·腹部影像学 ·

基于深度学习在 CT 图像上分割胆囊的研究

高越,王可欣,张耀峰,孙玉梦,张晓东,王霄英

【摘要】目的:基于深度学习方法训练模型,研究其用于腹部 CT 图像上分割胆囊并自动测量的可 行性。方法:从本院 PACS 系统搜集 2016年1月12日至 2021年5月28日行腹部 CT 检查的患者,从 中选取 1154 位患者的 1181次 CT 检查图像,共得到 2559个图像序列用于训练模型。由 2 位影像科医 师标注胆囊,将全部数据按 8:1:1的比例随机分为训练集(n=2043)、调优集(n=245)和测试集(n= 271),训练 3D U-net 模型分割胆囊并自动测量。另搜集 2022年9月10-19日的腹部 CT 扫描图像, 随机选取共 141 位患者的 141次检查的 270个图像序列作为外部验证数据集。以外部验证集的预测结 果评价模型的效能。使用 Dice 相似系数(DSC)、体积相似度(VS)和 Hausdorff 距离(HD)定量评价模 型分割胆囊区域的效能。使用 Bland-Altman 分析评价模型自动测量的胆囊体积、径线、平均 CT 值与 医师标注测量值的一致性。结果:外部验证集的 DSC、VS、HD 分别为 0.980(0.970,0.980)、0.990 (0.990,1.000)、1.69(1.27,2.45)mm,各数据集之间 DSC、VS和 HD 的差异均有统计学意义(P 均< 0.001)。外部验证集中模型预测和 医师标注测量的胆囊体积、CT 值、三维径线的 95%一致性界限 (LoA)的可信区间分别为(-2.07,3.36)、(-1.55,1.15)、(-1.28,1.47)、(-3.34,4.07)和(-1.11, 2.15),分别有 2.6%、3.7%、3.7%、1.1%和 3.7%的点落在 95%LoA 以外。结论:基于深度学习模型可 在腹部 CT 图像上自动分割胆囊区域,是将来进一步胆囊病变智能诊断的基础。

【关键词】 深度学习;胆囊;体层摄影术,X线计算机;人工智能;图像分割

【中图分类号】R 【文献标志码】A 【文章编号】1000-0313(2024)06-0755-06

DOI:10.13609/j.cnki.1000-0313.2024.06.007 开

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Study on automatic segmentation and measurement of gall bladder on CT images by using deep learning algorithm GAO Yue, WANG Ke-xin, ZHANG Yao-feng, et al. The Peking University First Hospital, Beijing 100034, China

[Abstract] Objective: To Explore the feasibility of segmentation and automatic measurement of the gall bladder on CT images by using deep learning algorithms. Methods: The abdominal CT data in PACS system were retrospectively collected from January 12,2016 to May 28,2021. A total of 2559 images in 1181 CT studies of 1154 patients were selected to develop deep learning models. Two radiologists labeled the gall bladder on the CT images. The data were randomly allocated to the training set (n=2043), validation set (n=245), and test set (n=271). A 3D U-net model was trained to segment and automatic measure the gall bladder. In addition, a total of 270 images in 141 CT studies of 141 patients from 10 to 19, September 2022, were collected as an external validation dataset. The predicted results of the test set and external validation set were compared with the manual measurements to evaluate the efficiency of the model. Dice similarity coefficient (DSC), volume similarity (VS), and Hausdorff distance (HD) were used to evaluate the prediction efficiency of the model.Bland-Altman test was used to analyze the agreement between the gall bladder volume, diameters, and average CT value measured by the model and the radiologists, **Results**: The DSC, VC, and HD in the external validation set was 0.980 (0.970,0.980), 0.990 (0.990,1.000), and 1.69 (1.27,2.45) mm, respectively. The 95% limits of agree (LoA) of volume, average CT value, and the diameters of the gall bladder was (-2.07,3.36), (-1.55,1.15), (-1.28,1.47), (-3.34,4.07), and (-1.11,2.15), respectively. For these meas-

作者单位:100034 北京,北京大学第一医院医学影像科(高越、张晓东、王霄英);100069 北京,首都医科大学基础医学院 (王可欣);100011 北京,北京赛迈特锐医学科技有限公司(张耀峰、孙玉梦) 作者简介:高越(1997-),女,山东临沂人,硕士研究生,住院医师,主要从事消化系统影像诊断工作。

通讯作者:王霄英, E-mail: wangxiaoying@bjmu.edu.cn

urement metrics, 2.6%, 3.7%, 3.7%, 1.1%, and 3.7% were outside of the 95% LoA. **Conclusion**: It is feasible to automatic segment the gall bladder on CT images by using deep learning algorithms, and to be used for further intelligent diagnosis of gall bladder disease in future.

(Key words) Deep learning; Gall bladder; Tomography X-ray computed; Artificial intelligence; Segmentation

胆囊是人体消化系统中的一个重要器官,它的主要功能是储存和释放胆汁,以帮助消化和吸收脂肪^[1,2]。但是,胆囊也是一个容易发生疾病的器官,常见的疾病包括胆囊结石、胆囊炎、胆囊癌^[3,4]等。有些胆囊疾病是因上腹部疼痛等症状而就诊,影像检查容易发现。有些胆囊疾病则是在上腹部 CT 检查中偶然发现的。由于腹部 CT 检查量日益增加,腹部脏器疾病多样、复杂,影像科医生浏览 CT 图像时要关注很多种疾病,可能会漏诊胆囊疾病。

近年来,随着人工智能(artificial intelligence, AI) 技术的不断发展, AI 辅助诊断已经成为了医疗领域的 一个热点研究方向。既往研究显示在腹部 CT 的诊断 中 AI 方法可以通过自动化图像分析和识别减少医生 的工作量,并提高诊断准确性如在脏^[5]、肾上腺^[6]、胰 腺^[7]、肝脏^[8]等脏器,但在胆囊的应用较少见到报道。

要实现胆囊的 AI 辅助诊断,首先需要进行胆囊 图像分割,即将胆囊区域从 CT 图像中分离出来。由 于胆囊的位置和形态不稳定,加之图像噪声的存在,胆 囊图像分割存在一定的挑战。本研究的目的是测试使 用深度学习方法进行胆囊分割的可行性,为进一步使 用 AI 诊断胆囊疾病提供技术基础。

材料与方法

本研究为回顾性研究,获得了医院伦理委员会的 批准[批件号:2019(168)],按照本 单位人工智能 AI 模型训练规范 执行研究方案。

1. 用例定义

根据本单位人工智能 AI 项 目管理方法,首先定义研发腹部 CT 图像胆囊分割模型的用例,包 括 AI 模型的名称、临床问题、场 景描述、模型在实际工作中的调用 流程、模型输入输出数据规范等。

2. 回顾队列建立

分两批从本院 PACS 系统搜 集影像资料。第一批为 2016 年 1 月 12 日至 2021 年 5 月 28 日的腹 部 CT 检查图像,用于训练模型; 第二批为 2022 年 9 月 10 日至 19 日的腹部 CT 检查图像,用于外部验证。入组标准:检 查项目为"腹部 CT 平扫"。排除标准:①图像中未包 括完整胆囊;②因患者配合欠佳、或者体位因素造成图 像质量过差。共得到 1154 位患者 1181 次 CT 检查的 2559 个图像序列用于模型训练,141 位患者的 141 次 CT 检查的 270 个图像序列用于外部验证(图 1)。

3. 图像标注

将 DICOM 格式的图像转换为 NIFTI 格式。标 注者使用 ITK-SNAP(version3, Philadelphia, PA)软 件标注胆囊区域(label)。由两位影像科医师标注,并 由 1 位高年资腹部影像专业医师检查。标注范围包括 完整的胆囊区域如胆囊内有可见病变,也应标注在胆 囊范围内。对胆囊切除术后的情况,如果无可见胆囊 则不标注,如有胆囊区域有明确的胆囊管代偿性扩张, 则标注在胆囊范围内(图 2)。

4. 模型训练

将 1154 位患者的 2559 个图像序列按 8:1:1 的比例随机分为训练集 (n=2043)、调优集(n=245)和测试集(n=271)。深度学习的模型为 3D U-Net,分为两步训练分割模型(图 1)。首先,在腹部范围内分割出胆囊大致范围(粗分割),再进一步在这个范围内精细分割出胆囊(细分割)。图像预处理时将图像分辨率设置为 128×160×64(x,y,z),图像扩增采用随机噪声、平移、左右翻转、透视变换等方法。梯度下降使用





图2 胆囊标注示意图,红色为标注区域。a)正常胆囊;b)餐后胆囊; c)胆囊切除术后扩张的胆管;d)胆囊及结石。

ADAM 优化算法,初始学习率(learning rate)设为1× 10⁻³,每次读取的图像数量(batch size)为4。训练次 数(epoch)为400。模型训练的硬件为GPU NVIDIA Tesla P100 16G,程序语言为Python,软件环境包括 Python3.6、Pytorch 0.4.1、Opencv、Numpy、Simple-ITK 等。 模型输出结果为胆囊区域的 预测范围(plabel)。计算 plabel 全部体素的体积、平均 CT 值为胆 囊的体积和平均 CT 值。以最小 包围盒(minimum bounding box) 法计算 plabel 的三维径线为胆囊 的径线。使用 Dice 相似系数(dice similarity coefficient, DSC)、体积 相似度(volume similarity, VS)和 Hausdorff 距离(hausdorff distance, HD)定量评价模型分割胆 囊区域的效能。

6. 统计方法

使用 R4.1.0 软件进行统计分 析。符合正态分布的计量资料以 均值士标准差表示,不符合正态分 布的连续变量表示为中位数(四分 位间距),计数资料和等级资料以 "数值(频率)"描述。使用方差分 析比较各数据集间 DSC、VS 和

HD的差异。使用 Bland-Altman 检验评价模型与专家测量值的一致性。P<0.05 认为差异有统计学意义。

结果

1. CT 扫描方案

5. 模型评价

长 松	全部	训练集	调优集	测试集	统计量	
今致	(N=2829)	(N=2043)	(N=245)	(N=271)	χ^2	Р
设备					0.012	0.070
GE Medical Systems	1157 (40.9%)	915 (44.8%)	112 (45.7%)	130 (48.0%)		
NMS	13 (0.5%)	9 (0.4%)	3 (1.2%)	1 (0.4%)		
Philips	794 (28.1%)	658 (32.2%)	71 (29.0%)	65 (24.0%)		
SIEMENS	595 (21.0%)	461 (22.6%)	59 (24.1%)	75 (27.7%)		
扫描方案					6.140	0.360
Brilliance 64	64 (2.3%)	51 (2.5%)	7 (2.9%)	6 (2.2%)		
Discovery CT750 HD	365 (12.9%)	294 (14.4%)	34 (13.9%)	37 (13.7%)		
iCT 256	730 (25.8%)	607 (29.7%)	64 (26.1%)	59 (21.8%)		
LightSpeed VCT	789 (27.9%)	619 (30.3%)	78 (31.8%)	92 (33.9%)		
NeuViz Prime	13 (0.5%)	9 (0.4%)	3 (1.2%)	1 (0.4%)		
Optima CT620	3 (0.1%)	2(0.1%)	0 (0%)	(0.4%)		
Somatom Definition Flash	593 (21.0%)	459 (22.5%)	59 (24.1%)	75 (27.7%)		
Somatom Force	2 (0.1%)	2(0.1%)	0 (0%)	$0 (0 \frac{0}{0})$		
重建直径(mm)					3.511	0.173
Median(Q1,Q3)	382(360,409)	382(360,409)	387(360,418)	378(360,409)		
层厚 (mm)					0.685	0.710
Median(Q1,Q3)	1.25(1.00,5.00)	1.25(1.00,5.00)	1.25(1.00,5.00)	1.25(1.00,5.00)		
层间距(mm)					5.895	0.053
Median(Q1,Q3)	0(0,1.00)	0(0, 1.00)	0(0, 1.00)	0(0, 1.00)		
像素间距(mm)					3.476	0.176
Median(Q1,Q3)	0.746(0.703.0.799)	0.746(0.703, 0.799)	0.756(0.703.0.816)	0.738(0.703,0.799)		

表1 CT扫描方案3组间的比较

全部 CT 图像采集自本院 4 个厂家的 9 台不同 CT 设备,所用扫描方案见表 1。

2. 研究数据特征

入组患者年龄为 54.0(37.0,65.0)岁,男性占 49.3%。由两名医师浏览 CT 图像,并评价模型图像中 胆囊形态,训练和外部验证数据中的影像特征见表 2。

3. 模型训练和外部验证结果

模型的定量评价结果见表 3,外部验证集的 DSC 中位数为 0.980(0.970,0.980), VS 为 0.990(0.990,

1.00), HD为1.69(1.27, 2.45) mm, 各数据集之间 DSC、VS和HD的差异均有统计学意义(全部P< 0.001)。

模型测量和医师标注的胆囊区域体积、CT值、三 维径线结果见表4。同一测量指标在各个数据集间的 差异均有统计学意义(全部 *P* < 0.001)。外部验证集 中对模型预测和医师标注测量结果进行了 Bland-Altman 分析,结果见图 3。在考虑抽样误差的情况下,体 积、CT值、三维径线的95%一致性界限(limits of

表 2 图像中胆囊特征各组间的比较

胆囊特征	训练集 (N=2043)	调优集 (N=245)	测试集 (N=271)	外部验证集 (N=270)	统计量	Р
正常					$\chi^2 = 7.507$	0.0572
0	473 (23.2%)	68 (27.8%)	63 (23.2%)	101 (37.4%)		
1	1570 (76.8%)	177 (72.2%)	208 (76.8%)	169 (62.6%)		
胆囊术后					$\chi^2 = 29.168$	< 0.001
0	1772 (86.7%)	198 (80.8%)	238 (87.8%)	268 (99.3%)		
1	271 (13.3%)	47 (19.2%)	33 (12.2%)	2 (0.7%)		
胆囊结石					$\chi^2 = 16.377$	< 0.001
0	1907 (93.3%)	228 (93.1%)	244 (90.0%)	220 (81.5%)		
1	136 (6.7%)	17 (6.9%)	27 (10.0%)	50 (18.5%)		
胆囊炎					$\chi^2 = 32.055$	< 0.001
0	2014 (98.6%)	240 (98.0%)	262 (96.7%)	244 (90.4%)		
1	29 (1.4%)	5 (2.0%)	9 (3.3%)	26 (9.6%)		
胆囊腺肌症					$\chi^2 = 56.115$	< 0.001
0	2020 (98.9%)	243 (99.2%)	269 (99.3%)	242 (89.6%)		
1	23 (1.1%)	2 (0.8%)	2 (0.7%)	28 (10.4%)		
胆汁淤积						0.057
0	2042 (100.0%)	245 (100%)	271 (100%)	268 (99.3%)		
1	1 (0.0%)	0 (0%)	0 (0%)	2 (0.7%)		
胆囊壁钙化						0.057
0	2042 (100.0%)	245 (100%)	271 (100%)	268 (99.3%)		
1	1 (0.0%)	0 (0%)	0 (0%)	2 (0.7%)		
息肉						0.187
0	2035 (99.6%)	245 (100%)	271 (100%)	267 (98.9%)		
1	8 (0.4%)	0 (0%)	0 (0%)	3 (1.1%)		
		表 3 模型客观	1.评价结果各组间的比	较		

<i>全 北</i>	训练集	调优集	测试集	外部验证集	统计量	
分级	(N=2043)	(N=245)	(N=271)	(N=270)	χ^2	Р
DSC	0.940(0.810,0.980)	0.960(0.830,0.980)	0.950(0.728,0.980)	0.980(0.970,0.980)	147.498	<0.001
VS	0.960(0.840,0.990)	0.980(0.860,0.990)	0.960(0.750,0.990)	0.990(0.990,1.00)	176.908	< 0.001
HD(mm)	8.57(2.44,16.0)	6.54(1.73,14.9)	7.69(2.21,17.3)	1.69(1.27,2.45)	261.368	< 0.001

注:表中所示数值格式为中位数(25%四分位数,75%四分位数)。DSC:Dice 相似性系数。VS:体积相似度。HD:Hausdorff 距离。

表 4 医师标注和模型预测的胆囊区域的各项测量值各组间的比较

参数	训练集	调优集	测试集	外部验证集	统计量	
	(N=2043)	(N=245)	(N=271)	(N=270)	χ^2	P
体积(cm ³)	17.4(8.24,27.4)	13.4(5.64,23.0)	15.9(7.83,22.2)	24.6(16.6,36.8)	113.512	<0.001
预测体积(cm ³)	13.0(4.22,23.1)	11.5(3.77,19.8)	12.2(4.82,19.2)	24.0(16.7,36.5)	189.778	< 0.001
CT 值(HU)	16.4(10.2,23.6)	16.9(11.0,23.8)	19.9(12.2,27.4)	11.5(7.02,17.6)	83.745	< 0.001
预测 CT 值(HU)	16.5(9.99,24.0)	17.2(10.7,24.6)	20.0(11.5,27.3)	11.7(7.51,17.8)	67.350	< 0.001
径线 X(mm)	25.8(19.9,30.5)	23.9(17.7,29.1)	24.6(19.6,28.3)	28.8(24.5,32.6)	77.960	< 0.001
径线 Y(mm)	33.0(25.6,39.2)	30.8(22.7,36.8)	32.8(26.2,38.6)	37.0(32.5,43.2)	93.199	< 0.001
径线 Z(mm)	64.7(51.8,74.8)	63.6(43.5,72.3)	60.9(48.5,69.2)	73.2(64.3,83.1)	116.996	< 0.001
预测径线 X(mm)	22.8(13.9,28.9)	21.7(15.2,27.0)	21.8(15.4,26.2)	28.5(24.4,32.3)	155.132	< 0.001
预测径线 Y(mm)	31.1(22.3,37.3)	29.4(22.2,36.6)	31.2(23.8,36.2)	37.0(32.4,43.2)	136.161	<0.001
预测径线 Z(mm)	57.9(39.0,69.2)	57.0(37.5,68.3)	56.2(41.1,64.2)	72.4(63.9,82.2)	223.356	<0.001

注:表中所示数值格式为中位数(25%四分位数,75%四分位数)





图 3 胆囊区域测量值的 Bland-Altman 分析。a)体积; b)CT 值; c)径线 X;d)径线 Y;e)径线 Z 的 95% LoA 的可信区间分别为(-2.07, 3.36)、(-1.55,1.15)、(-1.28, 1.47)、(-3.34,4.07)和(-1.11, 2.15),分别有 2.6%、3.7%、3.7%、 1.1%和 3.7%的点落在 95% LoA 以外。

agreement,LoA)的可信区间分别为(-2.07,3.36)、 (-1.55,1.15)、(-1.28,1.47)、(-3.34,4.07)和 (-1.11,2.15),分别有 2.6%、3.7%、3.7%、1.1%和 3.7%的点落在 95%LoA 以外。

讨 论

胆囊是一个薄壁的肌性和膜性囊腔,一般情况下 容积 20~30 mL,长度 7~10 cm,宽度 3 cm。位于肝 右叶下面的陷窝内^[9]。随着胆囊疾病的发病率和患病 率上升,胆囊的影像评估成为腹痛患者检查的重要组 成部分^[10]。胆囊成像的影像学方法包括超声(ultrasonography,US)、计算机断层扫描(computed- tomography,CT)、磁共振(magnetic resonance imaging, MRI)成像和核闪烁成像。既往认为超声是胆囊疾病 的首选检查方式^[10],现在 CT 已经成为其主要检查手 段。本研究基于 3D U-Net 分割模型,实现了在 CT 图 像上分割胆囊轮廓,并借助最小体积包围盒^[11]、保留 像素数等算法自动输出胆囊的三维径线、体积和 CT 值等,初步研究 CT 图像上胆囊分割及自动测量的可 行性。

近年来,深度学习在医学图像分割上广泛应用,但 是基于腹部 CT 胆囊分割的研究相对较少。Lian 等^[12]基于区域生长实现在超声图像的胆囊及结石的 分割。华中科技大学团队^[13,14]提出胆囊半自动交互 式分割,该方法需使用者手动选定部分区域。尹梓名 等^[15]提出基于注意力机制的 Attention U-Net 模型, 优化模型胆囊分割表现。本研究采用的 3D U-Net 模 型,相较于传统图像分割仍需要人工设计提取相应特征,本研究基于神经卷积网络可自动提取图像特征,分割效能明显提高。U-Net 是 Ronneberger 等^[16]于2015年提出的,Cicek等^[17]于2016年进一步提出了3D U-Net 网络,该网络在很多器官的分割任务中表现出色^[7,18,19]。本研究结果证明尽管胆囊形态体积及胆囊内密度的高度可变,采用 3D-U Net 网络可以更好的观察胆囊整体,不局限于 2D 平面,对阅片者提供胆囊相应径线及 CT 值等相关定量信息。

应注意的是虽然整体分割效能很好,但仍有少量 数据胆囊分割欠满意,在141例外部验证数据中29例 分割欠满意,具体原因:15例术后将邻近肠管或积液 误认;7例胆因囊密度增高未识别出,1例脂肪肝患者 未识别出;5例标签识别范围包含邻近肝囊肿、门静脉 等;1例胆囊炎囊壁水肿明显,未识别完整。考虑到胆 囊周围毗邻脏器较多,背景杂乱;在不影响疾病诊断的 前提下,胆囊部分边界分割欠清,目前这样的分割结果 是对于显示胆囊可以接受的,但对于胆囊测量是不合 格的。未来应增加多种疾病状态下的胆囊图像迭代训 练模型以进一步提高分割效能。

当前,胆囊分割模型可在实际工作中用于胆囊的 定量测量。在腹部 CT 疾病的影像诊断过程中,影像 医师要先定位出胆囊;继而通过测量分析胆囊的大小、 形态、密度等影像信息,判断胆囊整体正常与否,若有 异常进一步评判病变范围并尽可能定性诊断,为下一 步临床治疗决策提供可靠依据。胆囊的分割是胆囊疾 病诊断的第一步,深度学习分割模型遵循常规诊断思 路,可帮助快速正确分割胆囊区域,辅助判别有无胆囊 存在,可避免胆囊术后仍正常描述胆囊的情况出现。 而基于人工的影像学测量耗费时间长、可重复性低,人 为误差大,基于深度学习的自动测量缩短测量时间,提 高测量的可重复性。

未来,应在胆囊自动分割的基础上增加胆囊疾病 检出和诊断的模型。本研究应用深度学习的方法对胆 囊分割的结果较为理想,为临床提供了大量定量信息。 今后可在此基础上进一步测量胆囊结石^[20]、胆囊炎粘 连程度^[21]、胆囊壁厚度^[22]等,更大程度发挥其临床应 用价值。胆囊的大小和密度可以反应胆囊浓缩、排出 胆汁的功能^[23]。餐后胆囊、慢性胆囊炎可以表现为胆 囊体积减小;而急性胆囊炎胆囊体积增大。胆汁淤 积^[24]、阳性胆囊结石胆囊腔内密度增高。本模型为后 续疾病的诊断随访提供潜在的临床价值。

本研究仅为初步探索,仍存在许多不足之处。第 一,本模型是一个单中心回顾性研究,在证明模型泛化 性能上有一定局限性,后续模型推广使用过程中应进 行多中心研究。第二,数据包含胆囊疾病谱不足,部分 少见胆囊疾病,如胆囊结肠瘘、黄色肉芽肿性胆囊炎等 未纳入数据组。

综上所述,初步研究结果显示基于深度学习模型 可在 CT 图像上自动分割并测量胆囊,与专家测量水 平基本一致。未来可以这个分割模型为基础进一步研 发胆囊疾病的诊断模型以实现临床价值。

参考文献:

- [1] Yu MH,Kim YJ,Park HS,et al.Benign gallbladder diseases:imaging techniques and tips for differentiating with malignant gallbladder diseases[J]. World J Gastroenterol, 2020, 26 (22): 2967-2986.
- [2] Lam R,Zakko A,Petrov JC, et al.Gallbladder disorders: a comprehensive review[J].Dis Mon,2021,67(7):101130.
- [3] 中华医学会外科学分会胆道外科学组,中国医师协会外科医师分 会胆道外科专业委员会.胆囊癌诊断和治疗指南(2019版)[J].中 华外科杂志,2020,58(4):243-251.
- [4] 中华医学会外科学分会胆道外科学组,中国医师协会外科医师分 会胆道外科医师委员会.胆囊良性疾病外科治疗的专家共识(2021 版)[J].中华外科杂志,2022,60(1):4-9.
- [5] 孙兆男,崔应谱,林志勇,等.U-Net 模型在 CT 图像实现肾实质和 肾窦分割及体积和径线测量[J].放射学实践,2020,35(10):1303-1309.
- [6] 陈元翀,杨洁瑾,张耀峰,等.基于深度学习在 CT 图像上分割肾上 腺的研究[J].放射学实践,2023,38(3):305-312.
- [7] 蔡金秀,崔应谱,孙兆男,等.基于深度学习实现胰腺分割及自动体 积测量的初步研究[J].临床放射学杂志,2022,41(1):86-93.
- [8] 谢婷婷,刘想,林子楹,等.基于 U-Net 实现 CT 图像上肝段自动分 割和术前评估的初步研究[J].放射学实践,2023,38(1):47-51.

- [9] Carmine-D-Clemente Henry Gray, Gray's anatomy of the human body thirtieth american edition [M]. LEA & FEBIGER, 1985: 1676.
- [10] Lisa Ratanaprasatporn, Uyeda Jennifer W, Wortman Jeremy R, et al.Multimodality imaging, including dual-energy CT, in the evaluation of gallbladder disease[J].RadioGraphics, 2018, 38(1); 75-89.
- [11] 陈华.确定任意形状物体最小包围盒的一种方法[J].工程图学学报,2010,31(2):49-53.
- [12] Lian J, Ma Y, Ma Y, et al. Automatic gallbladder and gallstone regions segmentation in ultrasound image[J]. Int J Comput Assist Radiol Surg. 2017, 12(4): 553-568.
- [13] 谭丹滟.腹部 CT 影像中胆囊分割系统的设计与实现[D].华中科 技大学,2017:1-57.
- [14] 段雪琦.腹部 CT 影像中的胆管分割方法研究[D].华中科技大学,2017:1-56.
- [15] 尹梓名,孙大运,任泰,等.基于改进 Attention U-Net 的胆囊自动 分割模型研究[J].北京生物医学工程,2021,40(4):346-353.
- [16] Olaf Ronneberger, Fischer Philipp, Brox Thomas, U-Net; convolutional Networks for biomedical image segmentation[A]//Navab N, Hornegger J, Wells WM, et al. Cham; Springer International Publishing, 2015, 9351; 234-241.
- [17] Özgün Çiçek, Ahmed Abdulkadir, Lienkamp Soeren S, et al. 3D U-Net:learning dense volumetric segmentation from sparse annotation [M]. Ithaca: Cornell University Library, arXiv. org, 2016:424-432.
- [18] 奈日乐,林子楹,额,图娅,等.基于深度学习探索 3D MRU 尿路 分割的初步研究[J].放射学实践,2022,37(7):865-869.
- [19] 王可,杨俊哲,刘义,等.基于深度学习的磁共振胆胰管成像图像 肝外胆管及结石的自动分割:初步研究[J].中国医学影像学杂 志,2022,30(7):703-709.
- [20] Shanchen Pang, Ding Tong, Qiao Sibo, et al. A novel YOLOv3arch model for identifying cholelithiasis and classifying gallstones on CT images[J].PLOS ONE,2019,14(6):e217647.
- [21] Oliver Gloger, Bülow Robin, Tönnies Klaus, et al. Automatic gallbladder segmentation using combined 2D and 3D shape features to perform volumetric analysis in native and secretin-enhanced MRCP sequences [J]. Magnetic Resonance Materials in Physics, Biology and Medicine, 2018, 31(3): 383-397.
- [22] Pankaj Gupta, Kumar Maoulik, Sharma Vishal, et al. Evaluation of gallbladder wall thickening: a multimodality imaging approach
 [J].Expert Review of Gastroenterology & Hepatology, 2020, 14 (6):463-473.
- [23] Caroli Bosc FX, Pugliese P, Peten EP, et al.Gallbladder volume in adults and its relationship to age, sex, body mass index, body surface area and gallstones. An epidemiologic study in a nonselected population in France[J].Digestion, 1999, 60(4):344-348.
- [24] 韩文有,李向军,赵森峰,等.术前胆汁 CT 值测定诊断胆囊泥沙 样结石的应用价值分析[J].实用肝脏病杂志,2021,24(3):443-446.

(收稿日期:2023-04-23 修回日期:2023-07-23)