·论著·

计算机视觉人工智能技术在腹腔镜胃癌 根治术中对器械和脏器的检测识别: 一项多中心临床研究

张珂诚¹ 乔治² 杨力³ 张涛⁴ 刘凤林⁵ 孙大川¹ 谢天宇¹ 郭磊¹ 卢灿荣¹ ¹解放军总医院第一医学中心胃部外科,北京 100853;²解放军总医院第一医学中心普通 外科医学部,北京 100853;³江苏省人民医院溧阳分院胃肠外科,溧阳 213300;⁴辽宁省 肿瘤医院胃外科,沈阳 110042;⁵复旦大学附属肿瘤医院胃外二科,上海 200032 张珂诚与乔治对本文有同等贡献

通信作者:卢灿荣, Email: lucanrong@sohu.com

【摘要】 目的 探究计算机视觉人工智能技术在腹腔镜胃癌根治术场景中对器械和脏器检测识 别的可行性和准确性。方法 收集国内4家大型三甲医院 [解放军总医院第一医学中心(3份)、辽宁 省肿瘤医院(2份)、江苏省人民医院溧阳分院(2份)、复旦大学附属肿瘤医院(1份)]共计8份完全腹 腔镜远端胃癌根治术手术视频。使用 PR 软件每 5~10 s进行抽帧转换为图帧,转换后进行人工去 重,去除明显雷同图帧和模糊图帧以确保质量。转换并去重后,抽帧图像共3369张,图像分辨率为 1920×1080 PPI,用LabelMe实例分割图像;共计23个类别包括静脉、动脉、缝针、持针器、超声刀、吸 引器、出血、结肠、钳子、胆囊、小纱布、Hem-o-lok夹、Hem-o-lok钳子、电钩、小肠、肝圆韧带、肝脏、网 膜、胰腺、脾脏、吻合器、胃和Trocar穿刺器。将抽帧图像按照9:1比例随机分为模型训练集和模型验 证集,使用YOLOv8深度学习框架进行模型训练和验证。采用精确度、召回率、精确度均值和平均精 确度均值(mAP)评价检测识别准确性。结果 训练集3 032 帧图像,23 个类别共计30 895 个实例分 割数量;验证集337帧图像,共计3407个实例分割数量。使用YOLOv8m模型训练,训练集损失曲线 中损失值随迭代计算轮次增加而逐步平滑下降。训练集中,23个类别检测识别 AP 值均达 0.90 以上, 23个类别mAP为0.99。验证集中,23个类别mAP为0.82。单一类别中,超声刀、持针器、钳子、胆囊、 小纱布和吻合器的AP值分别为0.96、0.94、0.91、0.91、0.91和0.91。模型成功推理应用于时长为5 min 的腹腔镜下缝合胃肠共同开口视频片段。结论 本研究初步证实了计算机视觉可高效准确并实时地 检测腹腔镜胃癌根治术各手术场景中的脏器和器械。

【关键词】 人工智能; 计算机视觉; 深度学习; 胃癌根治术,腹腔镜; 实例分割 基金项目:国家自然科学基金(82103593);"三才一队"托举工程-青年拔尖人才(4143524)

Computer-vision-based artificial intelligence for detection and recognition of instruments and organs during radical laparoscopic gastrectomy for gastric cancer: a multicenter study *Zhang Kecheng*¹, *Qiao Zhi*², *Yang Li*³, *Zhang Tao*⁴, *Liu Fenglin*⁵, *Sun Dachuan*¹, *Xie Tianyu*¹, *Guo Lei*¹,

Lu Canrong¹

¹Department of Gastric Surgery, the First Medical Center of Chinese PLA General Hospital, Beijing

DOI: 10.3760/cma.j.cn441530-20240125-00041 收稿日期 2024-01-25 本文编辑 王静 引用本文: 张珂诚, 乔治, 杨力, 等. 计算机视觉人工智能技术在腹腔镜胃癌根治术 中对器械和脏器的检测识别: 一项多中心临床研究[J]. 中华胃肠外科杂志, 2024, 27(5): 464-470. DOI: 10.3760/cma.j.cn441530-20240125-00041.





扫码观看视频

100853, China; ²Department of General Surgery, the First Medical Center of Chinese PLA General Hospital, Beijing 100853, China; ³Gastrointestinal Surgery, Liyang Branch of Jiangsu Provincial People's Hospital, Liyang 213300, China; ⁴Gastrointestinal Surgery, Liaoning Cancer Hospital, Shenyang 110042, China; ⁵Gastric Surgery Department II, Fudan University Affiliated Cancer Hospital, Shanghai 200032, China

Zhang Kecheng and Qiao Zhi contributed equally to this article

Corresponding author: Lu Canrong, Email: lucanrong@sohu.com

To investigate the feasibility and accuracy of computer [Abstract] Objective vision-based artificial intelligence technology in detecting and recognizing instruments and organs in the scenario of radical laparoscopic gastrectomy for gastric cancer. Methods Eight complete laparoscopic distal radical gastrectomy surgery videos were collected from four large tertiary hospitals in China (First Medical Center of Chinese PLA General Hospital [three cases], Liaoning Cancer Hospital [two cases], Liyang Branch of Jiangsu Province People's Hospital [two cases], and Fudan University Shanghai Cancer Center [one case]). PR software was used to extract frames every 5 - 10 seconds and convert them into image frames. To ensure quality, deduplication was performed manually to remove obvious duplication and blurred image frames. After conversion and deduplication, there were 3369 frame images with a resolution of 1,920×1,080 PPI. LabelMe was used for instance segmentation of the images into the following 23 categories: veins, arteries, sutures, needle holders, ultrasonic knives, suction devices, bleeding, colon, forceps, gallbladder, small gauze, Hem-o-lok, Hem-o-lok appliers, electrocautery hooks, small intestine, hepatogastric ligaments, liver, omentum, pancreas, spleen, surgical staplers, stomach, and trocars. The frame images were randomly allocated to training and validation sets in a 9:1 ratio. The YOLOv8 deep learning framework was used for model training and validation. Precision, recall, average precision (AP), and mean average precision (mAP) were used to evaluate detection and recognition accuracy. **Results** The training set contained 3032 frame images comprising 30 895 instance segmentation counts across 23 categories. The validation set contained 337 frame images comprising 3407 instance segmentation counts. The YOLOv8m model was used for training. The loss curve of the training set showed a smooth gradual decrease in loss value as the number of iteration calculations increased. In the training set, the AP values of all 23 categories were above 0.90, with a mAP of 0.99, whereas in the validation set, the mAP of the 23 categories was 0.82. As to individual categories, the AP values for ultrasonic knives, needle holders, forceps, gallbladders, small pieces of gauze, and surgical staplers were 0.96, 0.94, 0.91, 0.91, 0.91, and 0.91, respectively. The model successfully inferred and applied to a 5-minutes video segment of laparoscopic gastroenterostomy suturing. **Conclusion** The primary finding of this multicenter study is that computer vision can efficiently, accurately, and in real-time detect organs and instruments in various scenarios of radical laparoscopic gastrectomy for gastric cancer.

[Key words] Artificial intelligence; Computer vision; Deep learning; Laparoscopic gastrectomy; Instance segmentation

Fund programs: Natural Science Foundation of China (82103593); Three Talents One Team Program (4143524)

人工智能技术已在胃癌影像学诊断、内镜筛 查、病理分析和预后预测等方面进行了广泛深入探 索研究,其对于提升胃癌临床诊治质效有显著帮 助^[14]。计算机视觉是人工智能的重要分支,其借 助深度学习算法,模拟人类视觉系统,可对图像进 行识别和分类^[5]。当前,腹腔镜或机器人等微创手 术是胃肠肿瘤的主流方式,由此产生了大量可供复 盘分析的手术视频数据。计算机视觉等人工智能 技术可应用于手术视频分析,对于识别手术步骤、 手术质量控制以及手术操作评价具有广泛的潜在 用途。本研究旨在通过计算机视觉技术检测识别 腹腔镜胃癌根治术场景中的不同器械和脏器,为推动人工智能在手术操作中的进一步研究提供数据 支撑。

资料与方法

一、数据收集及图片注释

收集解放军总医院第一医学中心(3份)、辽宁 省肿瘤医院(2份)、江苏省人民医院溧阳分院 (2份)、复旦大学附属肿瘤医院(1份)共计8份完 全腹腔镜远端胃癌根治术手术视频。8例患者 中,男性4例,女性4例,中位年龄62(46~75)岁, 中位体质指数22.9(17.3~24.3) kg/m²。使用 PR 软件每5~10 s进行抽帧转换为图帧,转换后进行人工去重,去除明显雷同图帧和模糊图帧以确保质量。转换并去重后,纳入图像共计3369帧,图像分辨率为1920×1080 PPI,用 LabelMe 实例分割图像^[6];共计23个类别包括静脉、动脉、缝针、持针器、超声刀、吸引器、出血、结肠、钳子、胆囊、小纱布、Hem-o-lok夹、Hem-o-lok钳子、电钩、小肠、肝圆韧带、肝脏、网膜、胰腺、脾脏、吻合器、胃和 Trocar 穿刺器。

二、模型训练和验证

3 369 帧图像参考既往文献^[7]按照9:1比例随 机分成模型训练和模型验证组。使用YOLO(you only look once)v8m深度学习框架^[8]进行模型训练 和验证。

三、评价指标

交并比(intersection over union, IoU)^[9-10]:交集 面积/并集面积。其中,交集面积为预测的边界框 (或分割掩模)与实际边界(或分割掩模)重叠区域 的面积,即预测和实际对象共享的区域。并集面积 为预测的边界框(或分割掩模)与实际边界(或分割 掩模)的组合面积,即预测和实际对象覆盖的总体 区域。

精确度(precision)^[11]:被正确预测出来物体数 量占所有预测出来物体数量的比例,评价预测是否 准确指标。 召回率(recall)^[11]:被正确预测出来的物体数 量占实际真实物体数量的比例,评价预测是否全面 指标。

精确度均值(average precision, AP)^[12]:在不同 交并比时,计算不同精确度和召回率,以x轴为召 回率、y轴为精确度刻画曲线,曲线下面积即为精确 度均值,其范围介于0~1之间,越接近1模型越好。

平均精确度均值(mean average precision, mAP)^[12]:检测多个物体时,所有检测物体的精确度均值的平均值。

结 果

一、训练集的模型训练

本研究流程图见图1。4个中心8个视频各转 换图像帧数分别为276、481、446、336、548、503、 462和317。3369帧图随机分为训练集(3032帧) 和测试集(337帧),两组数据集类别见表1。经过 YOLOv8m模型训练,训练集损失曲线中损失值随迭 代计算轮次增加而逐步平滑下降,表明计算机学习 良好,见图2。训练集中各类别检测识别精确度、召 回率及AP值均达0.90以上,亦表明模型训练良好, 见表2。

二、测试集的模型验证

在测试集中,用模型预测腹腔镜胃癌根治术场 景中的23个类别,总体的mAP达到了0.82,结果见 表3。其中,AP>0.90的类别有超声刀、持针器、钳



图1 本研究流程图

表1 训练集和测试集各类别实例分割数量(个)

米口	分割数量			
关刑	训练集(30 895个)	测试集(3407个)		
静脉	346	56		
缝针	708	65		
持针器	689	58		
超声刀	1 074	120		
动脉	815	103		
吸引器	165	13		
出血	169	27		
结肠	416	39		
钳子	4 734	520		
胆囊	525	66		
小纱布	1 204	139		
Hem-o-lok 夹	2 912	307		
Hem-o-lok 钳子	95	19		
电钩	150	18		
小肠	2 043	189		
肝圆韧带	505	38		
肝脏	5 162	547		
网膜	2 871	385		
胰腺	2 032	243		
脾脏	776	77		
吻合器	331	34		
胃	2 939	324		
Trocar穿刺器	234	20		

子、胆囊、小纱布和吻合器。AP介于0.80~0.90之间 的类别有Trocar穿刺器、胰腺、电钩、吸引器、Hemo-lok夹、肝脏、脾脏、胃、小肠和肝圆韧带。此外, 本研究借助模型实时推理了一段时长为5 min的镜 下缝合胃肠共同开口的视频,见视频1。

讨 论

在本研究中,我们首次应用多中心视频数据, 基于最新的深度模型算法框架YOLOv8,实例分割 检测识别了腹腔镜胃癌手术场景中常见的共23类 器械和脏器,mAP达到了0.82,而对于超声刀等 6种单一类别AP值超过0.9,表明了较高的检测识 别准确性。此外,本研究将模型在实时手术视频中 进行了推理应用,提示了模型可部署应用于术中实 时检测导航的可能性。

当前,人工智能技术在消化内镜领域病灶检测 应用广泛[13];但在腹腔镜胃癌外科手术领域的探索 鲜有文献报道。此类研究涉及到图像数据注释、模 型算法和部署应用等跨学科知识,因此需要研究人 员具有计算机和医疗等交叉学科专业背景知识。 高质量的图像数据注释是后期模型构建的基础,此 项工作需要研究人员逐帧标注花费研究人员大量 时间,也需要注释人员对专科手术有较深入的理解 认识,还需要有方便易用的软件工具^[14]。本研究开 展初期,我们让低年资医生进行图像标注,但图像 中类别漏标和准确性均差强人意,导致计算机模型 学习时准确性不高,效果不佳。后期,我们重建数 据集,让高级职称专家参与图像标注工作,借助 Meta公司 Segment Anything 图像分割模型[15];同时 使用目标检测领域最新算法框架 YOLOv8,提升了 图像注释标注效率,确保了检测识别的准确性。

本研究中,超声刀、钳子、持针器、吻合器、小纱 布、胆囊和胰腺是检测识别准确率最高的手术器械 和脏器。这些类别抑或是有明显的外形质地特征, 抑或是有足够量的实例分割数量,确保了计算机视 觉学习的高效准确性。在Lai等^[16]的研究中,研究 团队用YOLOv5算法进行纱布识别,其召回率和 AP值分别为0.828和0.881。本研究中,小纱布的 边界框召回率和掩模召回率均为0.86,而AP值达 到了0.91,识别准确性优于其他学者的研究报 道^[9,16]。既往国内学者仅用边界框标记注释^[9],而



图2 训练模型 loss 曲线,随着迭代计算次数增加, loss 损失值逐渐平稳降低,表明模型训练越优 2A.边界框 loss 曲线; 2B.分割 loss 曲线; 2C.类别 loss 曲线; 2D.分布 loss 曲线

类别	边界框精确度(%)	边界框召回率(%)	掩模精确度(%)	掩模召回率(%)	精确度均值
所有类别	97	97	97	97	0.99ª
超声刀	99	98	99	98	1.00
持针器	97	99	97	99	0.99
钳子	98	98	98	98	0.99
胆囊	96	97	96	97	1.00
小纱布	98	98	98	98	0.99
吻合器	99	99	99	98	1.00
Trocar穿刺器	95	98	95	98	0.99
胰腺	98	97	98	97	0.99
电钩	98	99	98	99	1.00
吸引器	97	99	97	99	1.00
Hem-o-lok 夹	96	91	95	91	0.98
肝脏	97	97	97	97	0.99
脾脏	98	97	98	97	0.99
胃	99	98	98	98	0.99
小肠	99	98	99	97	0.99
肝圆韧带	94	98	94	98	0.99
Hem-o-lok 钳子	99	99	99	99	0.99
静脉	96	97	96	97	0.98
动脉	97	97	97	97	0.99
结肠	98	97	98	97	0.99
网膜	97	97	97	97	0.99
出血	95	94	95	94	0.98
缝针	98	81	97	80	0.94

表2 基于YOLOv8模型的实例分割训练集预测结果

注:"为所有类别的平均精确度均值

本研究中所有图像均是基于目标对象外形的实例 分割注释标记,而且使用最新的YOLOv8算法,这 可能是本研究检测准确性较高的原因。而对于出 血、网膜机缝针等类别的AP值低于0.7,识别准确 性欠满意的主要可能原因,则是视觉外形特征辨识 度不高或者相应实例分割数量较少。此外,我们标 记用出血灶定义出血,由于血液形态不固定且颜色 会随着时间变化,因此识别准确性不高。这提示我 们后期开展相应研究,在无法改变相应识别目标类 别特征时,需要提升实例分割数量以提升检测识别 的准确性。

以计算机视觉为代表的人工智能技术在外科 手术中有诸多应用场景,包括以下几类。(1)手术操 作评价。当前国内有各种手术视频比赛,手术技巧 的评价更多依赖专家经验,其主观性难以完全避 免。深度学习模型可评价外科医生手术视频和手 术胜任能力,准确识别缝合及打结等诸多操作,并 可以较好区分新手和专家[17-18]。腹腔镜胃癌根治 术中,胰腺是重要的解剖学标志。本研究中,胰腺 的掩模精确度和掩模召回率分别为88%和78%, AP值为0.88。这为后续探索以胰腺为解剖学标志 的手术流程识别分析提供了可行性。(2)手术自动 化。环境的准确感知和识别使自动驾驶成为可能, 而手术中准确识别手术器械和脏器可为手术的自 动化提供潜在可能[19-20]。(3)术中实时决策支持。 识别手术中危险区域和非危险区域,提供实时预警 信息辅助手术顺利实施^[10]。例如,在胆囊手术中准 确识别显示胆道以降低损伤风险[10];或在经肛全直 肠系膜手术中准确显示前列腺以避免损伤尿道[21]。 人工智能技术以上多种场景的应用均离不开手术 中各种脏器和器械的精准识别,本研究结果为推进 计算机视觉在腹腔镜胃癌手术中的进一步研究提 供了数据支持和探索经验。

区别于通过CT、核磁影像建立虚拟现实或者

类别	边界框精确度(%)	边界框召回率(%)	掩模精确度(%)	掩模召回率(%)	精确度均值
所有类别	84	76	85	76	0.82 ^ª
超声刀	92	95	92	95	0.96
持针器	80	91	82	93	0.94
钳子	89	91	89	91	0.91
胆囊	94	86	94	86	0.91
小纱布	91	86	91	86	0.91
吻合器	97	83	97	83	0.91
Trocar穿刺器	85	80	85	80	0.89
胰腺	87	77	88	78	0.88
电钩	96	78	96	78	0.86
吸引器	79	69	79	69	0.83
Hem-o-lok 夹	79	77	80	78	0.83
肝脏	81	78	83	80	0.83
脾脏	76	75	78	78	0.82
胃	83	78	84	79	0.82
小肠	81	75	82	77	0.81
肝圆韧带	73	92	71	90	0.80
Hem-o-lok 钳子	93	73	93	73	0.79
静脉	92	70	94	71	0.78
动脉	81	64	84	67	0.74
结肠	74	67	74	67	0.72
网膜	76	61	79	63	0.68
出血	62	56	58	52	0.64
缝针	75	43	78	44	0.52

表3 基于YOLOv8模型的实例分割验证集预测结果

注:"为所有类别的平均精确度均值

增强现实等实体脏器手术中常用的导航手术方式, 计算机视觉无法预判包裹于脂肪中的血管,只有在 相应脏器或器官在视野中初显特征时,才能精准识 别。因此,即使有计算机视觉的辅助,术者仍需谨 慎精细操作。尽管本研究建立的模型取得了较好 结果,但考虑到不同中心使用的器械差异,我们将 在后续研究中进一步扩大视频样本量验证模型准 确性。

综上,本多中心临床研究初步证实了计算机视 觉可高效准确检测腹腔镜胃癌根治术各种手术场 景中的脏器和器械,为后续人工智能学习理解并评 价复杂手术操作和手术流程奠定了基础。

利益冲突 所有作者声明无利益冲突

作者贡献声明 张珂诚、乔治负责图帧标记、算法构建以及初稿撰 写;杨力、张涛和刘凤林负责提供多中心视频数据;孙大川、谢天宇 和郭磊负责视频收集整理、图表制作;卢灿荣负责行政支持、审校 和修订初稿

参考文南

- [1] Ma T, Wang H, Ye Z. Artificial intelligence applications in computed tomography in gastric cancer: a narrative review[J]. Transl Cancer Res, 2023,12(9):2379-2392. DOI: 10.21037/tcr-23-201.
- [2] Horiuchi Y, Hirasawa T, Fujisaki J. Application of artificial intelligence for diagnosis of early gastric cancer based on magnifying endoscopy with narrow-band imaging[J]. Clin Endosc, 2024,57(1):11-17. DOI: 10.5946/ce.2023.173.
- [3] Saldanha OL, Muti HS, Grabsch HI, et al. Direct prediction of genetic aberrations from pathology images in gastric cancer with swarm learning[J]. Gastric Cancer, 2023, 26(2):264-274. DOI: 10.1007/s10120-022-01347-0.
- [4] Chung H, Ko Y, Lee IS, et al. Prognostic artificial intelligence model to predict 5 year survival at 1 year after gastric cancer surgery based on nutrition and body morphometry[J]. J Cachexia Sarcopenia Muscle, 2023, 14(2):847-859. DOI: 10.1002/jcsm.13176.
- [5] Mascagni P, Alapatt D, Sestini L, et al. Computer vision in surgery: from potential to clinical value[J]. NPJ Digit Med, 2022,5(1):163. DOI: 10.1038/s41746-022-00707-5.

- [6] Russell BC, Torralba A, Murphy KP, et al. LabelMe: a database and web-based tool for image annotation[J]. Int J comp vision, 2008,77:157-173.
- [7] Sato K, Fujita T, Matsuzaki H, et al. Real-time detection of the recurrent laryngeal nerve in thoracoscopic esophagectomy using artificial intelligence[J]. Surg Endosc, 2022, 36(7):5531-5539. DOI: 10.1007/s00464-022-09268-w.
- [8] Hussain M. YOLOv1 to v8: Unveiling each variant-A comprehensive review of YOLO[J]. IEEE Access, 2024, 12: 42816-42833. DO1:10.1109/ACCESS.2024.3378568.
- [9] 花苏榕, 王智弘, 王晶, 等. 深度学习技术识别纱布在腹腔 镜胰腺手术中的应用价值[J]. 中华消化外科杂志, 2021, 20(12): 1324-1330. DOI: 10.3760/cma. j. cn115610-2021 1208-00641.
- [10] Madani A, Namazi B, Altieri MS, et al. Artificial intelligence for intraoperative guidance: using semantic segmentation to identify surgical anatomy during laparoscopic cholecystectomy[J]. Ann Surg, 2022, 276(2): 363-369. DOI: 10.1097/SLA.00000000004594.
- [11] Yamazaki Y, Kanaji S, Matsuda T, et al. Automated surgical instrument detection from laparoscopic gastrectomy video images using an open source convolutional neural network platform[J]. J Am Coll Surg, 2020, 230(5): 725-732.e1. DOI: 10.1016/j.jamcollsurg.2020.01.037.
- [12] Mascagni P, Vardazaryan A, Alapatt D, et al. Artificial intelligence for surgical safety: automatic assessment of the critical view of safety in laparoscopic cholecystectomy using deep learning[J]. Ann Surg, 2022, 275(5): 955-961. DOI: 10.1097/SLA.00000000004351.
- [13] Yuan XL, Liu W, Lin YX, et al. Effect of an artificial intelligence-assisted system on endoscopic diagnosis of superficial oesophageal squamous cell carcinoma and precancerous lesions: a multicentre, tandem, double-blind, randomised controlled trial[J]. Lancet Gastroenterol Hepatol, 2024,9(1):34-44. DOI: 10.1016/S2468-1253(23)00276-5.

- [14] Meireles OR, Rosman G, Altieri MS, et al. SAGES consensus recommendations on an annotation framework for surgical video[J]. Surg Endosc, 2021, 35(9): 4918-4929. DOI: 10.1007/s00464-021-08578-9.
- [15] Kirillov A, Mintun E, Ravi N, et al. Segment Anything[C]. IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV), 2023: 4015-4026.DO1:10.1109/ICCV51070.2023. 00371.
- [16] Lai SL, Chen CS, Lin BR, et al. Intraoperative detection of surgical gauze using deep convolutional neural network
 [J]. Ann Biomed Eng, 2023,51(2):352-362. DOI: 10.1007/ s10439-022-03033-9.
- [17] Khalid S, Goldenberg M, Grantcharov T, et al. Evaluation of deep learning models for identifying surgical actions and measuring performance[J]. JAMA Netw Open, 2020,3(3): e201664. DOI: 10.1001/jamanetworkopen.2020.1664.
- [18] Igaki T, Kitaguchi D, Matsuzaki H, et al. Automatic surgical skill assessment system based on concordance of standardized surgical field development using artificial intelligence[J]. JAMA Surg, 2023,158(8):e231131. DOI: 10. 1001/jamasurg.2023.1131.
- [19] Gumbs AA, Grasso V, Bourdel N, et al. The advances in computer vision that are enabling more autonomous actions in surgery: a systematic review of the literature[J]. Sensors (Basel), 2022,22(13):4918. DOI: 10.3390/s2213 4918.
- [20] Saeidi H, Opfermann JD, Kam M, et al. Autonomous robotic laparoscopic surgery for intestinal anastomosis
 [J]. Sci Robot, 2022,7(62):eabj2908. DOI: 10.1126/scirob otics.abj2908.
- [21] Kitaguchi D, Takeshita N, Matsuzaki H, et al. Computerassisted real-time automatic prostate segmentation during taTME: a single-center feasibility study[J]. Surg Endosc, 2021, 35(6): 2493-2499. DOI: 10.1007/s00464-020-07659-5.