

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

2024年6月 第41卷 第6期

CHINESE JOURNAL OF DIGESTIVE ENDOSCOPY

Volume 41 Number 6
June 2024



中华医学会

CHINESE
MEDICAL
ASSOCIATION

ISSN 1007-5232



中华消化内镜杂志[®]

CHINESE JOURNAL OF DIGESTIVE ENDOSCOPY

月刊 1996年8月改刊 第41卷 第6期 2024年6月20日出版



微信: xhnxw



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.zhdxhzz.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, 100048)

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

2024年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

共识与指南

中国早期胃癌内镜诊治共识(2023, 太原) 421

中华医学会消化内镜学分会

论 著

计算机辅助检测系统提高腺瘤检出率的回顾性研究 443

王鹏举 李隆松 张波 程雅宣 孟凡奇 肖稳 柴宁莉

深度学习技术对胃肠道间质瘤与平滑肌瘤超声内镜图像的

鉴别诊断价值 449

郭康丽 朱建伟 黄张浩 刘纯平 胡端敏

青海地区结直肠小息肉内镜下冷切割疗效临床研究 455

薛晓红 刘芝兰 李晓林 白菊芳 逯艳艳 丹珠永吉 马颖才

超声内镜引导细针穿刺抽吸术在胰腺占位中应用的

安全性分析 459

陈柯 蔡继东 刘渊 姜子廷 杨秀疆 刘建强

探头式共聚焦激光显微内镜量化指标诊断幽门螺杆菌相关

萎缩性胃炎的临床研究 465

陈佳颖 吴迪 党彤 汤泊夫 刘琳 贾语婧 李志伟

儿童结肠镜操作及疾病谱分析 472

朱丹荣 周莉 盛伟松 管蓉 袁仪 靳新宇 季国忠

Roux-en-Y吻合术后内镜逆行胰胆管造影术选择性插管的

方法对比(含视频) 479

楼奇峰 金杭斌 杨建锋 马文聪 张筱凤

短篇论著

- 经口双气囊小肠镜圈套碎石治疗5例小肠结石伴梗阻的临床观察 484
石亮亮 李正超 黄淑玲 葛靖 童玉琴 张以洋
- 腹带在困难结肠镜检查中的临床应用研究 487
于广秋 朱建伟 孙琳 徐雨东 唐文 周维霞

病例报道

- 内镜诊断胃混合性神经内分泌-非神经内分泌肿瘤1例 492
侯雯雯 赵光耀 魏鑫 曲卫 付金栋 姚静静
- 儿童直肠息肉肉瘤变1例 494
赵春萍 张沁源 艾桂芹 郭顺红 李博文 马孟霞 杨晓英

综 述

- 胰腺实性占位超声内镜引导细针穿刺抽吸/活检术中内镜医师快速病理评估价值的研究进展 496
王奎 冉桃菁 秦昱政 周春华 张敏敏 王东 邹多武
- 胃黏膜肠上皮化生内镜诊断和分级的研究进展 500
沈严婕 金小亮 吕宾

读者·作者·编者

- 《中华消化内镜杂志》2024年可直接使用英文缩写的常用词汇 491

插页目次 448

本刊稿约见第41卷第1期第82页

本期责任编辑 朱悦

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

本刊投稿方式

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

朱 悦, Email: zhuyue@xhnj.com

钱 程, Email: qian@xhnj.com

许文立, Email: xwl@xhnj.com



唐涌进



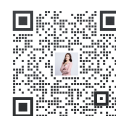
周 昊



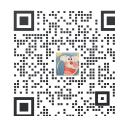
顾文景



朱 悦



钱 程



许文立

(扫码添加编辑企业微信)

·论著·

深度学习技术对胃肠道间质瘤与平滑肌瘤超声内镜图像的鉴别诊断价值

郭康丽¹ 朱建伟² 黄张浩³ 刘纯平³ 胡端敏²¹湖北文理学院附属医院 襄阳市中心医院消化二科, 襄阳 441021; ²苏州大学附属第二医院消化内科, 苏州 215004; ³苏州大学计算机科学与技术学院, 苏州 215006

通信作者: 胡端敏, Email: huduanmin2020@163.com

【摘要】 目的 尝试构建基于深度学习技术的胃肠道间质瘤(gastrointestinal stromal tumors, GISTs)与平滑肌瘤(leiomyomas, LM)超声内镜图像分类模型,并验证其鉴别诊断价值。**方法** 回顾性纳入2014年10月至2021年10月在苏州大学附属第二医院接受超声内镜检查且经外科手术或内镜下切除后病理确诊的69例GISTs和73例LM病例,每例病例选取1张清晰且有典型病变的超声内镜图片,利用留出法将每种疾病图片按训练集图片数比验证集图片数为8:2的比例分入训练集和验证集,最终由113张(55张GISTs和58张LM)超声内镜图片组成训练集,由29张(14张GISTs和15张LM)超声内镜图片组成验证集,训练集用于对深度学习模型进行训练与优化,验证集用于对分类模型进行验证,主要观察指标包括鉴别诊断的灵敏度、特异度、阳性预测值、阴性预测值和准确率。**结果** 利用Resnet 34网络结构建立的分类模型对GISTs与LM进行鉴别诊断的准确率趋于0.89,较Resnet 50网络结构建立的分类模型(0.81)的分类性能更佳。基于Resnet 34网络结构构建的分类模型对验证集中超声内镜图片进行鉴别诊断的灵敏度、特异度、阳性预测值、阴性预测值和准确率分别为85.71%(12/14)(95%CI: 67.38%~100.00%)、93.33%(14/15)(95%CI: 80.71%~100.00%)、92.31%(12/13)(95%CI: 77.82%~100.00%)、87.50%(14/16)(95%CI: 71.30%~100.00%)和89.66%(26/29)(95%CI: 78.57%~100.00%)。**结论** 深度学习技术用于GISTs与LM超声内镜图像的鉴别诊断是可行的,可为临床医师对两者的鉴别提供辅助诊断意见。基于Resnet 34网络结构建立的深度学习模型对GISTs与LM超声内镜图像进行鉴别诊断的准确性较高。

【关键词】 人工智能; 深度学习; 超声内镜检查术; 胃肠道间质瘤; 平滑肌瘤**基金项目:** 苏州市“科教兴卫”青年科技项目(KJXW2019013)

Value of deep learning technology for the differential diagnosis of endoscopic ultrasonography images of gastrointestinal stromal tumors and leiomyomas

Guo Kangli¹, Zhu Jianwei², Huang Zhanghao³, Liu Chunping³, Hu Duanmin²¹The Second Department of Gastroenterology, Affiliated Hospital of Hubei University of Arts and Science, Xiangyang Central Hospital, Xiangyang 441021, China; ²Department of Gastroenterology, The Second Affiliated Hospital of Soochow University, Suzhou 215004, China; ³School of Computer Science and Technology, Soochow University, Suzhou 215006, China

Corresponding author: Hu Duanmin, Email: huduanmin2020@163.com

【Abstract】 Objective To construct a classification model for endoscopic ultrasonography (EUS) images of gastrointestinal stromal tumors (GISTs) and leiomyomas (LM) based on deep learning technology, and to verify its value for differential diagnosis. **Methods** From October 2014 to October 2021, 69 patients of GISTs and 73 of LM who underwent EUS and were pathologically confirmed by surgery or endoscopic

DOI: 10.3760/cma.j.cn321463-20231210-00629

收稿日期 2023-12-10 本文编辑 顾文景

引用本文: 郭康丽, 朱建伟, 黄张浩, 等. 深度学习技术对胃肠道间质瘤与平滑肌瘤超声内镜图像的鉴别诊断价值[J]. 中华消化内镜杂志, 2024, 41(6): 449-454. DOI: 10.3760/cma.j.cn321463-20231210-00629.



resection in the Second Affiliated Hospital of Soochow University were retrospectively studied. One clear EUS image with typical lesion was selected for each case. Using the hold-out method, the images of each disease were divided into the training set and the validation set according to the ratio of the number of images in the training set to the number of images in the validation set, which was 8 : 2. Finally, 113 EUS images (55 GISTs and 58 LM) were used to form the training set, and 29 EUS images (14 GISTs and 15 LM) were used to form the validation set. The training set was used to train and optimize the deep learning model, and the validation set was used to verify the classification model. The main observation indicators included the sensitivity, the specificity, the positive predictive value, the negative predictive value and the accuracy of differential diagnosis. **Results** The accuracy of the classification model established by Resnet 34 network structure in the differential diagnosis of GISTs and LM tended to be 0.89, better than the classification model established by Resnet 50 network structure (0.81). The sensitivity, the specificity, the positive predictive value, the negative predictive value and the accuracy of the classification model based on Resnet 34 network structure for differentiating EUS images in the validation set were 85.71% (12/14, 95%CI: 67.38%-100.00%), 93.33% (14/15, 95%CI: 80.71%-100.00%), 92.31% (12/13, 95%CI: 77.82%-100.00%), 87.50% (14/16, 95%CI: 71.30%-100.00%) and 89.66% (26/29, 95%CI: 78.57%-100.00%), respectively. **Conclusion** It is feasible to use deep learning technology in the differential diagnosis of EUS images of GISTs and LM, which can provide auxiliary diagnostic opinions for clinicians. The deep learning model based on Resnet 34 network structure shows higher accuracy in the differential diagnosis of EUS images of GISTs and LM.

【Key words】 Artificial intelligence; Deep learning technology; Endoscopic ultrasonography; Gastrointestinal stromal tumors; Leiomyomas

Fund program: "Promoting Health through Science and Education" Youth Science and Technology Project of Suzhou City (KJXW2019013)

超声内镜检查术(endoscopic ultrasonography, EUS)可以显示胃肠道管壁的结构层次,提供病变的起源、大小、内部回声特点、生长方式、境界清晰与否等信息,据此初步评估病变的性质^[1],在胃肠道上皮下病变的影像学辅助检查方法中具有独特的优势^[2]。但是有些病变的EUS表现相似,如胃肠道间质瘤(gastrointestinal stromal tumors, GISTs)和平滑肌瘤(leiomyomas, LM)在EUS图像上均表现为低回声病灶^[3-4],且两者的起源层次相近,均可来源于黏膜肌层或固有肌层,EUS图像特点具有一定相似性,且EUS对疾病进行诊断依赖于内镜操作者的经验,因此仅依据EUS难以对两者进行鉴别^[5]。EUS引导细针穿刺/活检术对胃肠道上皮下病变的诊断准确性会受到病变的大小、位置以及有无快速现场细胞学评估等因素的影响^[6],且GISTs质地较脆,容易发生破裂和出血,活检有增加肿瘤扩散的风险。因此,需要一种客观、无创、可靠的方法辅助EUS操作者对胃肠道上皮下病变进行鉴别诊断。

随着深度学习算法结构的开发,计算机辅助的图像分析技术已成为医学图像识别领域的一个重要辅助工具,逐渐应用于各种胃肠道内镜领域^[7-9]。目前,国外已有研究利用卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)对EUS图像进行分析,建立分类模型对胰腺癌、慢性胰腺炎等疾病进行鉴别诊断^[10-12]。而国内外关于深度学习技

术在胃肠道上皮下病变EUS图像中的应用较少。为此,本研究回顾性收集本中心经病理确诊的GISTs和LM患者资料,采用深度学习算法对两者的EUS图像进行鉴别,初步探索深度学习技术鉴别GISTs和LM的应用价值,为此后GISTs的临床诊疗提供一个辅助诊断手段。

资料与方法

一、EUS图像收集

纳入标准:(1)2014年10月至2021年10月在苏州大学附属第二医院接受EUS;(2)经外科手术切除或者内镜黏膜下剥离术后病理证实为GISTs或LM。排除标准:(1)行EUS前接受靶向治疗或化疗等辅助治疗者;(2)EUS图像缺如或者图像不清晰者;(3)患者基本信息、临床资料等不完整者。根据纳入标准在本院的影像系统中检索出177例LM/GISTs病例,包括81例GISTs和96例LM病例,其中有35例病例(12例GISTs和23例LM病例)因EUS图像质量不佳或图像缺失被剔除,最终共计142例病例(69例GISTs和73例LM病例)被纳入本次研究。

二、研究方法

1.EUS:本中心采用的超声内镜设备为日本FUJIFILM公司生产,超声内镜主机为日本

FUJIFILM 公司 SU9000 系统。由 1 名操作经验丰富的超声内镜医师实施 EUS, 使用 7.5 或 20 MHz 超声探头, 观察并记录病灶的部位、大小、形态、起源层次、内部回声、表面有无溃疡或糜烂、生长方式、病变境界是否清晰等信息, 利用 EUS 操作部位自带的冻结按钮采集图像, 将 EUS 图像保存在影像学系统里。

2. 图像选择与处理: 由另一名经验丰富的超声内镜医师浏览最终入组的 EUS 图像, 每一个病例选取 1 张清晰且有典型病变的 EUS 图片, 共 142 张 (69 张 GISTs 和 73 张 LM) EUS 图片组成数据集合, 以此作为深度学习模型的图像数据集。将所有 EUS 图像裁剪为统一大小 (224 像素×224 像素), 以适应深度学习模型算法的要求, 同时也可避免图片大小不一致对模型训练结果产生影响。

3. 分类模型训练、优化与验证: Resnet 深度学习网络结构作为当前应用最广泛的 CNN 特征提取网络之一, 具有分类性能高和运行速度快等优势, 因此本研究中以 Resnet 网络结构作为基础结构进行 CNN 模型的训练与开发, CNN 由输入层、卷积层、池化层、全连接层和输出层共 5 个部分组成 (图 1), CNN 模型的优化主要通过训练实现。

将纳入研究的 69 张 GISTs 和 73 张 LM 的 EUS 图片, 利用留出法按训练集图片数比验证集图片数为 8:2 的比例分入训练集和验证集, 最终由 113 张 (55 张 GISTs 和 58 张 LM) EUS 图片组成训练集, 由 29 张 (14 张 GISTs 和 15 张 LM) EUS 图片组成验证集。使用 PyTorch 进行深度学习算法的编辑, 将 EUS 图片作为 CNN 的输入值, 使用的图形处理器为 GeForce RTX 2080Ti, 首先通过卷积层进行特征提取得到特征图, 然后通过池化对特征图进行压缩, 提取主要特征, 通过全连接层将提取到的特征整合起来, 最后经过输出层得到分类结果。输出层引入损失函数量化 CNN 的预测值和真实值之间的误差, 损失函数的输出值即 loss 值。在训练过程中, 将训练中损失函数的结果反向传播, 对 CNN 中

各个节点的权重系数进行更新从而调整优化模型。

随后利用 29 张 (14 张 GISTs 和 15 张 LM) EUS 图片组成的验证集对分类模型的性能进行验证, 计算诊断准确率、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)。

三、统计描述

满足正态分布及近似正态分布的计量资料用 $\bar{x} \pm s$ 表示, 计数资料用频数或频数 (%) 表示。采用调整后的 Wald 方法通过 R 语言 (4.1.2 版本) 计算诊断准确率、灵敏度、特异度、PPV、NPV 的 95% 置信区间 (95% CI)。使用 GraphPad Prism 8.0.2 进行统计结果的图表绘制。

结 果

一、基本情况

最终入组的 142 例病例的一般特征见表 1。

二、数据扩增

利用 Resnet 34 网络结构对训练集中 113 张 EUS 图片进行训练, 训练 100 个轮次后, 损失函数的输出值 (loss 值) 趋于 0.45, 训练后的模型准确率趋于 0.81, 结果欠佳。考虑到深度学习网络模型需要利用较大的数据集进行训练, 才能得到比较好的结果。因此, 通过对 EUS 图像进行旋转、翻转、对局部图像块采用标准化的直方图进行自适应均衡化、通过 $\log$ (对比度调整①)、 sigmoid (对比度调整②) 相关公式改变像素点的值来改变对比度等 (图 2), 将训练集中的数据扩大了 5 倍, 得到 678 张 (330 张 GISTs、348 张 LM) EUS 图片。

使用扩增后的数据集对 Resnet 34 网络结构进行训练, 前 100 个轮次结果显示损失函数的 loss 值趋于 0.08, 训练后的模型准确率趋于 0.85, 模型分类性能较数据扩增前有所提升 (图 3)。

三、不同 Resnet 网络结构的分类性能比较

利用扩增后的图像集合对模型进行训练优化,

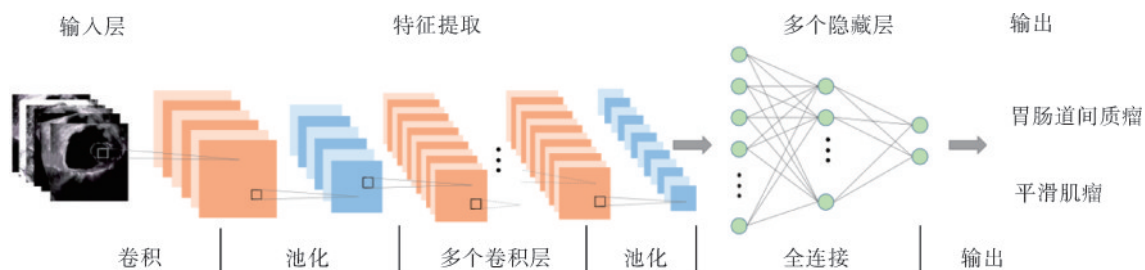


图 1 Resnet 网络结构示意图

表 1 纳入研究病例的一般特征

特征	GISTs(<i>n</i> =69)	LM(<i>n</i> =73)
年龄(岁, $\bar{x}\pm s$)	58.35 $\pm$ 9.52	50.64 $\pm$ 10.04
性别(男/女)	26/43	28/45
病灶长径(mm, $\bar{x}\pm s$)	23.88 $\pm$ 13.12	9.63 $\pm$ 6.21
病灶部位(例)		
食管	1	35
贲门	5	13
贲门胃底交界处	2	0
胃底	19	10
胃底体交界处	2	0
胃体	33	15
胃窦	4	0
胃窦体交界处	3	0
病灶起源(例)		
黏膜肌层	0	26
黏膜下层	3	2
固有肌层	66	45
病灶内部回声(均匀/不均匀)	29/40	61/12
病灶回声强度(例)		
低回声	58	70
中低回声	9	1
混杂回声	2	2
高回声	0	0
病灶形状(例)		
圆形	32	20
椭圆形	20	26
梭形	5	22
不规则形	12	5
病灶内部分叶(无/有)	67/2	72/1
病灶生长方式(例)		
腔内	51	71
腔外	14	1
混合	4	1
病灶边界(清楚/不清楚)	61/8	72/1
病灶表面(例)		
光滑	60	73
溃疡	6	0
糜烂	3	0
病灶内部钙化(无/有)	66/3	72/1
病灶内部液性暗区(无/有)	63/6	72/1

注:GISTs指胃肠道间质瘤;LM指平滑肌瘤

每个训练轮次内进行单次训练的图片集合中包含 32 张 EUS 图片,在训练过程中通过批量归一化避免过拟合,训练次数迭代到 200 次后,模型输出结果趋于稳定,损失函数的 loss 值趋于 0.10,相应的模型分类准确率趋于 0.89。

考虑到 Resnet 50 较 Resnet 34 网络结构的卷积

层数更多,模型更为复杂,在类似研究中应用较多。因此,我们进一步尝试利用 Resnet 50 网络结构进行模型训练,迭代到 200 次时,loss 值趋于 0.04,损失函数输出值较 Resnet 34 网络结构小,但是模型分类准确率仅趋于 0.81,比 Resnet 34 网络结构低(图 4)。因此,本研究中采用 Resnet 34 网络结构构建分类模型。

四、深度学习模型的分类结果

利用训练后的 Resnet 34 网络结构作为分类模型,对验证集中的 EUS 图像进行识别分类,结果显示有 2 张 GISTs 图片被错误分类为 LM 图片,有 1 张 LM 图片被错误分类为 GISTs 图片,该分类模型对 GISTs 与 LM 进行鉴别诊断的灵敏度、特异度、PPV、NPV、准确率分别为 85.71% (12/14) (95%CI: 67.38%~100.00%)、93.33% (14/15) (95%CI: 80.71%~100.00%)、92.31% (12/13) (95%CI: 77.82%~100.00%)、87.50% (14/16) (95%CI: 71.30%~100.00%)、89.66% (26/29) (95%CI: 78.57%~100.00%)。

讨 论

以往关于人工智能在 EUS 图像分析中的应用研究大多关注于胰腺疾病的识别,在上消化道病变中的应用不多。GISTs 来源于 Cajal 的间质细胞,占胃肠道间叶性肿瘤的大多数^[13]。GISTs 患者通常无明显临床症状,病变在上消化道内镜检查时偶然发现。GISTs 具有恶性潜能,有发生肝脏及腹腔转移的风险^[14],需要手术切除^[15]。LM 为良性病变,可以定期随访观察。因此,能否将 GISTs 与 LM 进行准确鉴别,关系着后续治疗方案的制定以及预后的判断。有研究表明,边界不规则、囊性间隙、高回声斑点、异质性、周围淋巴结肿大等特征提示恶性病变^[16-18]。也有研究认为,肿瘤大小和 EUS 特征不能用于术前预测胃 GISTs 的恶性风险^[19]。不同研究的结论不一,究其原因可能是 EUS 对病灶的回声强度、回声均匀性等的评估无具体量化值,操作者对病灶特点的判断有一定的主观性。因此,本研究利用 Resnet 34 网络结构进行训练构建分类模型,结果发现该模型对 GISTs 与 LM 超声内镜图像进行鉴别诊断的灵敏度、特异度、准确率分别为 85.71%、93.33%、89.66%。而既往研究显示 EUS 对 SELs 鉴别诊断准确率为 49%~80%^[20-21],提示深度学习技术可以作为有一种辅助诊断技术帮助临床医师对

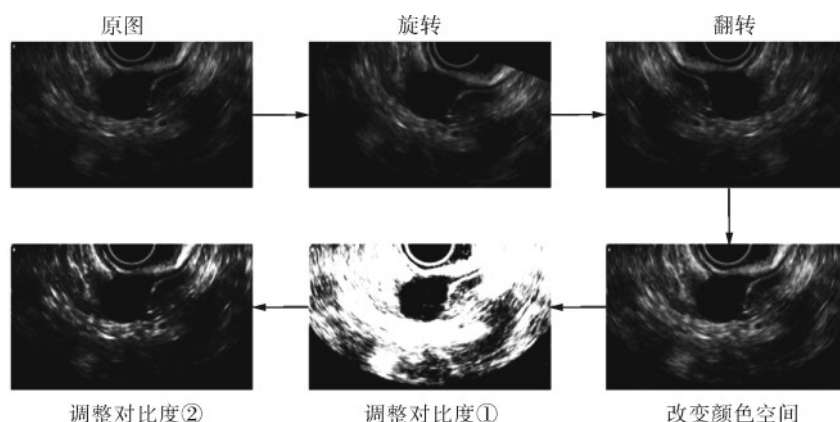


图2 超声内镜图片扩增过程,通过对图片进行旋转、翻转、对局部图像块采用标准化的直方图进行自适应均衡化、通过 $\log$ (对比度调整①)、 sigmoid (对比度调整②)相关公式改变像素点的值来改变对比度,将图片数扩大了5倍

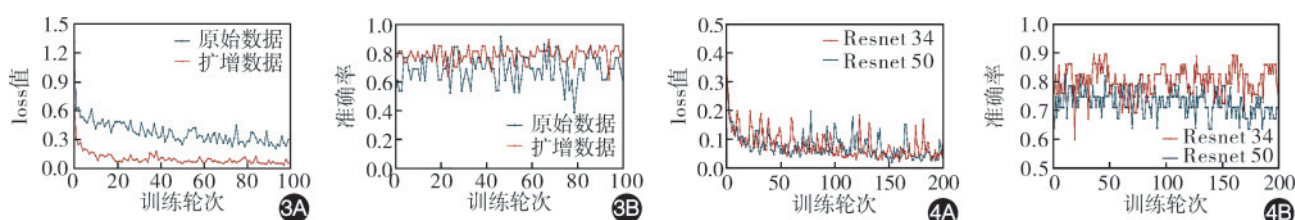


图3 超声内镜图片扩增前后的 Resnet 34 网络结构训练情况对比 3A:数据扩增后损失函数loss值更小;3B:数据扩增后模型分类准确率

更高 图4 训练后的 Resnet 34 和 Resnet 50 网络结构性能对比 4A:训练后 Resnet 50 网络结构的损失函数loss值更小;4B:训练后

Resnet 34 网络结构的分类准确率更高

GISTs 与 LM 进行鉴别。

深度学习技术广泛应用于图像分割、图像检测等图像处理领域,最突出的优势是模拟人脑的神经网络,可以自动检测图像的特征,作出智能决策。相较于EUS操作者的主观判断,利用深度学习技术对EUS图像进行特征分析,可以做出快速、客观的诊断,可以为超声内镜医师,尤其是EUS操作经验欠佳者的诊断提供参考意见。而且相对于EUS引导下的活检获取病理诊断,计算机辅助诊断可以更加快速、无创。

目前对GISTs与LM鉴别诊断的CNN模型中,以Resnet 50网络结构的使用频率最高。基于Resnet 50网络结构的分类模型诊断准确率在86.98%~96.20%^[22-23]。本研究中,我们采用数据扩增的方法,利用678张EUS图像对Resnet 34网络结构进行训练,发现模型的准确率稳定在0.89,与既往的研究结果^[22,24]相一致。随后,我们也尝试了对Resnet 50网络结构进行训练,检测其分类性能,结果发现训练后的Resnet 50网络结构的误差值较Resnet 34低,但是利用Resnet 50网络结构进行图像分类的准确率却低于Resnet 34网络结构。现有的报道中,Seven等^[23]利用1 362张EUS图像,基于Resnet 50网络结构,建立GISTs与LM的鉴别诊断

模型,该模型的灵敏度、特异度、准确率分别为92.00%、64.30%、86.98%。而本研究中,我们利用Resnet 34网络结构构建的分类模型的准确率和特异度均高于上述研究。随后我们分析本研究中Resnet 50网络结构分类结果较差的原因可能为:(1)本研究中纳入的样本量不足;(2)Resnet 50网络结构过于复杂,模型泛化能力差。

本研究也存在一些不足之处:第一,深度学习模型需要利用大量样本进行训练才能得到比较理想的分类结果,而本研究中纳入的研究对象数量相对较少;第二,本研究为回顾性研究,纳入的对象为经手术治疗、有明确病理诊断的GISTs/LM患者,因此存在一定的选择偏倚及住院率偏倚;第三,该研究为单中心研究,需要进一步开展多中心、大样本、前瞻性的研究,评估在不同的医疗中心深度学习模型的诊断性能。

总之,本研究主要对GISTs与LM的EUS图像进行分析,初步探讨了深度学习技术在GISTs与LM的EUS图像鉴别诊断中的应用,结果表明利用基于深度学习技术对GISTs与LM的EUS图像进行鉴别诊断是可行的,但是尚需要进行前瞻性的、多中心的大样本研究进一步验证与优化该分类模型。

利益冲突 所有作者声明不存在利益冲突

作者贡献声明 郭康丽:设计、实施研究,采集、分析数据,论文撰写;朱建伟:设计、实施研究,分析数据,论文修改;黄张浩、刘纯平:模型训练、优化,技术支持;胡端敏:研究设计,数据分析及解读,论文审阅及修改

参 考 文 献

- [1] Sakamoto H, Kitano M, Kudo M. Diagnosis of subepithelial tumors in the upper gastrointestinal tract by endoscopic ultrasonography[J]. *World J Radiol*, 2010,2(8):289-297. DOI: 10.4329/wjr.v2.i8.289.
- [2] Su Q, Peng J, Chen X, et al. Role of endoscopic ultrasonography for differential diagnosis of upper gastrointestinal submucosal lesions[J]. *BMC Gastroenterol*, 2021,21(1):365. DOI: 10.1186/s12876-021-01945-9.
- [3] 中华医学会消化内镜学分会外科学组,中国医师协会内镜医师分会消化内镜专业委员会,中华医学会外科学分会胃肠外科学组.中国消化道黏膜下肿瘤内镜诊治专家共识(2018版)[J].*中华消化内镜杂志*,2018,35(8):536-546. DOI: 10.3760/cma.j.issn.1007-5232.2018.08.002.
- [4] Kim GH, Park DY, Kim S, et al. Is it possible to differentiate gastric GISTs from gastric leiomyomas by EUS? [J]. *World J Gastroenterol*, 2009, 15(27): 3376-3381. DOI: 10.3748/wjg.15.3376.
- [5] Humphris JL, Jones DB. Subepithelial mass lesions in the upper gastrointestinal tract[J]. *J Gastroenterol Hepatol*, 2008, 23(4):556-566. DOI: 10.1111/j.1440-1746.2007.05232.x.
- [6] Rong L, Kida M, Yamauchi H, et al. Factors affecting the diagnostic accuracy of endoscopic ultrasonography-guided fine-needle aspiration (EUS-FNA) for upper gastrointestinal submucosal or extraluminal solid mass lesions[J]. *Dig Endosc*, 2012,24(5):358-363. DOI: 10.1111/j.1443-1661.2012.01243.x.
- [7] Mori Y, Kudo SE, Mohmed H, et al. Artificial intelligence and upper gastrointestinal endoscopy: current status and future perspective[J]. *Dig Endosc*, 2019, 31(4): 378-388. DOI: 10.1111/den.13317.
- [8] Ruffle JK, Farmer AD, Aziz Q. Artificial intelligence-assisted gastroenterology- promises and pitfalls[J]. *Am J Gastroenterol*, 2019,114(3):422-428. DOI: 10.1038/s41395-018-0268-4.
- [9] Visaggi P, de Bortoli N, Barberio B, et al. Artificial intelligence in the diagnosis of upper gastrointestinal diseases [J]. *J Clin Gastroenterol*, 2022, 56(1): 23-35. DOI: 10.1097/MCG.0000000000001629.
- [10] Zhang MM, Yang H, Jin ZD, et al. Differential diagnosis of pancreatic cancer from normal tissue with digital imaging processing and pattern recognition based on a support vector machine of EUS images[J]. *Gastrointest Endosc*, 2010,72(5): 978-985. DOI: 10.1016/j.gie.2010.06.042.
- [11] Tonozuka R, Itoi T, Nagata N, et al. Deep learning analysis for the detection of pancreatic cancer on endosonographic images: a pilot study[J]. *J Hepatobiliary Pancreat Sci*, 2021, 28(1): 95-104. DOI: 10.1002/jhbp.825.
- [12] Ozkan M, Cakiroglu M, Kocaman O, et al. Age-based computer-aided diagnosis approach for pancreatic cancer on endoscopic ultrasound images[J]. *Endosc Ultrasound*, 2016, 5(2):101-107. DOI: 10.4103/2303-9027.180473.
- [13] Chak A. EUS in submucosal tumors[J]. *Gastrointest Endosc*, 2002, 56(4 Suppl): S43-48. DOI: 10.1016/s0016-5107(02)70085-0.
- [14] Miettinen M, Sobin LH, Lasota J. Gastrointestinal stromal tumors of the stomach: a clinicopathologic, immunohistochemical, and molecular genetic study of 1765 cases with long-term follow-up[J]. *Am J Surg Pathol*, 2005, 29(1):52-68. DOI: 10.1097/01.pas.0000146010.92933.de.
- [15] Akahoshi K, Oya M, Koga T, et al. Current clinical management of gastrointestinal stromal tumor[J]. *World J Gastroenterol*, 2018,24(26):2806-2817. DOI: 10.3748/wjg.v24.i26.2806.
- [16] Kim SM, Kim EY, Cho JW, et al. Predictive factors for differentiating gastrointestinal stromal tumors from leiomyomas based on endoscopic ultrasonography findings in patients with gastric subepithelial tumors: a multicenter retrospective study[J]. *Clin Endosc*, 2021,54(6):872-880. DOI: 10.5946/ce.2021.251.
- [17] Ji F, Wang ZW, Wang LJ, et al. Clinicopathological characteristics of gastrointestinal mesenchymal tumors and diagnostic value of endoscopic ultrasonography[J]. *J Gastroenterol Hepatol*, 2008, 23(8 Pt 2): e318-324. DOI: 10.1111/j.1440-1746.2008.05322.x.
- [18] Franco MC, Schulz RT, Maluf-Filho F. Opinion: how to manage subepithelial lesions of the upper gastrointestinal tract?[J]. *World J Gastrointest Endosc*, 2015,7(18):1262-1267. DOI: 10.4253/wjge.v7.i18.1262.
- [19] Kim MN, Kang SJ, Kim SG, et al. Prediction of risk of malignancy of gastrointestinal stromal tumors by endoscopic ultrasonography[J]. *Gut Liver*, 2013, 7(6): 642-647. DOI: 10.5009/gnl.2013.7.6.642.
- [20] Rösch T, Kapfer B, Will U, et al. Accuracy of endoscopic ultrasonography in upper gastrointestinal submucosal lesions: a prospective multicenter study[J]. *Scand J Gastroenterol*, 2002,37(7):856-862.
- [21] Reddymasu SC, Oropeza-Vail M, Pakseresht K, et al. Are endoscopic ultrasonography imaging characteristics reliable for the diagnosis of small upper gastrointestinal subepithelial lesions? [J]. *J Clin Gastroenterol*, 2012, 46(1): 42-45. DOI: 10.1097/MCG.0b013e318226af8e.
- [22] Yang X, Wang H, Dong Q, et al. An artificial intelligence system for distinguishing between gastrointestinal stromal tumors and leiomyomas using endoscopic ultrasonography[J]. *Endoscopy*, 2022,54(3):251-261. DOI: 10.1055/a-1476-8931.
- [23] Seven G, Silahatoglu G, Seven OO, et al. Differentiating gastrointestinal stromal tumors from leiomyomas using a neural network trained on endoscopic ultrasonography images [J]. *Dig Dis*, 2022,40(4):427-435. DOI: 10.1159/000520032.
- [24] Kim YH, Kim GH, Kim KB, et al. Application of a convolutional neural network in the diagnosis of gastric mesenchymal tumors on endoscopic ultrasonography images [J]. *J Clin Med*, 2020,9(10): 3162. DOI: 10.3390/jcm9103162.

SonoScape 开立

广告

HD-580

镜之所及 芯之所向



IE

图像质量
跨越式提升

MS

多核心
异构系统

DI

光学染色
技术升级

NGE

镜体性能
优化

染色革新 多光谱技术

助力消化系统早期疾病快速筛查、诊断



SFI-1



SFI-2



SFI-3



VIST-1



VIST-2



VIST-3

深圳开立生物医疗科技股份有限公司
SONOSCAPE MEDICAL CORP.
地址：深圳市南山区粤海街道麻岭社区高新中区科技
中2路1号深圳软件园（2期）12栋201、202
电话：86-755-26722890

网站：www.sonoscape.com.cn
邮箱：sonoscape@sonoscape.net
禁忌内容或者注意事项详见说明书
粤械广审（文）第240604-00839号

注册证编号
医用内窥镜图像处理器 粤械注准20182061081
医用内窥镜冷光源 粤械注准20192061100
电子上消化道内窥镜 粤械注准20232061825
电子下消化道内窥镜 粤械注准20232062125

硫酸镁

散剂

MAGNESIUM SULFATE

国药准字H13022977



【适应症】

- 1.用于急性便秘，食物中毒或药物中毒时清洗肠道。
- 2.肠内异常发酵引起的下腹胀胀，还可与驱虫药合用。

【药理毒理】本品为缓泻类药品

本品给药途径不同呈现不同药理作用。

- 1、本品为容积性泻药。口服不易被肠道吸收，停留在肠腔内，使肠内容积的渗透压升高，阻止肠内水份的吸收，同时将组织中的水份吸收到肠腔中来，使肠内容积增大，对肠壁产生刺激，放射性的增加肠蠕动而导泄。
- 2、利胆作用，口服高浓度（33%）硫酸镁溶液，或用导管直接灌入十二指肠，可刺激十二指肠粘膜，反射性的引起总胆管括约肌松弛，胆囊收缩，促进胆囊排空，产生利胆作用。
- 3、消炎去肿，本品50%溶液外用热敷患处，有消炎去肿的功效

【不良反应】导泄时如服用浓度过大的溶液，可自组织中吸取大量水份而导致脱水，因此宜清晨空腹服用，并大量饮水，以加速导泄作用并缓解脱水。

【禁忌】尚不明确。

立美无限 舒通未来



武罗药业

WUOLOVE PHARMACEUTICAL

河北武罗药业有限公司

请仔细阅读说明书并在医师指导下使用

本广告仅供医学药学专业人士阅读