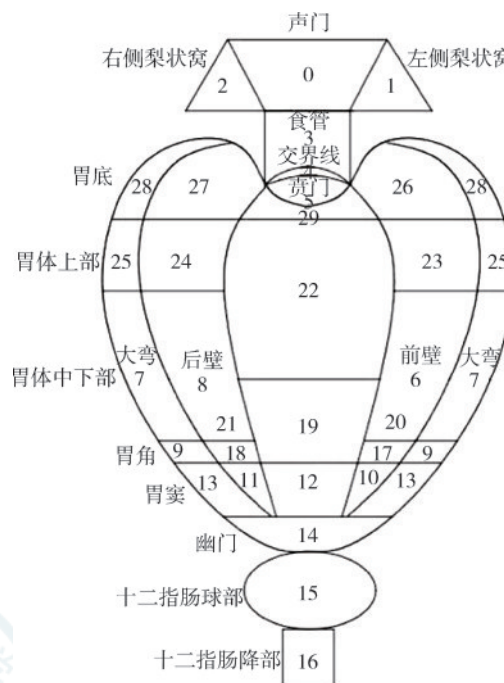
材料与方法

一、图片的纳入和排除标准

本研究已由国家癌症中心/中国医学科学院北京协和医学院肿瘤医院伦理委员会批准(审批号:20/454-2650)。选取中国医学科学院肿瘤医院内镜科2019年1月—2021年6月的上消化道白光、窄带光成像、碘染色、靛胭脂染色的图片。图片纳入标准包括:部位明确、图像清晰的图片;无病变或包含有静脉曲张、炎症、黄斑瘤等良性病变的图片;癌前病变或早期癌的图片。图片排除标准包括:较局部而影响部位识别或无法识别部位的图片;因巨大占位或良恶性溃疡、狭窄或梗阻导致部位识别困难的图片;质量欠佳影响部位识别的图片,如含大量食物残渣、重影、散光、模糊、出血、含有黏液或充气不佳;包含有活检钳或异物的图片;巴雷特食管;上消化道手术史;已置胃管或营养管者。获取这些图片的内镜设备包括 GIF-H260、GIF-H260Z、GIF-HQ290、GIF-H290Z(日本奥林巴斯)。

二、数据库的建立

我们依据解剖,参考相关指南及既往研究^[9-10],将上消化道内镜检查区域分为30个部位(部位划分见图1、2),以无死角、无遗漏地全面覆盖整个检查区域。本研究的上消化道图片由8位内镜医师根据排除标准进行筛选,再由3位医师分别独立进行筛选并进行部位分类,只有当图片被分类为相同部位时才纳入数据库。参与筛选、部位标注的内镜医师均具有2年以上的内镜操作经验,并且都经过了规范化的上消化道内镜操作培训。2位具有5年以上经验的内镜专家对图片分类、部位标注进行了审核。每个部位选择500~1 000张图片,30个部位共纳入21 310张图片构成总数据库。随机抽取总数据库中每个部位的1/10图片作为验证集数据库(2 119张图片),其余图片作为训练集数据库(19 191张图片)。随机化是通过计算机随机函数在一定的数值范围内生成指定数量的随机数。

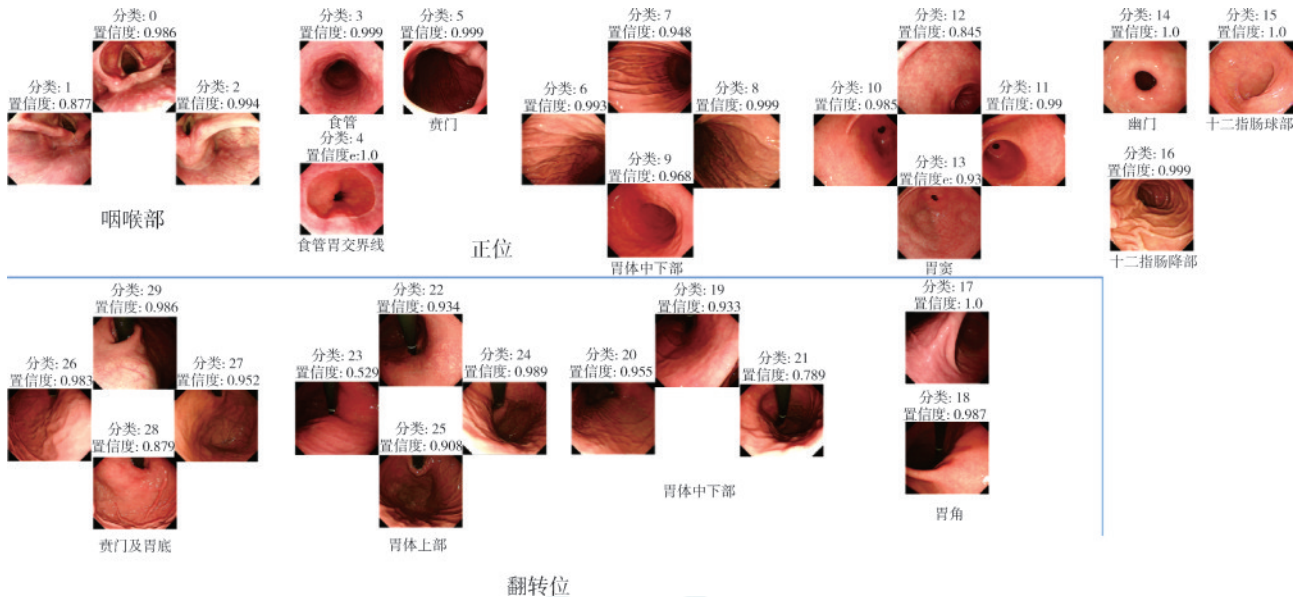


注:0为声门;1为左侧梨状窝;2为右侧梨状窝;3为食管;4为食管胃交界线;5为贲门;6为胃体中下部前壁;7为胃体中下部大弯;8为胃体中下部后壁;9为胃体窦交界;10为胃窦前壁;11为胃窦后壁;12为胃窦小弯;13为胃窦大弯;14为幽门;15为十二指肠球部;16为十二指肠降部;17为胃角前壁;18为胃角后壁;19为胃体下部小弯翻转及胃角中部;20为胃体下部前壁翻转;21为胃体下部后壁翻转;22为胃体中上部小弯翻转;23为胃体上部前壁翻转;24为胃体上部后壁翻转;25为胃体上部大弯翻转;26为胃底前壁;27为胃底后壁;28为胃底大弯;29为贲门翻转

图1 上消化道内镜检查区域平面示意图

三、模型的构建和验证

卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)是神经网络的一种,具有自主提取特征的特性,随着网络的深度增加,它能提取到更高级别的特征信息^[6]。DCNN是近年来图像识别性能最大进步的核心,其中一种便是Inception类的模型。它主要改进卷积计算的视觉感受野,采集更多的空间特征和不同卷积核的视觉特征来提高分类准确度。Inception-ResNetV2模型(ResNetV2)是Inception的升级改进模型,是在Inception核心模块的基础上增加了一个残差连接(residual connection),使得模型更深更宽,解决了Inception模型层数增加后过拟合和梯度弥散的问题,进而减小训练误差。ResNetV2是目前众多DCNN模型中得到公认性能优秀、识别率高的模型之一,因此本研究中采用这个模型作为训练模型之一。目前DCCN的很多学习方法都是通过改进空间维度来提升网络性能,而Squeeze-Excitation Networks(SENNet)模型是通过改进特征通道之间的依赖关系进行特征通道间的融



注: 每张图片的上方为对应的分类及置信度; 分类中, 0 为声门, 1 为左侧梨状窝, 2 为右侧梨状窝, 3 为食管, 4 为食管胃交界线, 5 为贲门, 6 为胃体中下部前壁, 7 为胃体中下部大弯, 8 为胃体中下部后壁, 9 为胃体窦交界, 10 为胃窦前壁, 11 为胃窦后壁, 12 为胃窦小弯, 13 为胃窦大弯, 14 为幽门, 15 为十二指肠球部, 16 为十二指肠降部, 17 为胃角前壁, 18 为胃角后壁, 19 为胃体下部小弯翻转及胃角中部, 20 为胃体下部前壁翻转, 21 为胃体下部后壁翻转, 22 为胃体中上部小弯翻转, 23 为胃体上部前壁翻转, 24 为胃体上部后壁翻转, 25 为胃体上部大弯翻转, 26 为胃底前壁, 27 为胃底后壁, 28 为胃底大弯, 29 为贲门翻转

图2 深度卷积神经网络模型30个部位分类及各部位的置信度

合, 其核心结构如图3所示^[8]。

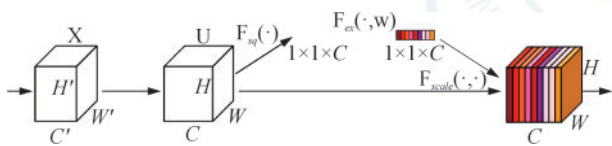


图3 SENet (Squeeze-Excitation Networks) 模型结构^[8]

SENet 数学本质是一个映射函数, 是三维实域的变换函数, 即 $F_{\text{trans}}: X \rightarrow U$, $X \in \mathbb{R}^{H \times W \times C}$, $U \in \mathbb{R}^{H \times W \times C}$, F_{trans} 是一个本层的卷积操作, 将 X 变换为 S 。 F_{trans} 可以是一个残差模块或者 Inception 模块, 也可以是其他的改进卷积操作进一步提升性能。 $V = [v_1^c, v_2^c, \dots, v_C^c]$, v_c 代表第 C 个卷积核, 输出为 $U = [u_1, u_2, \dots, u_C]$,

$$U_c = V_c * X = \sum_{s=1}^{C'} v_c^s * x^s$$

其中, $*$ 是一个点积操作, v_c^s 是一个 s 通道的 2D 卷积核, 输入一个通道上的特征后做点积操作, 然后对各个通道的卷积结果求和。在实际训练中, 上述数学操作可以分成两个独立的过程:

(1) Squeeze 过程, 实质是对图片进行通道 (channel) 的全局平均池化, 表述为如下数学过程:

$$z_c = F_{\text{squeeze}}(u_c) = \frac{1}{H \times W} \sum \sum u_c(i, j)$$

(2) Excitation 过程, 对 Squeeze 的结果进行

sigmoid 二值操作, 表述为如下数学过程:

$$s = F_{\text{excitation}}(z, W) = \sigma(g(z, W)) = \sigma(W_2 \delta(W_1 z))$$

其中, δ 是一个 ReLU 函数, σ 可以用一个简单的 sigmoid 激活函数。

最后将学习的各个 channel 的激活数值与 U 的原值相乘, 完成一次 SE 的操作:

$$\tilde{x}_c = F_{\text{scale}}(u_c, s_c) = s_c * u_c$$

本质上, SENet 将通道的特征与卷积核抽取的空间关系合并, 这是 SENet 的核心结构特点。 SENet 模型具有几个重要特征: (1) 它具有注意力机制 (attention and gating mechanisms), 可以学习全局信息来选择性地强调信息特征, 并抑制不太有用的特征, 根据训练中学习到的重要程度来优化特征提取, 对卷积结果进行压缩 (Squeeze), 然后通过全连接层及激活函数 (Excitation) 对通道重新加权校准, 最后将不同权重并入到计算结果中, 使得其在图片处理上更加精细。本课题研究中, 内镜图像与其他类型图像主要区别在于不同部位的图片同一通道之间的色差细微, 因此, 提高不同通道差异和权重计算能力, 是提高部位识别准确度的有效技术途径。 (2) 它可以通过全局平均池生成通道信息来实现利用区域上下链接的信息, 这种通道之间关系是非线性关系, 可以通过多个渠道

的非互斥的关系进行学习。(3)SENet模型可以与现有的网络模型组合使用。本研究的第二个训练模型 RESENet 就是应用 Inception-ResNetV2 结合 SENet 后的模型。SENet 通过对图像的特征进行压缩获得权重,然后再加权到原始特征上,增加了计算量,使训练时间增加,而残差链接可通过残差函数拟合多个卷积层使训练时间减少,二者结合后可有效进行互补。

本实验使用的训练服务器配置为 Ubuntu 18.4 64bit OS, Intel(R) i7-7800X CPU, Nvidia 2080Ti * 2 GPU。采用 Google Tensorflow Framework 为 AI 框架,共构建了两个版本的 DCCN 部位识别模型: ResNetV2 模型和 RESENet 模型。利用深度卷积神经网络 ResNetV2 和 RESENet 对训练集数据库(19 191 张图片)行深度学习,用验证集数据库(2 119 张图片)行验证。训练 RESENet 时对训练集数据库进行了预处理,由 3 位内镜医师对训练集数据库中各个部位的图片进行拉框标注部位特征(数特征增强,图 4),2 位高年资医师最终审核完成。

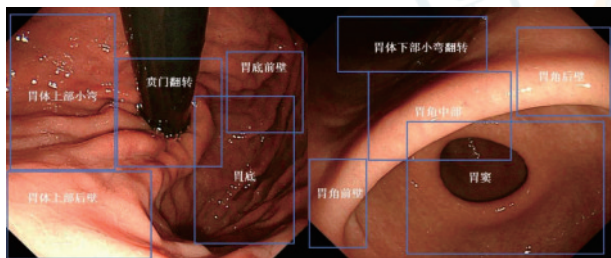


图 4 部位特征拉框标注示例

四、研究评价指标

主要观察的指标有:部位识别模型的准确率、灵敏度、特异度、阳性预测值(positive predictive value, PPV)和阴性预测值(negative predictive value, NPV)。各评价指标定义为:真阳性(true positive, TP),正确识别为该部位的图片;假阴性(false negative, FN),未被识别为该部位的图片;假阳性(false positive, FP),错误识别为该部位的图片;真阴性(true negative, TN),正确识别为非该部位的图片。准确率=(TP+TN)/所有图片,灵敏度=TP/(TP+FN),特异度=TN/(FP+TN), PPV=TP/(TP+FP), NPV=TN/(TN+FN)。

五、统计学方法

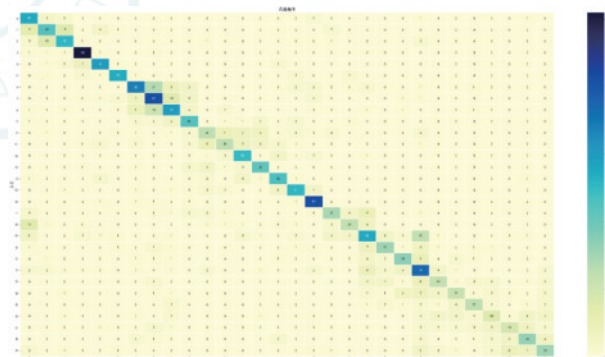
应用 SPSS 20.0 统计学软件进行统计分析。服从正态分布的连续型定量数据 2 组间比较应用 *t* 检验,不服从正态分布的连续型定量数据 2 组间比较

应用秩和检验。 $P < 0.05$ 为差异有统计学意义。

结 果

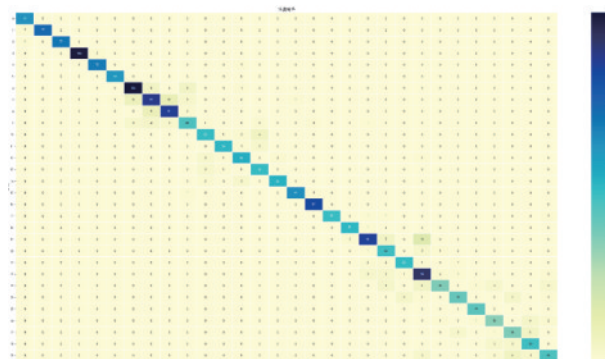
一、ResNetV2 模型和 RESENet 模型在图片上部位识别的表现

为了测试 DCCN 辅助的部位识别模型在部位识别上的表现,共纳入 2 119 张上消化道图片作为验证集图片,观察模型识别每一个部位的准确率、灵敏度、特异度、PPV 和 NPV,最终获得模型识别全部 30 个部位的准确率、灵敏度、特异度、PPV 和 NPV 的范围值,结果显示:ResNetV2 模型识别 30 个部位的准确率、灵敏度、特异度、PPV 和 NPV 的范围值分别为 94.62%~99.10%、30.61%~100.00%、96.07%~99.56%、42.26%~86.44% 和 97.13%~99.75%, RESENet 模型识别 30 个部位的准确率、灵敏度、特异度、PPV 和 NPV 的范围值分别为 98.08%~99.95%、92.86%~100.00%、98.51%~100.00%、74.51%~100.00% 和 98.85%~100.00%。ResNetV2 模型和 RESENet 模型的混淆矩阵见图 5、6。



注:横轴表示实际的图片分类;纵轴表示 ResNetV2 模型预测的图片分类

图 5 ResNetV2 模型 30 个部位的混淆矩阵图



注:横轴表示实际的图片分类;纵轴表示 RESENet 模型预测的图片分类

图 6 RESENet 模型 30 个部位的混淆矩阵图

二、ResNetV2 模型和 RESENet 模型在上消化道部位识别上的性能差异

为了评估 ResNetV2 模型和 RESENet 模型在部位识别上的性能差异,本研究观察了模型识别全部 30 个部位平均准确率、平均敏感度、平均特异度、平均 PPV 和平均 NPV,结果显示,在各项平均指标上,RESENet 模型明显优于 ResNetV2 模型,见表 1。

表 1 ResNetV2 模型和 RESENet 模型在上消化道 30 个部位识别上各评价指标的平均值(%)

模型类别	准确率 ($\bar{x}$)	敏感度 (M)	特异度 ($\bar{x}$)	阳性预测 值($\bar{x}$)	阴性预测 值($\bar{x}$)
ResNetV2 模型	97.60	75.58	98.75	63.44	98.76
RESENet 模型	99.34	99.57	99.66	90.20	99.66
P 值	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001

讨 论

上消化道内镜检查是上消化道肿瘤筛查和早期诊断的金标准,虽然在过去十余年上消化道肿瘤筛查的受重视程度不断提高,筛查技术也不断进步,我国也相继出台了早期食管癌、早期胃癌及癌前病变筛查专家共识意见,但是由于缺乏规范化操作及实时质量控制体系,上消化道肿瘤早诊率仍然很低^[3-4]。提高内镜下肿瘤早诊率的前提是要了解上消化道各个解剖部位的特征、能够完整地检查上消化道各个部位,否则很容易因部位检查不全面而造成漏诊。在本研究中,我们开发了基于 DCCN 的人工智能辅助部位识别模型,用以识别上消化道各个解剖部位并监测检查盲点。由于上消化道内镜检查的范围大、变化多,造成建立上消化道人工智能部位识别系统较单纯的病变识别难度更高,因此我们引入残差链接和 Squeeze-Excitation Networks 相结合等多种方法进行多次试验并进行比较,最终 RESENet 模型在部位识别上的准确率达到 99.34%。结果表明该人工智能辅助部位识别模型在上消化道内镜检查中可实时监测检查部位、减少检查盲区,为协助内镜医师规范上消化道内镜检查、减少漏诊提供可能。

在上消化道内镜检查中,检查的范围应包括下咽、食管、胃及十二指肠的所有解剖部位。但是在上消化道内镜检查的部位分类上,目前没有统一的标准。欧洲胃肠内镜学会提出将上消化道分为 10 个部位^[9],日本学者 Yao^[10]提出了“SSS(systematic

screening protocol for the stomach)”方案,建议上消化道内镜检查应包含至少 22 个部位。在既往的人工智能辅助上消化道部位识别的文献中,当把上消化道分为 7 个部位或 10 个部位时,其准确率分别为 97% 和 90%,但当把上消化道分为 26 个部位时,其平均准确率为 65.88%^[11-12]。当分类的部位更详细的时候,DCCN 识别的准确率也随之下降。在本研究中,我们在既往研究的基础上,经过数次训练、验证,最终在保证上消化道内镜检查完整的前提下,将上消化道内镜检查分为 30 个部位。

目前,在上消化道早癌筛查中,没有足够的证据证明在普通人群中进行咽喉部肿瘤筛查是合理的^[13]。在不进行人群筛查的情况下,大多数患者在病情进展到有症状时才引起重视,而此时往往是中晚期。早期咽喉部肿瘤常常单一治疗手段即可达到治愈目的,且可保留器官功能,而中晚期咽喉部肿瘤通常需要综合治疗,经济负担重、治疗效果差,常造成患者心理、生理和社交等一系列的改变,严重影响患者的生活质量^[14]。因此,我们主张上消化道内镜检查应从咽喉部开始而不是从食管入口开始,应重视咽喉部的检查。而目前关于咽喉部的内镜筛查方法尚未标准化,一些胃肠镜专家并不熟悉咽部的检查方法甚至根本不观察这一区域^[15]。为规范胃肠镜医师的操作、避免咽喉部病变的漏诊,我们在构建 DCCN 部位识别模型时,将下咽部分为左侧和右侧梨状窝以及声门 3 个区域。一些指南和专家指出,在上消化道内镜检查中应将食管分为近端和远端,或近端、中部和远端^[9,16]。我们在构建 DCCN 模型时试图尝试将食管分为近端、中部和远端,但由于缺乏相应的解剖标志,训练效果并不理想,因此最终我们没有将食管细分。

相较于人工智能针对单一病种、单一指标诊断准确率的研究而言,建立人工智能辅助部位识别模型在涉及的训练集设置、异常图像识别、正常解剖部位判断方面技术难度较大,但在规范上消化道内镜操作方面与内镜医师的关系很密切。上消化道图片常常有多个部位显视,在视野中央的或面积最大的不一定是操作者所观察的重点,通过对内镜图像进行手动拉框标注特征来进行数据增强,可进一步改善图像的可视化效果。RESENet 模型会根据训练中学习到的重要程度来优化特征提取,进而克服当图像包含更多信息时的可视化图像语义重复和效率低下的问题。本研究将该混合神经网络模型应用于上消化到部位识别中,在各评价指标上都

明显优于传统的DCCN模型。

本研究尚存在一些局限。第一,本研究纳入的图片所使用的仪器均是来自同一公司,其他供应商设备的图像是否兼容还未知。然而我们可以通过调整算法以及加入其他设备所产生的图片便可解决这一问题。第二,本研究纳入的是单中心的数据,其有效性还需要多中心的数据对照验证。第三,我们排除了低质量的图片,这也可能影响该模型的临床适用性。后期我们会增加人工智能在上消化道黏膜暴露情况的监测研究,加入多中心数据、增加数据量,以保证人工智能部位识别模型能够稳定可靠地应用于临床。

综上所述,我们构建了上消化道部位识别混合神经网络模型RESENet,结果显示该模型具有较高的部位识别准确率、灵敏度及特异度,有望成为辅助内镜医师规范上消化道内镜检查、实时监测检查部位的完整性,从而降低漏诊率、提高检查质量的重要工具,并为后续消化内镜人工智能相关研究提供了可参考的数据采集方法流程及部位标识工具。

利益冲突 所有作者声明不存在利益冲突

志谢 本研究中软件开发和算法等方面得到了北京境界智图科技有限责任公司谷澄宇和李开鑫的指导和帮助

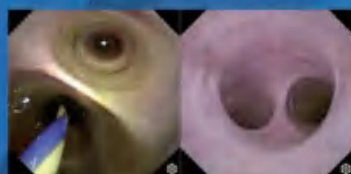
作者贡献声明 王士旭: 酝酿和设计实验, 实施研究, 数据采集、分析和解释, 文章撰写; 柯岩: 酝酿和设计实验, 实施研究, 数据采集、分析和解释, 文章撰写, 获取经费, 行政及技术支持和指导; 楚江涛、窦利州、刘勇、刘旭东、刘雨蒙、伍海锐、苏飞雄、彭烽、王美玲、张凤英、王琳、张玮: 采集数据; 贺舜、张月明: 数据采集, 获取经费, 行政及技术支持和指导; 王贵齐: 酝酿和设计实验, 实施研究, 分析和解释数据, 文章撰写, 获取经费, 行政及技术支持和指导

参 考 文 献

- [1] Sung H, Ferlay J, Siegel RL, 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. DOI: 10.3322/caac.21660.
- [2] Wang FH, Shen L, Li J, et al. The Chinese Society of Clinical Oncology (CSCO): clinical guidelines for the diagnosis and treatment of gastric cancer[J]. Cancer Commun (Lond), 2019, 39(1):10. DOI: 10.1186/s40880-019-0349-9.
- [3] 中华消化内镜专业质控中心, 国家消化系统疾病临床医学研究中心, 国家消化道早癌防治中心联盟, 等. 中国早期食管癌及癌前病变筛查专家共识意见(2019年, 新乡)[J]. 中华消化内镜杂志, 2019, 36(11): 793-801. DOI: 10.3760/cma.j.issn.1007-5232.2019.11.001.
- [4] 中华医学会消化内镜学分会, 中国抗癌协会肿瘤内镜专业委员会. 中国早期胃癌筛查及内镜诊治共识意见(2014年, 长沙)[J]. 中华消化内镜杂志, 2014, 31(7): 361-377. DOI: 10.3760/cma.j.issn.1007-5232.2014.07.001.
- [5] Zeng H, Chen W, Zheng R, et al. Changing cancer survival in China during 2003-15: a pooled analysis of 17 population-based cancer registries[J]. Lancet Glob Health, 2018,6(5):e555-567. DOI: 10.1016/S2214-109X(18)30127-X.
- [6] LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning[J]. Nature, 2015, 521(7553):436-444. DOI: 10.1038/nature14539.
- [7] Suzuki H, Yoshitaka T, Yoshio T, et al. Artificial intelligence for cancer detection of the upper gastrointestinal tract[J]. Dig Endosc, 2021,33(2):254-262. DOI: 10.1111/den.13897.
- [8] Hu J, Shen L, Albanie S, et al. Squeeze-and-excitation networks[J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2020,42(8): 2011-2023. DOI: 10.1109/TPAMI.2019.2913372.
- [9] Bisschops R, Areia M, Coron E, et al. Performance measures for upper gastrointestinal endoscopy: a European Society of Gastrointestinal Endoscopy (ESGE) quality improvement initiative[J]. Endoscopy, 2016,48(9): 843-864. DOI: 10.1055/s-0042-113128.
- [10] Yao K. The endoscopic diagnosis of early gastric cancer[J]. Ann Gastroenterol, 2013,26(1):11-22.
- [11] Wu L, Zhou W, Wan X, et al. A deep neural network improves endoscopic detection of early gastric cancer without blind spots[J]. Endoscopy, 2019, 51(6): 522-531. DOI: 10.1055/a-0855-3532.
- [12] Takiyama H, Ozawa T, Ishihara S, et al. Automatic anatomical classification of esophagogastrroduodenoscopy images using deep convolutional neural networks[J]. Sci Rep, 2018, 8(1): 7497. DOI: 10.1038/s41598-018-25842-6.
- [13] Huelsen A, St John AT, Pandey R, et al. Structured oropharynx, hypopharynx and larynx assessment during routine esophagogastrroduodenoscopy improves detection of pre- and early cancerous lesions: a multicenter, comparative study[J]. Endosc Int Open, 2021, 9(2): E154-162. DOI: 10.1055/a-1311-1014.
- [14] Pfister DG, Spencer S, Adelstein D, et al. Head and neck cancers, version 2.2020, NCCN clinical practice guidelines in oncology[J]. J Natl Compr Canc Netw, 2020, 18(7): 873-898. DOI: 10.6004/jnccn.2020.0031.
- [15] Hamada K, Ishihara R, Yamasaki Y, et al. Transoral endoscopic examination of head and neck region[J]. Dig Endosc, 2018,30(4):516-521. DOI: 10.1111/den.13071.
- [16] Tang SJ, Raju G. Endoscopic photography and image documentation[J]. Gastrointest Endosc, 2015, 82(5): 925-931. DOI: 10.1016/j.gie.2015.05.050.

一次性胰胆成像导管

清：高亮光源，清晰成像



灵：四向转角

细：9F纤细管径

大：器械通道直径 $\geq 1.8\text{mm}$

成像控制器

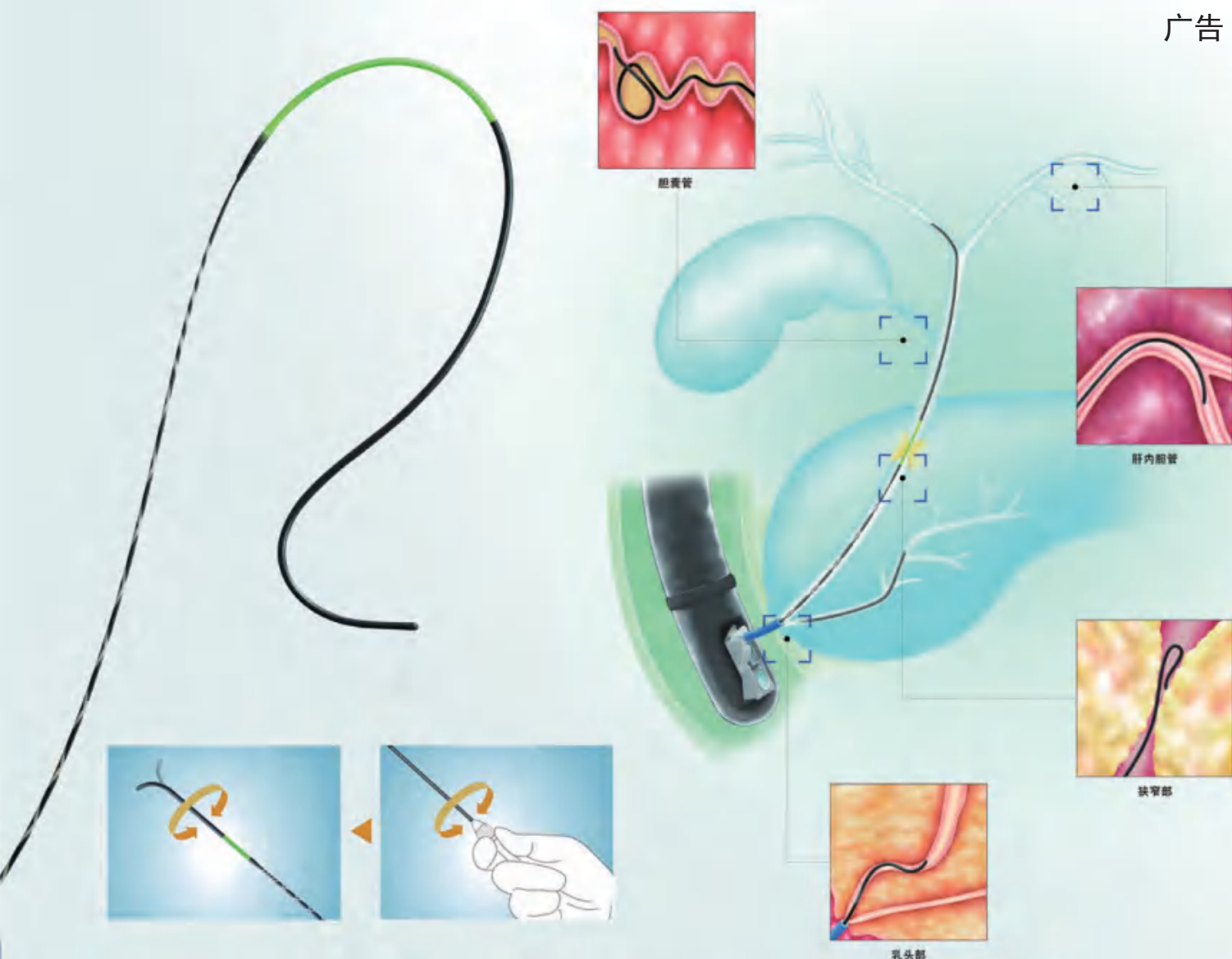
规格型号	导管直径	器械通道直径	有效工作长度	视野角度
CDS22001	9F	$\geq 1.0\text{ mm}$	2200 mm	120°
CDS11001	11F	$\geq 1.8\text{ mm}$		

广告

苏械广审(文)第250206-16195号
 苏械注准 20212061554 苏械注准 20212061309
 南微医学科技股份有限公司生产
 禁忌内容或注意事项详见说明书 仅限专业医疗人员使用

C400 全国服务电话
 025 3000
www.micro-tech.com.cn

南微医学科技股份有限公司
 南京高新开发区高科三路10号
 025 5874 4269
info@micro-tech.com.cn



先端柔韧性及狭窄部突破性明显提升。

锥形先端可实现对各弯曲部的灵活插入。

出色的扭转传导性支持胆道狭窄部或弯曲部的精细操作。

一款应用范围广泛的高性能导丝，与奥林巴斯诊疗附件配套使用，用于ERCP*困难病例。

*ERCP：内镜下逆行性胰胆管造影术

一次性导丝 G-260系列

奥林巴斯(北京)销售服务有限公司

北京总部：
北京市朝阳区新源南路1-3号平安国际金融中心A座8层
代表电话：010-58199000

GE092SV V01-2009

本资料仅供医学专业人士阅读。
禁忌内容或注意事项详见说明书。
所有类比均基于本公司产品。特此说明。
规格、设计及附件如有变更，请以产品注册信息为准。
一次性导丝 国械注进20152023806
沪械广审(文)第250603-04454号

OLYMPUS