

· 论著 ·

基于深度学习的消化内镜检查辅助质量控制研究(含视频)



扫码查看视频

徐铭^{1,2,3} 姚理文^{1,2,3} 胡珊⁴ 胡孝⁴ 刘金柱⁴ 于红刚^{1,2,3}

¹武汉大学人民医院消化内科 430060; ²消化系统疾病湖北省重点实验室, 武汉 430060; ³湖北省消化疾病微创诊治医学临床研究中心, 武汉 430060; ⁴武汉楚精灵医疗科技有限公司 430070

通信作者: 于红刚, Email: yuhonggang@whu.edu.cn

【摘要】目的 构建智能消化内镜质控系统并评估其在胃肠镜检查中的质量监控作用。**方法** 基于医学数字成像与通信协议, 获取武汉大学人民医院消化内镜中心 2016 年 12 月—2018 年 10 月胃肠镜检查患者的电子医疗记录和图像, 采用深度卷积神经网络和深度强化学习方法开发智能消化内镜质控系统。该系统运用回盲部识别模型、体内外图像识别模型以及胃的 26 个部位识别模型, 监控达盲率、肠镜退镜时间、胃镜检查时间、胃镜检查覆盖部位数等质控指标。随机选取武汉大学人民医院消化内镜中心 2019 年 3—11 月 83 例胃镜检查 and 205 例肠镜检查患者的图像, 测试智能消化内镜质控系统质量控制功能的准确性。**结果** 智能消化内镜质控系统由胃镜质量分析、肠镜质量分析组成, 可随时自动生成包含各质控指标的内镜医师胃肠镜检查质控报告。该系统监控的达盲率、肠镜退镜时间、胃镜检查时间和胃镜检查覆盖部位数的准确率分别为 92.5% (172/186)、91.7% (188/205)、100.0% (83/83) 和 89.3% (1 928/2 158)。**结论** 智能消化内镜质控系统可实现胃肠镜检查的质量监控作用, 以便内镜医师了解自身的工作情况, 从而提升胃肠镜检查质量。

【关键词】 质量控制; 内窥镜检查, 胃肠道; 人工智能; 深度卷积神经网络

基金项目: 国家自然科学基金 (81672387); 湖北省消化疾病微创诊治医学临床研究中心项目 (2018BCC337); 湖北省重大科技创新项目 (2018-916-000-008)

临床试验注册: 中国临床试验注册中心, ChiCTR18000014809

DOI: 10.3760/cma.j.cn321463-20200611-00172

Evaluation of performance measurement system of gastrointestinal endoscopy based on deep learning (with video)

Xu Ming^{1,2,3}, Yao Liwen^{1,2,3}, Hu Shan⁴, Hu Xiao⁴, Liu Jinzhu⁴, Yu Honggang^{1,2,3}

¹Department of Gastroenterology, Renmin Hospital of Wuhan University, Wuhan 430060, China; ²Hubei Key Laboratory of Digestive Diseases, Wuhan 430060, China; ³Hubei Clinical Research Center for Minimally Invasive Diagnosis and Treatment of Digestive Diseases, Wuhan 430060, China; ⁴Wuhan EndoAngel Medical Technology Co., Ltd., Wuhan 430070, China

Corresponding author: Yu Honggang, Email: yuhonggang@whu.edu.cn

【Abstract】Objective To construct an intelligent performance measurement system of gastrointestinal endoscopy and to analyze its value for endoscopic quality improvement. **Methods** The intelligent gastrointestinal endoscopy performance measurement system was developed by using the deep convolutional neural network (DCNN) and deep reinforcement learning, based on the Digital Imaging and Communications in Medicine. Images were acquired of patients undergoing gastrointestinal endoscopy at Digestive Endoscopy Center of Renmin Hospital of Wuhan University from December 2016 to October 2018.

The system applied cecum recognition model (DCNN1), images *in vitro* and *in vivo* recognition model (DCNN2), and identification model at 26 gastric sites (DCNN3) to monitor indices such as cecal intubation rate, colonoscopic withdrawal time, gastroscopic inspection time, and gastroscopic coverage. Images of 83 gastroscopies and 205 colonoscopies acquired at Digestive Endoscopy Center of Renmin Hospital of Wuhan University from March to November 2019 were randomly selected to examine the effectiveness of the system.

Results The intelligent gastrointestinal endoscopy performance measurement system consisted of quality analysis of both gastroscopy and colonoscopy, including all indices, and could be generated automatically at any time. The accuracy for cecal intubation rate, colonoscopic withdrawal time, gastroscopic inspection time, and gastroscopic coverage were 92.5% (172/186), 91.7% (188/205), 100.0% (83/83), 89.3% (1928/2158), respectively. **Conclusion** The intelligent performance measurement system for gastrointestinal endoscopy can be recommended for the quality control of gastrointestinal endoscopy, from which endoscopists can get feedback and improve the quality of gastrointestinal endoscopy.

【Key words】 Quality control; Endoscopy, gastrointestinal; Artificial intelligence; Deep convolutional neural network

Fund program: National Natural Science Foundation of China (81672387); Project of Hubei Provincial Clinical Research Center for Digestive Disease Minimally Invasive Incision (2018BCC337); Hubei Province Major Science and Technology Innovation Project (2018-916-000-008)

Trial Registration: Chinese Clinical Trial Registry, ChiCTR18000014809

DOI:10.3760/cma.j.cn321463-20200611-00172

胃肠镜检查是诊断消化道疾病的重要手段,可在早期发现病灶,减少进展期胃癌和结直肠癌的发病率^[1-3]。然而,由于内镜医师之间存在操作质量差异,会导致消化内镜检查中出现一些重要病变的漏诊和误诊^[4-6]。消化内镜检查的质量指标直接反映内镜医师的工作表现^[7-8],许多社会学家以及指南表明持续监控内镜医师的消化内镜检查质量指标,对于疾病的检测至关重要^[9-10]。因此,提高内镜医师消化内镜检查的质量是发现和预防胃肠道肿瘤的一个重要措施。

近年来,人工智能(artificial intelligence, AI)在医学领域的应用取得了巨大进步^[11]。由于算法的成熟以及计算机的高效性和准确性,人工智能在医疗实践中发挥着不可或缺的作用^[12]。前期研究中,我们建立了一个实时的胃镜检查质量提升系统^[13]。在此基础上,我们设计了智能消化内镜检查质量控制系统,该系统可以通过信息提取和人工智能图像识别对内镜数据进行回顾性分析,自动生成质控报告。通过该系统,内镜医师能够了解所有与胃肠镜检查相关的质控指标,根据这些指标持续改进内镜检查及手术质量。

本研究介绍了智能消化内镜检查质控系统的建立过程,并对该系统在消化内镜检查中质量监控功能的准确性进行了验证。

资料与方法

一、研究资料

1.质控指标:根据欧洲胃肠内镜学会(European Society of Gastrointestinal Endoscopy, ESGE)、中华医学会消化内镜学分会和美国消化内镜学会(The American Society for Gastrointestinal Endoscopy, ASGE)对消化内镜检查质量控制的共识和指南,本研究选择以下指标作为消化内镜检查的质控指标:胃镜检查时间、胃镜检查覆盖部位数、达盲率、肠镜退镜时间、肠道准备成功率、腺瘤检出率以及息肉检出率^[9-10,14-15]。(1)胃镜检查时间:采集第1张体内图像到采集最后1张体内图像的时间间隔。通过深度卷积神经网络(deep convolutional neural networks, DCNN)识别体内外图像,并筛选出体外图像,计算检查时间。(2)胃镜检查覆盖部位数:通过图片分类模型将每个案例拍摄到的各个部位的代表性图片进行分类,计算观察到的部位个数以及每个部位的丢失率。(3)达盲率:肠镜成功到达回盲部的比例。当肠镜镜头到达回盲部并拍照时,通过DCNN检测回盲瓣或阑尾开口,其中包含回盲瓣或阑尾开口的病例被视为成功插管,用以计算达盲率。此外,未成功插管的病例也被记录。(4)肠镜退镜时间:被DCNN识别到回盲瓣或阑尾开口的图

像算作退镜开始图像,记录退镜开始时间,从退镜开始到采集最后 1 张体内图像的时间间隔定义为退镜时间。(5) 肠镜息肉检出率:肠镜检查报告中包含“息肉”字样的患者被视为检测到息肉的病例,息肉检出率的定义为检测到至少 1 个息肉的患者占有所有肠镜检查患者的比例。(6) 肠镜腺瘤检出率:回顾性分析病理结果并提取包含“腺瘤”字样的病例,肠镜腺瘤检出率定义为检测到至少 1 个腺瘤的患者占有所有肠镜检查患者的比例。(7) 肠道准备成功率:通过提取肠镜检查报告中的波士顿评分记录,计算肠道准备成功的患者占有所有肠镜检查患者的比例。肠道准备成功被定义为每个肠段的评分 ≥ 2.0 分。

2. 智能消化内镜质控系统的结构组成:智能消化内镜质控系统基于医学数字成像与通信 (digital imaging and communications in medicine, DICOM) 标准协议,能够准确有效地分析和审查电子医疗记录和图像。科室内网系统允许领导登录系统查看内镜检查数量和质量指标。该系统使用 Python 编写,数据分析和统计过程完全自动化,不需要统计和数据管理人员下载分析数据。系统显示 3 个主要功能界面:科室内镜质量分析、胃镜质量分析和肠镜质量分析。

二、研究方法

1. 构建和训练模型:收集武汉大学人民医院消

化内镜中心 2016 年 12 月—2018 年 10 月存储的 5 762 例患者的肠镜检查图像,使用 5 189 张回盲部 (2 963 张回盲瓣和 2 226 张阑尾开口) 图像和 5 630 张非回盲部图像训练回盲部识别模型 (DCNN 1); 每个类别再使用 500 张图像作为测试集,确保同一例患者的图像在训练集和测试集之间不同时存在。由 3 位具有 5 年以上肠镜检查经验的专家对这些图像进行分类,对不一致的结果共同协商后进行统一。肠镜检查图像和视频均为白光、非放大模式下拍摄,回盲部图像包括所有已知类型的回盲瓣和阑尾开口 (用来训练 DCNN 1 的典型图像如图 1、2 所示)。

智能消化内镜质控系统使用 ResNet-50 模型训练 DCNN 1, ResNet-50 模型是一个已使用 ImageNet 数据库的 1 000 个类别的 100 多万张图像进行预训练的成熟卷积神经网络模型^[16]。在训练过程中,使用迁移学习方法^[17],从网络中删除最终的分层,再使用回盲部和非回盲部图像构成的数据集对其进行再训练,并微调所有层的参数。首先,将图像调整为适应模型所需的 224×224 像素尺寸,采用谷歌 TensorFlow 21 深度学习框架对模型进行训练和测试,训练集和测试集的图片分布比例保持 80% : 20%^[18]。然后,通过丢弃^[19]数据增强和提前终止^[20]最小化过拟合风险:第一,对第一和第二全连接层以 0.5 的概率随机使一部分神经元隐藏 (丢

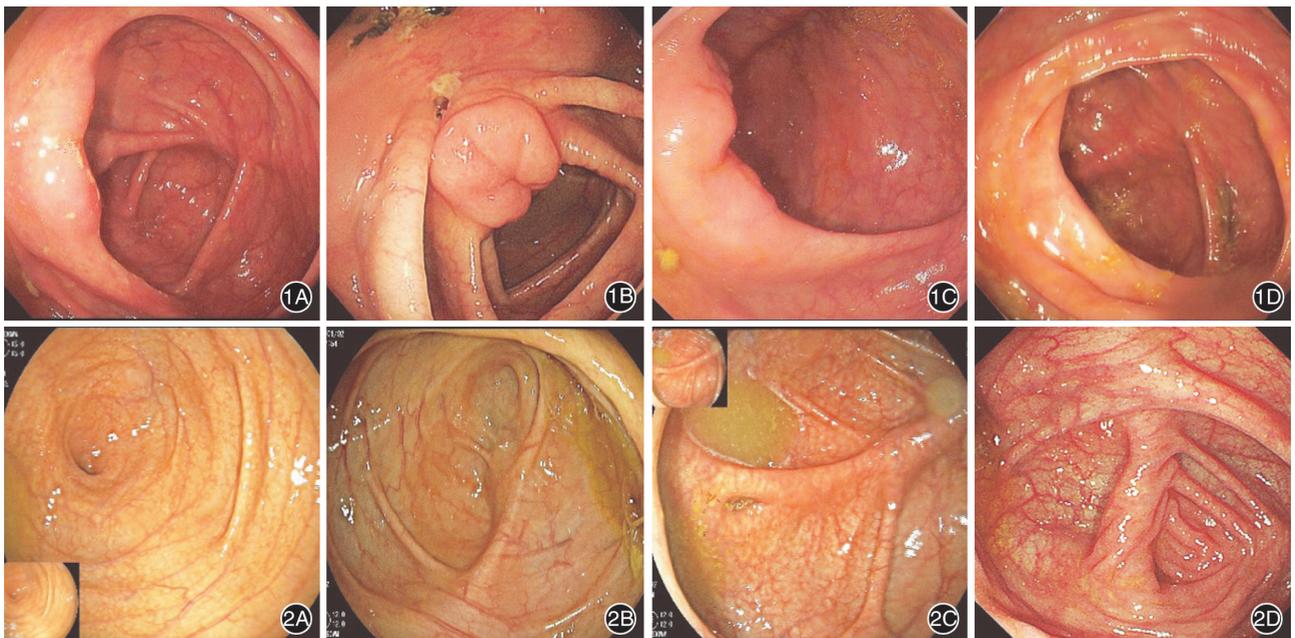


图1 回盲瓣代表性图像 1A:唇状;1B:乳头状;1C:脂肪瘤状;1D:其他类型

图2 阑尾开口代表性图像 2A:弥散形;2B:双侧形;2C:

新月形;2D:其他类型

弃);第二,使用竖直平移、水平平移、以 0.9 到 1.1 的比例缩放等方法对图像进行随机增强,扩大训练集;第三,使用提前终止监督验证曲线,当验证集的损失值在 4 次迭代中均上升时训练停止。

在之前的研究中,我们构建了一个 WISENSE 系统,它由体内外图像识别模型和胃的 26 个部位识别模型构成^[13]。本研究沿用这两个模型来识别体内外图像(DCNN 2)和胃镜检查部位(DCNN 3)。此外,将 DCNN 3 的训练集扩展为 56 096 张图像,以提高 WISENSE 模型对胃不同部位图像识别的准确率,胃不同部位的样本分布如表 1 所示。

表 1 识别胃镜检查部位的训练集图片构成

部位	训练集图片数目(张)
食管	3 062
胃底贲门	11 214
贲门	2 835
倒镜胃底大弯侧	3 391
倒镜胃底后壁	2 420
倒镜胃底前壁	1 666
倒镜胃底小弯侧	902
胃体	21 896
正镜胃体下部大弯	1 858
正镜胃体下部后壁	1 929
正镜胃体下部前壁	1 765
正镜胃体下部小弯侧	2 304
正镜胃体中上部大弯侧	4 067
正镜胃体中上部后壁	1 825
正镜胃体中上部前壁	1 111
正镜胃体中上部小弯侧	1 743
倒镜胃体中上部后壁	1 195
倒镜胃体中上部前壁	1 843
倒镜胃体中上部小弯侧	2 256
胃窦	9 330
胃窦大弯侧	3 423
胃窦后壁	2 082
胃窦前壁	2 206
胃窦小弯侧	1 619
胃角	5 367
倒镜胃角后壁	1 350
倒镜胃角前壁	1 474
倒镜胃角小弯侧	2 543
十二指肠	5 227
十二指肠球部	2 506
十二指肠降部	2 721
合计	56 096

2.测试模型识别功能:3 个 DCNN 模型分别在 3 个独立的测试集中测试。(1)DCNN 1:用回盲部和非回盲部图像各 500 张作为独立的测试集测试

ResNet-50模型。(2)DCNN 2:用体内外图像各1 000 张作为一个独立的测试数据集测试 ResNet-50 模型。(3)DCNN 3:用胃的 26 个部位图像(每个部位 50 张)测试 ResNet-50 模型。

3.测试智能消化内镜质控系统:为了测试智能消化内镜质控系统的准确性,从武汉大学人民医院消化内镜中心随机挑选 2019 年 3—11 月的 83 例胃镜检查 and 205 例肠镜检查的图像进行测试,测试病例选择的时间段与训练集病例完全独立。由 1 名博士生和 1 名内镜医师对胃肠镜检查开始、结束时间点以及回盲部进行标记,测试智能消化内镜质控系统识别胃镜检查时间、达盲率、退镜时间的准确率。胃镜检查记录的各个部位图像由 3 名内镜医师标记,并根据“三选二”原则取得一致性,测试智能消化内镜质控系统识别胃的 26 部位的准确率。

4.伦理学:本研究经武汉大学人民医院伦理委员会批准,批准文号:2017K-C054。

三、统计学分析

采用 SPSS 20.0 统计软件处理数据,服从正态分布的计量资料 2 组间比较采用 *t* 检验,计数资料以频数、百分比或率表述。 $P < 0.05$ (双侧)为差异有统计学意义。

结 果

1.智能消化内镜质控系统功能:质控系统的一般界面是科室内镜质量分析,可以显示内镜中心不同检查和手术的数量以及主要质量指标,数据每天更新。肠镜质量分析界面显示达盲率、肠镜退镜时间、息肉检出率、腺瘤检出率、肠道准备成功率、结肠癌检测个数及检出率。因此,内镜医师能够看到自己肠镜检查的不足之处并做出改进。胃镜质量分析界面显示胃镜检查时间、胃镜检查覆盖部位数、早期胃癌和进展期胃癌检出个数,以及早期胃癌、进展期胃癌和胃癌前病变检出率。智能消化内镜质控系统还为内镜医师提供了一个链接,用以查看胃各部位图片文件的分析结果。此外,“医师绩效”模块可随时自动生成内镜医师的质控报告(见视频)。质控报告显示腺瘤检出率、息肉检出率、肠镜退镜时间、肠镜检查达盲率、胃癌前病变检出率、胃镜检查时间、胃镜检查部位覆盖率等指标,还以折线图形式显示近年来肠镜腺瘤检出率和胃癌前病变检出率变化趋势,以帮助内镜医师了解和改善情况(图 3)。

质控报告

医生姓名: 医生1 分析时间段: 2019-02-01至2019-07-31

胃肠镜质量分析

肠镜检查	结果	排名在前十分位的医生的结果	排名在中位数的医生的结果	排名在后十分位医生的结果
检查例数	197	345	140	57
退镜时间	4分8秒	5分48秒	4分33秒	3分45秒
达盲率	91%	96%	90%	83%
息肉检出率	40%	46%	39%	31%
腺瘤检出率	5.4%	9.8%	5.7%	4.5%
胃镜检查	结果	排名在前十分位的医生的结果	排名在中位数的医生的结果	排名在后十分位医生的结果
检查例数	266	343	157	61
检查时间	3分50秒	5分10秒	4分22秒	2分56秒
检查部位覆的部位	16	17	15	13
癌前病变检出率	3.8%	14.6%	7.5%	4.3%

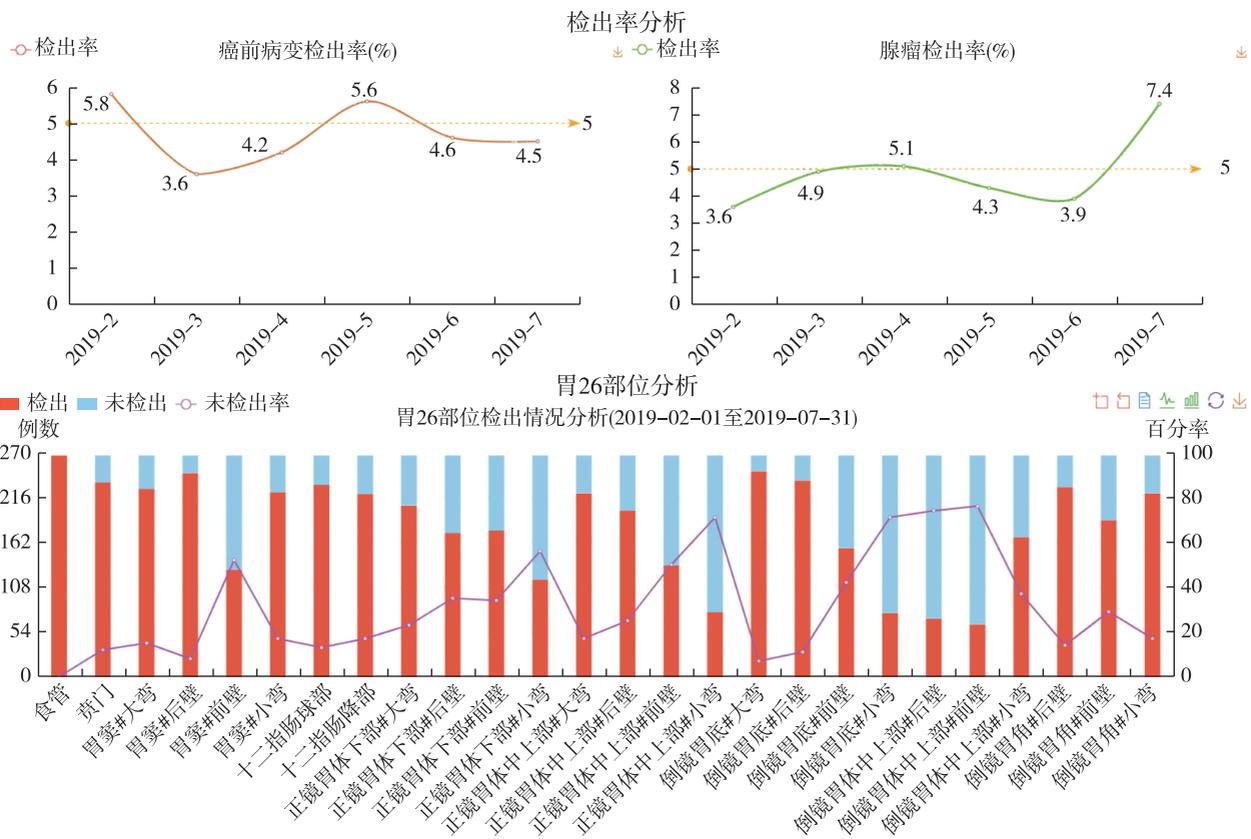


图3 智能消化内镜质控系统生成的质控报告示意图

2.模型识别功能评估:DCNN 1、2、3 测试集测试 ResNet-50 模型的准确率分别达 93.7% (937/1 000)、99.1% (1 982/2 000)、90.6% (1 178/1 300)。图 4 所示的混淆矩阵显示了 DCNN 1、2、3 的性能。

3.胃镜检查相关质控指标测试结果:智能消化内镜质控系统在随机选择的 83 例胃镜检查病例中识别胃的 26 个部位的总体准确率为 89.3% ,每个部位的独立准确率在 69.9% ~ 100.0% (表 2)。智能消化内镜质控系统识别的平均部位数为 15.4,内镜医师识别的平均部位数为 15.2,两者差异无统计

学意义($t = 0.633, P = 0.529$)。智能消化内镜质控系统正确预测了 100.0% (83/83) 的胃镜检查开始时间和 100.0% (83/83) 的胃镜检查结束时间。

4.肠镜检查相关质控指标测试结果:在随机选择的 205 例肠镜检查病例中,成功插管 186 例,未成功插管 19 例。186 例成功插管病例中,智能消化内镜质控系统能够正确识别 92.5% (172/186) 病例的回盲瓣或阑尾开口以及退镜时间。14 例错误识别的病例中,2 例由于病灶区域被错误识别为阑尾开口,其他 12 例为漏诊。此外,智能消化内镜质控系

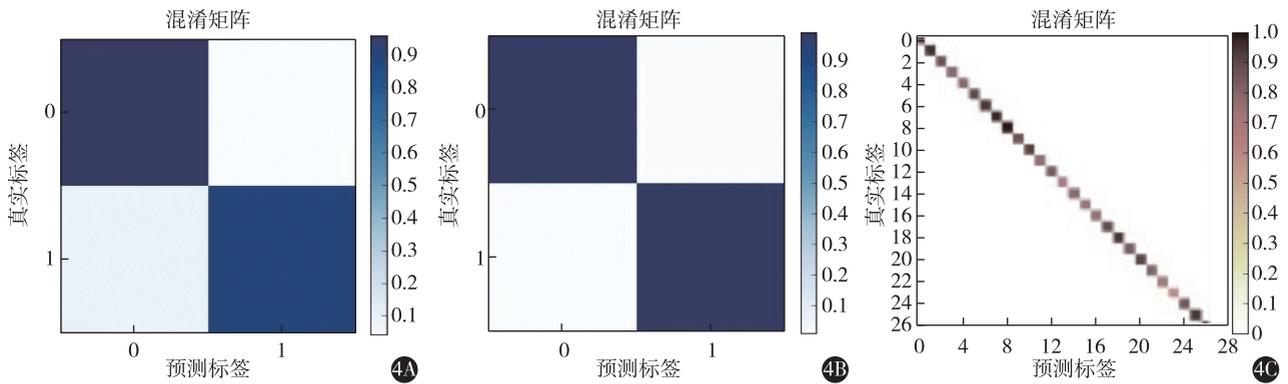


图 4 3 个 ResNet-50 模型测试的混淆矩阵示意图 4A:回盲部识别模型;4B:体内体外识别模型;4C:胃的 26 部位识别模型

表 2 智能消化内镜质控系统对随机选择的 83 例胃镜检查部位识别的准确率

部位	准确率
食管	100.0% (83/83)
贲门	91.6% (76/83)
胃窦大弯侧	97.6% (81/83)
胃窦后壁	98.8% (82/83)
胃窦前壁	97.6% (81/83)
胃窦小弯侧	79.5% (66/83)
十二指肠球部	97.6% (81/83)
十二指肠降部	91.6% (76/83)
正镜胃体下部大弯	80.7% (67/83)
正镜胃体下部后壁	83.1% (69/83)
正镜胃体下部前壁	85.5% (71/83)
正镜胃体下部小弯侧	69.9% (58/83)
正镜胃体中上部大弯侧	88.0% (73/83)
正镜胃体中上部后壁	94.0% (78/83)
正镜胃体中上部前壁	92.8% (77/83)
正镜胃体中上部小弯侧	77.1% (64/83)
倒镜胃底大弯侧	96.4% (80/83)
倒镜胃底后壁	100.0% (83/83)
倒镜胃底前壁	96.4% (80/83)
倒镜胃底小弯侧	83.1% (69/83)
倒镜胃体中上部后壁	84.3% (70/83)
倒镜胃体中上部前壁	83.1% (69/83)
倒镜胃体中上部小弯侧	79.5% (66/83)
倒镜胃角后壁	91.6% (76/83)
倒镜胃角前壁	92.8% (77/83)
倒镜胃角小弯侧	90.4% (75/83)
合计	89.3% (1 928/2 158)

统成功识别了 16 例未成功插管病例退镜时间,另外 3 例被错误识别。因此,智能消化内镜质控系统检测退镜时间的准确率为 91.7% (188/205),达盲率

的准确率为 92.5% (172/186)。

讨论

近年来,人工智能在消化内镜检查中的应用研究呈爆发式增长^[21]。Byrne 等^[22]的研究构建了实时识别结直肠息肉分化程度的模型。Urban 等^[23]的研究用 DCNN 来识别和检测息肉,准确率可达 96%。然而,大多数研究集中于病变的诊断或检测,提高消化内镜质量的研究较少。目前,我国虽然已初步建立了国家—省—地(市)和哨点医院的 3 级质控体系网络,但是随着消化内镜设备的迭代更新加快以及患者需求日益提高,对消化内镜技术也提出了更高的要求^[24]。然而,目前的现状是由于内镜医师操作存在不规范之处以及缺乏对内镜医师的质控管理,导致胃肠镜检查存在盲点^[25],从而增加了癌前病变和消化道早期癌的漏诊率。最近的研究表明,利用人工智能可以实时对胃镜检查的盲区进行监测,并提示内镜医师检查过程中遗漏的部位,从而提高胃镜检查部位覆盖率,避免遗漏,在胃镜检查的质量改善中发挥重要作用^[13]。本中心设计和开发基于深度学习的智能消化内镜质控系统,通过随机选取的病例并结合病例报告及图像结果对该系统的表现进行检测,发现该系统对胃的 26 部位识别的总体准确率达 89.3%,可以与内镜医师相媲美,并能够准确预测所有的胃镜开始和结束时间;在肠镜检查中,该系统检测退镜时间的准确率达 91.7%,检测达盲率的准确率达 92.5%。因此,智能消化内镜质控系统能有效监控胃肠镜检查的相关质控指标,对内镜医师进行监督,并给予内镜医师相应地工作反馈,从而提高内镜医师胃肠镜检查的工作质量。在接下来的研究里,我们将评估智

能消化内镜质控系统在实际临床工作中的表现。

智能消化内镜质控系统作为一款软件,很容易在不同医院进行推广应用。智能消化内镜质控系统基于 DICOM 标准协议,由于该协议安全性高,发展成熟,已经得到了广泛应用^[26]。DICOM 协议是实现传输、存储、检索、打印、处理和显示医学成像信息的国际标准协议^[26]。DICOM 文件在两个设备之间以 DICOM 格式交换信息,能实现在不同制造商生产的图像采集设备、医学影像存档与通信系统(PACS)、工作站、归档层(VNAs)和打印机等设备之间对影像数据和患者数据的互操作。目前,DICOM 协议已广泛应用于多家医院,基于 DICOM 协议的智能消化内镜质控系统可确保信息的安全性和通用性。

此外,智能消化内镜质控系统还可以根据不同医院的数据结构,利用定制的接口模块访问医院信息系统,保证了该系统在不同医院使用的灵活性。与回顾性研究类似,智能消化内镜质控系统很大程度上依赖于医院信息系统中的病例记录,然而病例记录可能存在主观的不准确性以及偏倚。因此,在使用该系统时,要求内镜医师对内镜报告中的内镜下描述进行标准化记录,这也将加快标准化和结构化内镜报告的应用。

综上所述,我们提出了一种基于深度学习的智能消化内镜质控系统,并使用随机选择的病例对该系统进行测试,结果显示智能消化内镜质控系统对消化内镜检查实现了有效的质控作用。根据质控结果,内镜医师可以不断学习,寻找原因,提高内镜检查的质量。目前,智能消化内镜质控系统仍处于进一步研发阶段,尚未在实际工作情况中应用。但是,通过对内镜检查的质量控制,不仅能提高内镜医师的操作水平,还有望提高腺瘤以及消化道早期癌的检出率,以减少进展期结直肠癌和胃癌的发病率和死亡率。

利益冲突 所有作者声明不存在利益冲突

(本文视频地址:<http://www.xhnj.com/video/1009055.htm>)

参 考 文 献

- [1] Levin TR, Corley DA, Jensen CD, et al. Effects of organized colorectal cancer screening on cancer incidence and mortality in a large community-based population [J]. *Gastroenterology*, 2018, 155(5): 1383-1391. e5. DOI: 10.1053/j.gastro.2018.07.017.
- [2] Pimenta-Melo AR, Monteiro-Soares M, Libânio D, et al. Missing rate for gastric cancer during upper gastrointestinal endoscopy: a systematic review and meta-analysis [J]. *Eur J Gastroenterol Hepatol*, 2016, 28 (9): 1041-1049. DOI: 10.1097/MEG.0000000000000657.
- [3] Dekker E, Rex DK. Advances in CRC prevention: screening and surveillance [J]. *Gastroenterology*, 2018, 154 (7): 1970-1984. DOI: 10.1053/j.gastro.2018.01.069.
- [4] van Rijn JC, Reitsma JB, Stoker J, et al. Polyp miss rate determined by tandem colonoscopy: a systematic review [J]. *Am J Gastroenterol*, 2006, 101 (2): 343-350. DOI: 10.1111/j.1572-0241.2006.00390.x.
- [5] Heresbach D, Barrioz T, Lapalus MG, et al. Miss rate for colorectal neoplastic polyps: a prospective multicenter study of back-to-back video colonoscopies [J]. *Endoscopy*, 2008, 40(4): 284-290. DOI: 10.1055/s-2007-995618.
- [6] Richter JM, Kelsey PB, Campbell EJ. Adverse event and complication management in gastrointestinal endoscopy [J]. *Am J Gastroenterol*, 2016, 111 (3): 348-352. DOI: 10.1038/ajg.2015.423.
- [7] Pohl H, Robertson DJ. Colorectal cancers detected after colonoscopy frequently result from missed lesions [J]. *Clin Gastroenterol Hepatol*, 2010, 8(10): 858-864. DOI: 10.1016/j.cgh.2010.06.028.
- [8] Benson ME, Reichelderfer M, Said A, et al. Variation in colonoscopic technique and adenoma detection rates at an academic gastroenterology unit [J]. *Dig Dis Sci*, 2010, 55(1): 166-171. DOI: 10.1007/s10620-008-0703-2.
- [9] Kaminski MF, Thomas-Gibson S, Bugajski M, et al. Performance measures for lower gastrointestinal endoscopy: a European Society of Gastrointestinal Endoscopy (ESGE) quality improvement initiative [J]. *Endoscopy*, 2017, 49 (4): 378-397. DOI: 10.1055/s-0043-103411.
- [10] 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.
- [11] Torkamani A, Andersen KG, Steinhubl SR, et al. High-definition medicine [J]. *Cell*, 2017, 170(5): 828-843. DOI: 10.1016/j.cell.2017.08.007.
- [12] He J, Baxter SL, Xu J, et al. The practical implementation of artificial intelligence technologies in medicine [J]. *Nat Med*, 2019, 25(1): 30-36. DOI: 10.1038/s41591-018-0307-0.
- [13] 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.
- [14] 中华医学会消化内镜学分会, 中国抗癌协会肿瘤内镜学专业委员会. 中国早期结直肠癌筛查及内镜诊治指南(2014年, 北京) [J]. *中华消化内镜杂志*, 2015, 32(6): 341-360. DOI: 10.3760/cma.j.issn.1007-5232.2015.06.001.
- [15] Rex DK, Schoenfeld PS, Cohen J, et al. Quality indicators for

- colonoscopy [J]. *Gastrointest Endosc*, 2015, 81 (1): 31-53. DOI: 10.1016/j.gie.2014.07.058.
- [16] He K, Zhang X, Ren S, et al. Deep residual learning for image recognition [C]. 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016.
- [17] Shao L, Zhu F, Li X. Transfer learning for visual categorization: a survey [J]. *IEEE Trans Neural Netw Learn Syst*, 2015, 26 (5): 1019-1034. DOI: 10.1109/TNNLS.2014.2330900.
- [18] Abadi M, Agarwal A, Barham P, et al. TensorFlow: large-scale machine learning on heterogeneous distributed systems [Z]. *arXiv e-prints*, 2016.
- [19] Baldi P, Sadowski P. The Dropout Learning Algorithm [J]. *Artif Intell*, 2014, 210 (1): 78-122. DOI: 10.1016/j.artint.2014.02.004.
- [20] Prechelt L. Automatic early stopping using cross validation: quantifying the criteria [J]. *Neural Netw*, 1998, 11 (4): 761-767. DOI: 10.1016/S0893-6080(98)00010-0.
- [21] Min JK, Kwak MS, Cha JM. Overview of deep learning in gastrointestinal endoscopy [J]. *Gut Liver*, 2019, 13 (4): 388-393. DOI: 10.5009/gnl18384.
- [22] Byrne MF, Chapados N, Soudan F, et al. Real-time differentiation of adenomatous and hyperplastic diminutive colorectal polyps during analysis of unaltered videos of standard colonoscopy using a deep learning model [J]. *Gut*, 2019, 68 (1): 94-100. DOI: 10.1136/gutjnl-2017-314547.
- [23] 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.
- [24] 程志远, 张子凡, 王洛伟, 等. 人工智能在消化内镜质量控制中的应用与发展 [J]. *中华消化内镜杂志*, 2019, 36 (4): 236-239. DOI: 10.3760/cma.j.issn.1007-5232.2019.04.003.
- [25] 李夏, 吴练练, 于红刚. 人工智能胃镜在盲区监测和自主图像采集中的应用研究 [J]. *中华消化内镜杂志*, 2019, 36 (4): 240-245. DOI: 10.3760/cma.j.issn.1007-5232.2019.04.004.
- [26] Mildenerger P, Eichelberg M, Martin E. Introduction to the DICOM standard [J]. *Eur Radiol*, 2002, 12 (4): 920-927. DOI: 10.1007/s003300101100.

(收稿日期:2020-06-11)

(本文编辑:朱悦)

· 读者 · 作者 · 编者 ·

《中华消化内镜杂志》2021 年可直接使用英文缩写的常用词汇

ERCP(经内镜逆行胰胆管造影术)	MRCP(磁共振胰胆管成像术)	PaO ₂ (动脉血氧分压)
EST(经内镜乳头括约肌切开术)	GERD(胃食管反流病)	PaCO ₂ (动脉血二氧化碳分压)
EUS(内镜超声检查术)	RE(反流性食管炎)	ALT(丙氨酸转氨酶)
EUS-FNA(内镜超声引导下细针抽吸术)	IBD(炎症性肠病)	AST(天冬氨酸转氨酶)
EMR(内镜黏膜切除术)	UC(溃疡性结肠炎)	AKP(碱性磷酸酶)
ESD(内镜黏膜下剥离术)	NSAIDs(非甾体抗炎药)	IL(白细胞介素)
ENBD(经内镜鼻胆管引流术)	PPI(质子泵抑制剂)	TNF(肿瘤坏死因子)
ERBD(经内镜胆道内支架放置术)	HBV(乙型肝炎病毒)	VEGF(血管内皮生长因子)
APC(氩离子凝固术)	HBsAg(乙型肝炎病毒表面抗原)	ELISA(酶联免疫吸附测定)
EVL(内镜下静脉曲张套扎术)	Hb(血红蛋白)	RT-PCR(逆转录-聚合酶链反应)
EIS(内镜下硬化剂注射术)	NO(一氧化氮)	