

# 基于增强计算机断层扫描深度学习模型 检测胃左动脉变异的初步研究

向瑾,付广,张静,张晓宁,张劭\*

南华大学附属第一医院 胃肠外科,湖南 衡阳 421001

**【摘要】** **目的** 利用增强螺旋计算机断层扫描(computed tomography, CT)影像数据,探讨卷积神经网络深度学习模型在胃左动脉变异检测方面的可行性。**方法** 回顾性选取2019年1月至12月在南华大学附属第一医院行增强螺旋CT的305例门诊患者的影像学资料。通过医生阅读患者的增强CT血管图像,对变异胃周动脉进行分类并标注。将所有数据随机分为五组,4个训练组,1个测试组。构建分类-检测级联框架模型对数据进行深度学习,计算平均曲线下面积(area under the curve, AUC)、查全率、查准率和准确率评估该模型的性能。**结果** 共39例患者存在胃左动脉变异血管,胃左动脉变异发生率约12.8%。最常见的2种变异类型是胃左动脉发出替代肝左动脉(12/305,3.9%)和副肝左动脉(13/305,4.3%),而胃左动脉缺如的现象比较罕见(2/305,0.7%)。分类网络深度学习模型五组的平均AUC、查全率、查准率、准确率分别为0.82、73.3%、78.2%、79.0%,检测网络深度学习模型五组的平均AUC、查全率、查准率、准确率分别为0.87、65.6%、87.7%、77.8%。**结论** 与胃左动脉相关的变异血管中,替代/副肝左动脉最为常见。构建的卷积神经网络深度学习模型具有较好的胃左动脉变异检测效能。

**【关键词】** 深度学习; 血管变异; 胃左动脉; 肝总动脉; 替代/副肝左动脉

## Preliminary study of detecting variations in the left gastric artery using a deep learning model based on enhanced computed tomography imaging

Xiang Jin, Fu Guang, Zhang Jing, Zhang Xiaoning, Zhang Shao\*

Department of Gastrointestinal Surgery, the First Affiliated Hospital of South China University, Hengyang 421001, Hunan, China

\*Corresponding author; Zhang Shao, E-mail: omegai@163.com

**【Abstract】** **Objective** To explore the feasibility of using a convolutional neural network deep learning model to detect variations in the left gastric artery by utilizing enhanced spiral computed tomography (CT) imaging data. **Method** 305 outpatient cases who underwent enhanced spiral CT scanning from January to December 2019 at the First Affiliated Hospital of South China University were retrospectively selected. The doctors read the enhanced CT angiogram images of the patients to classify and label variants of the left gastric artery. All data were randomly divided into five groups: four training groups and one testing group. A classification-detection cascaded framework model was constructed to perform deep learning on the data and obtain the average area under the curve (AUC), recall, precision and accuracy to evaluate the performance of the model. **Result** There were 39 cases of variation in blood vessels related to the left gastric artery, with an incidence rate of approximately 12.8%. The two most common types of variation were the left gastric artery branching off to the replaced left hepatic artery (12/305, 3.9%) and the accessory left hepatic artery (13/305, 4.3%). Absence of the left gastric artery was relatively rare (2/305, 0.7%). The average AUC, recall,

基金项目:湖南省自然科学基金(2023JJ40581)

\*通信作者:张劭, E-mail: omegai@163.com

precision and accuracy of the classification network deep learning model for the five groups were 0.82, 73.3%, 78.2% and 79.0%, respectively. The average AUC, recall, precision and accuracy of the detection network deep learning model for the five groups were 0.87, 65.6%, 87.7% and 77.8%, respectively. **Conclusion** The replaced/accessory left hepatic artery is the most common variation related to the left gastric artery. The constructed convolutional neural network deep learning model has good performance in detecting variations in the left gastric artery.

**【Key words】** Deep learning; Vascular variation; Left gastric artery; Common hepatic artery; Replaced/accessory left hepatic artery

胃癌是一种在我国高发并且具有高死亡率的恶性肿瘤,外科手术是其主要的治疗手段之一<sup>[1-2]</sup>。在腹腔镜下行胃切除以及D2淋巴结清扫术已被证明是一种有效且可行的胃癌治疗方法<sup>[3-5]</sup>。与传统的开腹胃癌根治术相比,腹腔镜胃癌根治术具有明显的微创优势和良好的近期疗效,并且已经在包括我国在内的许多国家得到广泛应用<sup>[1-5]</sup>。然而,相较于开腹手术,腹腔镜手术在视觉上存在一定的局限性,这使得在腹腔镜下寻找并确认胃周血管和淋巴结清扫成为了手术难点<sup>[6]</sup>。

胃周动脉的解剖结构因人而异,与上腹部的器官供血有密切关联,淋巴液回流也存在多种途径。研究表明,10%~15%的人存在胃周动脉变异<sup>[7-9]</sup>。在手术中,动脉变异会对淋巴结清扫造成影响,增加手术难度、延长手术时间和增加术后并发症,并最终影响胃癌手术的根治效果<sup>[10-12]</sup>。因此,在手术前掌握患者变异血管的分布和走行,适当调整手术方案,不仅可以减少手术并发症,提高根治手术的效果,还能保护周围器官的血流供应,对手术具有重要的参考价值<sup>[13]</sup>。

胃左动脉是胃的主要供血血管之一,正常起源于腹腔干,是腹腔干的最小分支,沿胃小弯走行并发出数支食管支及胃支,分别于贲门及骨角切迹处与胸主动脉食管支及胃右动脉吻合。它是胃部最大的供血动脉,其走行和变异情况对肝脏、胃、胰腺等器官的外科手术及介入治疗有着极大的影响<sup>[8, 14]</sup>。例如,起源于胃左动脉的副肝左动脉是一种常见变异。如果这一重要的变异血管在术前和术中未能被发现,那么在手术过程中极有可能误伤副肝左动脉,从而导致肝功能异常、肝脓肿、胆汁瘤等严重的手术并发症<sup>[15]</sup>。

目前关于腹腔血管变异的研究主要集中在腹腔干、肝总动脉及肠系膜上动脉,但对胃左动脉起源变异的研究相对较少,至今仍缺乏统一的分型标准。胃左动脉变异率在不同研究中差异较大,报

道最低的变异率是2.8%,最高的变异率是13.7%,这可能与其观测技术和分型方法不同有关<sup>[16-18]</sup>。既往涉及胃左动脉变异的研究主要根据Michels<sup>[19]</sup>和Hiatt等<sup>[20]</sup>提出的分型标准进行分型。但这2种分型标准主要关注的是肝总动脉的变异,并未专门针对胃左动脉变异进行分类,同时也未将一些胃左动脉起源变异类型包括在内<sup>[19-20]</sup>。最近一项关于胃左动脉变异的研究纳入了1500例患者的计算机断层扫描(computed tomography, CT)影像资料,通过统计分析将胃左动脉变异分成10种类型,但仍有部分变异未能纳入分型中,可见胃左动脉变异复杂多样,应受到临床医生的重点关注<sup>[21]</sup>。

多层螺旋CT是研究动脉变异的常用方法之一,具有扫描时间短、操作简便、经济实用且无创的优点,还具有很高的时间和空间分辨率,并可利用计算机进行三维影像重建,得到靶血管解剖结构的图像<sup>[22]</sup>。同时,多层螺旋CT是胃癌术前推荐的最常用影像学检查,但是其阅读和解释仍需要专业的医学知识和经验,而且费时费力。

目前临床上急需一种快速准确识别胃左动脉变异的工具。利用卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)构建的深度学习模型已经广泛应用于辅助临床诊断<sup>[23-25]</sup>,但CNN在变异血管的研究和识别方面仍少有报道。CNN模型在处理图像数据上具有显著的优势,它可以自动学习和提取图像的特征,对图像进行深度分析和理解。通过训练CNN模型,可以使其自动识别和标注CT图像中的血管病变,大大提高诊断的准确性和效率,减少遗漏和误判<sup>[26-28]</sup>。由此可见,基于CT和CNN模型的深度学习方法有望减少因未能准确识别血管变异而引起的并发症和不良预后,为腹部手术的临床实践带来重要价值。本研究旨在探究使用CNN构建胃左动脉变异检测模型的可行性,以指导胃癌手术时的精细解剖,从而减少术后并发症。

## 1 资料与方法

### 1.1 研究对象

回顾性选取2019年1月至12月在南华大学附属第一医院行腹部增强CT的影像学资料。纳入标准:①既往无任何腹部手术外伤史;②腹部无重大疾病影响腹部血管走行或导致血管辨认不清,如胃癌、肝癌、腹部占位等侵犯、压迫血管,造成血管走行不清且改变了原有位置;③腹部增强CT血管影像显示无伪影。排除标准:①腹部增强CT质量较差影响阅片的;②不属于胃左动脉相关变异的其他变异病例。根据以上纳入和排除标准,共纳入305例患者,患者年龄17~85岁,其中男性162例,女性143例。调查数据使用获得南华大学附属第一医院伦理委员会批准(伦理批准号:2019LL0322002)。

### 1.2 检查方法

采用飞利浦 Brilliance 64 通道螺旋 CT, 取仰卧位, 头足方向扫描。范围为上腹部(膈顶至肾下级), 三期(平扫、增强动脉期及静脉期)扫描。参数:管电流 250 mA、管电压 120 kV, 层间距 0.5 mm, 层厚 0.5 mm, 矩阵 512×512, 重建速率 20 幅/s。平扫后使用碘海醇进行对比增强, 结果传至影像归档和通信系统 (picture archiving and communication system, PACS)。医生通过多平面重建、最大密度投影、曲面重建、容积再现等图像处理技术, 显示血管走行、变异位置, 并在每个层面对整个变异血管进行标记, 观察 3D 血管重建图像以确认是否存在血管变异, 并按照 Michels 分型标准进行分型。

Michels 分型标准是一种用于描述肝动脉变异的分类系统, 将肝动脉变异分为替代肝动脉和副肝动脉两大类, 共包含 10 种类型 (I 型: 正常型, 即肝总动脉起源于腹腔动脉干, 发出肝固有动脉及胃十二指肠动脉, 前者继续分出胃右动脉及肝左、右动脉。II、III、IV 型: 替代肝动脉, 即替代了正常同名肝动脉供血的变异肝动脉。V、VI、VII 型: 副肝动脉, 即正常肝动脉仍然存在, 只参与正常同名肝动脉分布区域内一部分血供的变异肝动脉。VIII 型: 替代肝动脉和副肝动脉 2 种变异同时存在。IX、X 型: 肝总动脉起源异常)<sup>[19]</sup>。

### 1.3 模型构建

本文提出了一种结合分类与检测技术的级联框架, 旨在从 CT 图像中自动识别并定位潜在的血管变异区域 (图 1)。该框架首先利用 ResNetv2-50 网络作为分类网络, 对 CT 图像层进行初步筛选, 标记出可能含有血管变异的图像层。随后, 对于分类网络判定为“可能变异”的图像层, 进一步采用 Faster R-CNN-r50-FPN 架构的检测网络进行精细分析, 以确定血管变异的具体位置<sup>[29]</sup>。

#### 1.3.1 分类网络构建与训练

网络架构: 分类网络基于深度残差网络 ResNetv2-50 构建, 该网络通过引入残差连接有效解决了深层网络训练中的梯度消失/爆炸问题, 提高了模型的学习能力和泛化能力。

训练设置: 在 PyTorch 0.4.1 环境下, 使用单张 NVIDIA RTX 2080ti GPU 进行训练。训练过程中, 采用 Adam 优化器, 学习率设置为  $3e-4$ , 以确保模型稳定且高效地收敛。训练周期设定为 50, 通过

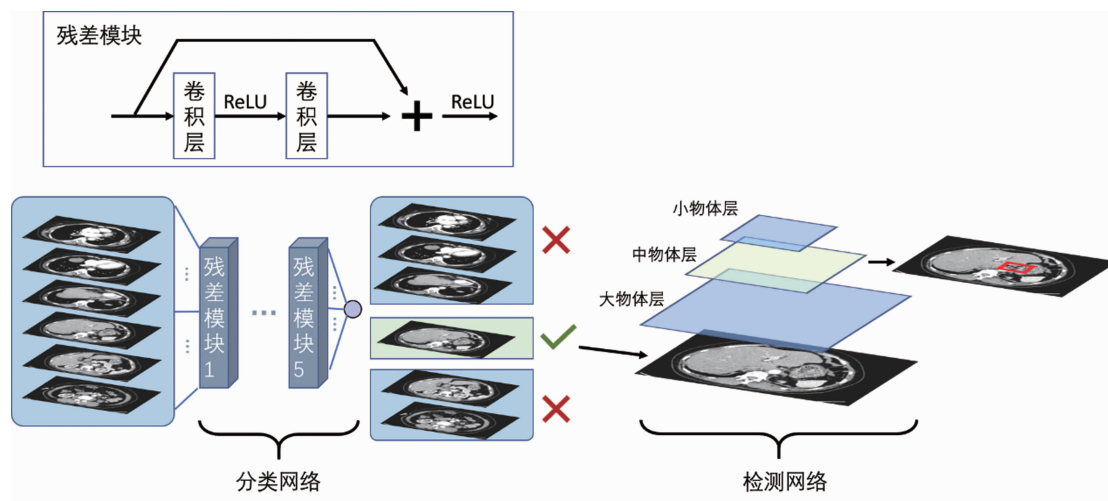


图 1 分类-检测级联框架模型构建示意图

注: ReLU, 线性整流函数。

多次迭代优化网络权重,使模型能够准确区分正常与可能变异的CT图像层。

### 1.3.2 检测网络构建与训练

**网络架构:**检测网络采用Faster R-CNN框架,并集成ResNet-50作为特征提取器,辅以特征金字塔网络(feature pyramid networks, FPN)以增强多尺度特征提取能力。该架构能够高效地检测图像中的目标区域,并预测其边界框及置信度。

**训练框架:**利用上海人工智能研究院开源的MMDetection框架,采用默认参数配置对检测网络进行训练。MMDetection提供了丰富的预训练和调试工具,确保了训练过程的便捷性和高效性。

**输入与输出:**检测网络的输入为分类网络筛选出的可能变异CT图像层,输出为预测的血管变异位置框及其对应的置信评分。

### 1.3.3 实验环境与数据

所有实验均在配备单张NVIDIA RTX 2080ti GPU的服务器上完成,利用PyTorch 0.4.1进行模型训练和测试。数据集方面,本研究采用了包含正常与变异CT图像层的305例患者数据,通过严格的预处理步骤确保数据的质量。

### 1.4 数据分析

使用Python软件,采用5折交叉验证方法对机器学习模型进行评估:将305例患者的CT图像数据集划分为5个大小相等的子集,每次使用4个子集作为训练组,1个子集作为测试组。这个过程重复5次,每次选择不同的子集作为测试组,计算查准率、查全率和准确率,最后将5次性能评估结果取平均值,以得到模型的最终性能评估结果。其中,准确率=(真阳性+真阴性)/总体,查准率=真阳性/(真阳性+假阳性),查全率=真阳性/(真阳性+假阴性)。通过计算各种阈值设置下的真、假阳性率,创建受试者操作特征曲线(receiver operating characteristic curve, ROC曲线),并计算相应的精度和曲线下面积(area under the curve, AUC)。

## 2 结果

### 2.1 胃周动脉血管影像学分类

本研究共观察305例患者的增强CT血管图像,其中Michels I、II、V、VI型分别为262、12、5、8例,未发现III/IV型病例。另发现胃左动脉缺如2例,肝总动脉缺如1例,肠系膜上动脉发出胃网膜右动脉2例及其他13例(表1)。

涉及胃左动脉变异的共39例,胃左动脉变异发生率约12.8%,具体分类见表2。最常见的2种变异类型是胃左动脉发出替代肝左动脉(12/305,3.9%)和副肝左动脉(13/305,4.3%),而胃左动脉缺如的现象比较罕见(2/305,0.7%)。另外,有1例患者术前增强CT血管三维重建提示肝总动脉发出胃左动脉(图2A),且术中被证实(图2B)。

表1 305例患者的胃周血管分型

血管类型	例数	构成比(%)
Michels I型	262	85.9
Michels II型	12	3.9
Michels III型	0	0
Michels IV型	0	0
Michels V型	5	1.6
Michels VI型	8	2.6
胃左动脉缺如	2	0.7
肠系膜上动脉发出胃网膜右动脉	2	0.7
肝总动脉缺如	1	0.3
其他	13	4.3

表2 305例患者的胃左动脉变异分型

血管变异类型	例数	构成比(%)
脾动脉发出胃左动脉	5	1.6
腹主动脉发出胃左动脉	4	1.3
肝总动脉发出胃左动脉	3	1.0
胃左动脉发出副肝左动脉	13	4.3
胃左动脉发出替代肝左动脉	12	3.9
胃左动脉缺如	2	0.7

### 2.2 分类-检测网络模型的性能评估

将本次研究对象纳入模型中,上腹部CT层数260层,其中训练组4组,测试组1组。分类网络深度学习模型五组的平均查全率、查准率、正确率分别为73.3%、78.2%、79.0%(表3),检测网络深度学习模型五组的平均查全率、查准率、正确率分别为65.6%、87.7%、77.8%(表4)。分类网络深度学习模型五组的平均AUC=0.82,检测网络深度学习模型五组的平均AUC=0.87,2个模型检测性能良好(图3)。

## 3 讨论

上腹部器官血管发育源于胚胎发育过程中原肠的旋转和融合,毗邻器官血管分支分布最为密集。源自腹腔动脉及肠系膜上动脉的血管之间常有交通吻合。胃左血管变异无疑增加了胃癌手术

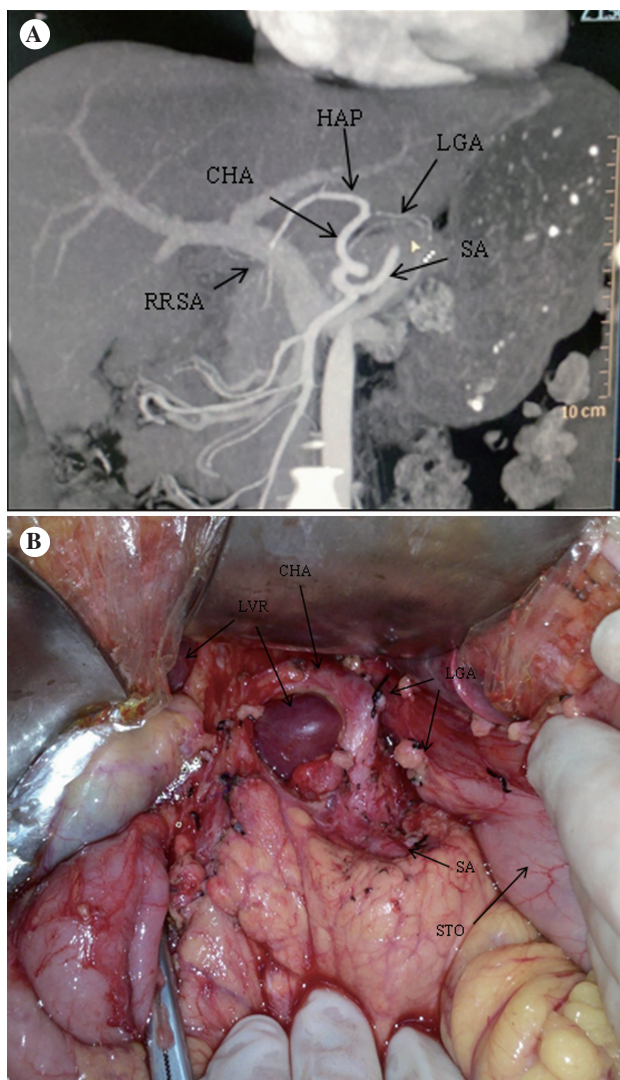


图2 肝总动脉发出胃左动脉的术前影像图像和术中图片  
注:A,术前计算机断层扫描血管造影图;B,术中解剖图。  
HAP,肝固有动脉;LGA,胃左动脉;SA,脾动脉;CHA,肝总动脉;RRSA,右肾上动脉;LVR,肝脏;STO,胃。

表3 5折交叉验证分类网络深度学习模型的结果

项目	查全率(%)	查准率(%)	准确率(%)	AUC
第1组	82.6	75.3	81.4	0.89
第2组	77.3	73.6	81.3	0.88
第3组	70.2	77.7	75.6	0.75
第4组	64.7	82.1	78.7	0.81
第5组	71.9	82.3	78.1	0.79
平均	73.3	78.2	79.0	0.82

表4 5折交叉验证检测网络深度学习模型的结果

项目	查全率(%)	查准率(%)	准确率(%)	AUC
第1组	70.0	92.8	85.2	0.90
第2组	70.5	93.9	81.6	0.90
第3组	66.2	94.8	81.5	0.87
第4组	64.2	78.5	70.1	0.84
第5组	56.9	78.4	70.7	0.86
平均	65.6	87.7	77.8	0.87

的难度。本文系统研究了胃左动脉变异的类型,对临床医生开展胃部手术提供了有价值的参考信息。同时,本研究数据表明,基于腹部增强CT图像构建的胃周血管检测深度学习模型对于胃左动脉及替代/副肝左动脉等罕见变异具有较好的检测效能,有望术前快速准确识别胃左血管变异,帮助手术医生进行手术规划,减少手术并发症的发生<sup>[9,12]</sup>。

基于深度CNN的技术广泛应用在临床医学图像分析中,本研究将变异血管定位分为2个子任务,用2个子网络分别完成。ResNetv2-50网络完成层定位功能,Faster R-CNN-r50-FPN网络检测可能出现的变异层。基于“残差学习”的概念,该网络在较小的数据集上也能取得良好的效果,

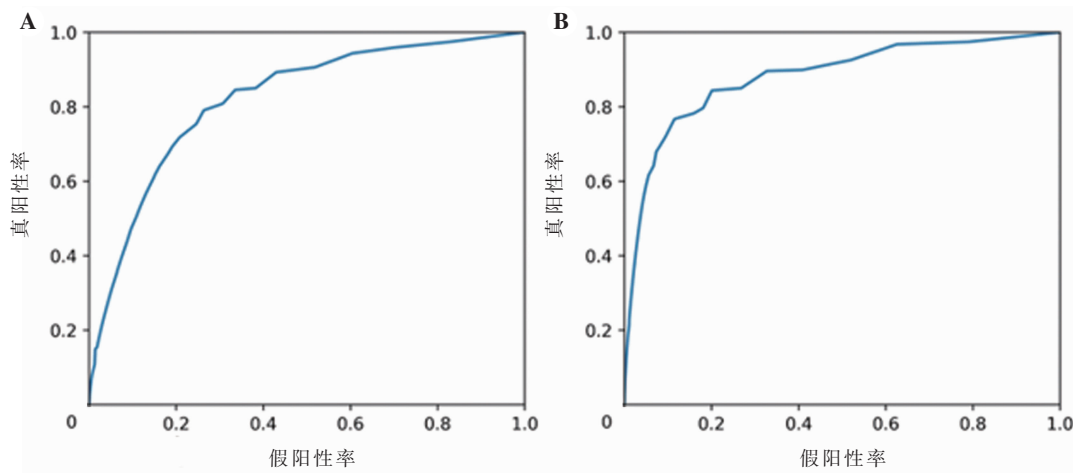


图3 分类-检测网络深度学习模型的ROC曲线

注:A,分类网络深度学习模型;B,检测网络深度学习模型。

不仅减少了深度学习网络的训练时间和程序的运行时间,也降低了检测网络的判断难度和训练难度,增加分析的准确率。

5折交叉验证方法评估该模型的检测性能良好,并发现分类和检测网络的第1组和第2组的AUC较高,不排除模型过拟合的原因。受研究中部分动脉期和静脉期CT图像显像数据混合、训练数据相对较少等影响,导致模型的过拟合<sup>[30]</sup>。后续需扩大研究的样本量,提高图像高通量数据的质量,过拟合现象将得到改善。

本研究模型也存在一定的局限性。第一,该模型的准确性可能受到扫描设备、检查方法和操作经验的限制。不同的CT设备、不同的检查参数和医生的操作经验可能会影响图像的质量和分辨率,进而影响模型的训练和判断。第二,缺乏外部验证。本研究只使用了单一数据集进行训练和验证,缺乏外部数据的测试和验证。第三,没有前瞻性验证。由于该模型是基于已有的回顾性数据进行训练的,因此其预测能力还需要进行大规模前瞻性的研究验证。

从微创腔镜外科到目前的机器人手术,淋巴结清扫范围是否足够、术中异常出血、肝叶缺血等,一直受胃肠外科医师的关注。临床上缺乏对胃左血管变异的术前分型评估和术中实时评估。本研究观察到胃左动脉相关变异率为12.8%,与既往研究发现的变异率接近<sup>[16-18]</sup>。本研究将胃左动脉变异细分为6型,其中,脾动脉发出胃左动脉、胃左动脉发出替代肝左动脉、肝总动脉发出胃左动脉具有手术解剖指导意义。

本研究没有发现变异率低的Michels III/IV型病例,可能与研究病例数少有关。本研究有18例未被纳入Michels分型,可见此分型具有局限性,并不能全面囊括胃左动脉变异的类型。随着机器学习和人工智能的进步,有望构建更强大的学习模型,通过数十万甚至百万的高通量高质量的影像数据学习,提升解剖变异的观察、分析和判断能力。

综上所述,本研究证实胃左动脉常发生变异,构建基于腹部增强CT图像的深度学习模型可以快速准确地识别变异血管,有望帮助手术医生进行手术规划。

## 参考文献

- [1] PARK SH, KIM A, KWON Y, et al. 腹腔镜胃癌手术的历史与展望 [J]. 中华消化外科杂志, 2020, 19(5): 496-504.
- [2] 李国新. 胃癌外科 2021 年研究进展及学科展望 [J]. 中华胃肠外科杂志, 2022, 25(1): 15-21.
- [3] HUANG C, LIU H, HU Y, et al. Laparoscopic vs Open Distal Gastrectomy for Locally Advanced Gastric Cancer: Five-Year Outcomes From the CLASS-01 Randomized Clinical Trial [J]. JAMA Surg, 2022, 157(1): 9-17.
- [4] 周志豪, 王志雄, 黄嘉华, 等. D2+淋巴结清扫术在进展期下 1/3 胃癌的预后价值 [J/CD]. 消化肿瘤杂志(电子版), 2021, 13(3): 199-202, 236.
- [5] 陈勇, 何冬雷, 梁月祥, 等. 腹腔镜手术治疗早期胃癌的临床研究 [J/CD]. 消化肿瘤杂志(电子版), 2020, 12(1): 60-63.
- [6] 蔡天翼, 刘凤林. 荧光腹腔镜在胃癌淋巴结清扫中的应用价值及难点剖析 [J]. 中华胃肠外科杂志, 2022, 25(4): 295-299.
- [7] 邓圣军, 陈伟, 周承汇, 等. 腹腔干解剖变异及其临床联系 [J]. 中国普通外科杂志, 2017, 26(5): 636-642.
- [8] 彭东, 袁超, 程雨曦, 等. 胃癌周围动脉的变异及其在临床手术中的意义 [J]. 重庆医科大学学报, 2022, 47(9): 1074-1078.
- [9] 宋彬, 杜娟, 舒振波, 等. 远端胃癌 D2 根治术中影响手术的腹腔干变异及其意义 [J]. 中国现代手术学杂志, 2016, 20(1): 9-10.
- [10] 刘成禹, 李华. 胃左动脉走行变异及其研究进展 [J]. 中国研究型医院, 2018, 5(1): 17-20.
- [11] 闫文锋, 孙培春, 吴刚, 等. 3D-CT 模拟影像描述胃周动脉变异对腹腔镜全胃切除术的指导作用 [J]. 中华胃肠外科杂志, 2021, 24(2): 173-178.
- [12] 朱进, 刘特, 凌人男, 等. CTA 显示胃周动脉及其变异在胃癌术前评价中的应用价值 [J]. 临床放射学杂志, 2011, 30(8): 1150-1152.
- [13] 汪天时, 臧义丰. 胃周动脉三维重建在腹腔镜远端胃癌 D2 根治术中的临床意义 [J]. 中国现代普通外科进展, 2020, 23(10): 792-796.
- [14] 贺辉, 陈博, 陈廷港, 等. 多层螺旋 CT 及胃左动脉 CTA 在胃贲门癌介入治疗的应用价值 [J]. 浙江临床医学, 2019, 21(1): 26-28.
- [15] 王林, 张海涛, 顾海亮, 等. 副肝左动脉在腹腔镜胃癌根治术中的临床意义 [J]. 中国普外基础与临床杂志, 2016, 23(9): 1101-1105.
- [16] 步军, 全显跃, 梁文. MSCT 血管成像对胃左动脉解剖

- 变异研究的临床意义 [J]. 中国医药指南, 2011, 9(20): 247-249.
- [17] 李家开, 张金山. 肝-胃动脉的解剖学基础及其在肝癌经导管动脉内化疗栓塞中的意义[J]. 中华放射学杂志, 2001, 35(12): 892-897.
- [18] 刘丽, 李为民, 李强, 等. MSCT 血管造影探讨胃左动脉解剖变异及临床意义 [J]. 牡丹江医学院学报, 2013, 34(4): 18-21.
- [19] MICHELS NA. Newer anatomy of the liver and its variant blood supply and collateral circulation [J]. Am J Surg, 1966, 112(3): 337-347.
- [20] HIATT JR, GABBAY J, BUSUTTIL RW. Surgical anatomy of the hepatic arteries in 1000 cases [J]. Ann Surg, 1994, 220(1): 50-52.
- [21] 程诚, 张春来, 唐双玥, 等. MSCT 血管成像对胃左动脉起源变异的分型 [J]. 中国介入影像与治疗学, 2017, 14(10): 627-631.
- [22] 刘超, 黄源, 林进令. 多层螺旋 CT 血管造影在胃癌规范性根治术前评估中的价值[J]. 中国普外基础与临床杂志, 2011, 18(4): 441-445.
- [23] LAKHANI P, SUNDARAM B. Deep Learning at Chest Radiography: Automated Classification of Pulmonary Tuberculosis by Using Convolutional Neural Networks [J]. Radiology, 2017, 284(2): 574-582.
- [24] SHELFHAMER E, LONG J, DARRELL T. Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation [J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2017, 39(4): 640-651.
- [25] 黄继鹏, 史颖欢, 高阳. 面向小目标的多尺度 Faster-RCNN 检测算法[J]. 计算机研究与发展, 2019, 56(2): 319-327.
- [26] 胡英, 付美涵. 基于三维全卷积神经网络的肝脏血管分割 [J]. 计算机应用与软件, 2022, 39 (10): 217-223, 237.
- [27] 纪玲玉, 高永彬, 蔡清萍, 等. 基于改进卷积神经网络的腹部动脉血管分割 [J]. 计算机工程与科学, 2021, 43(11): 1986-1993.
- [28] 秦志光, 陈浩, 丁熠, 等. 基于多模态卷积神经网络的脑血管提取方法研究 [J]. 电子科技大学学报, 2016, 45(4): 573-581.
- [29] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks [J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [30] 任义丽, 罗路. 卷积神经网络过拟合问题研究[J]. 信息系统工程, 2019, (5): 140-142.
- [31] 林进令, 刘黄. 源自肠系膜上动脉的变异肝动脉在胃癌 D2 根治术中的应用[J]. 中华外科杂志, 2011, (4): 295-298.

收稿日期: 2024-07-10