



中国科学技术大学

University of Science and Technology of China



核医学物理研究所
Institute of Nuclear Medical Physics

深度学习自动勾画在宫颈癌放疗中的比较性研究和应用

答辩人：汪志

指导老师：徐榭 教授 裴曦 副教授

中国科学技术大学 核科学与技术学院

2021年5月24日



- **现状：**2020 年全球新发的肿瘤病例1929万例，其中我国新发肿瘤患者457万人，占全球的23.7%，我国新发恶性肿瘤人数位列全球第一[1]
- **治疗手段：**手术治疗、**放射治疗**、化学治疗
- **肿瘤放疗：**利用放射线来消灭体内癌变细胞从而达到对患者治疗的目标

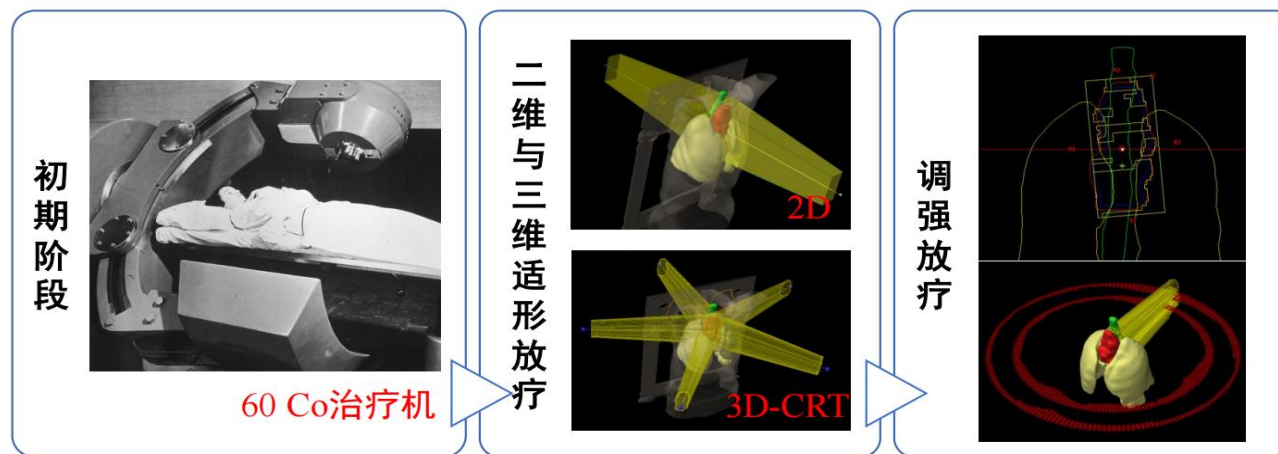


图1.1 肿瘤放射治疗发展各阶段示意图

[1].CP W, E W, BW S. 2020. World cancer report: cancer research for cancer prevention [M/OL]. <https://publications.iarc.fr/Non-Series-Publications/World-Cancer-Reports/World-Cancer-Report-Cancer-Research-For-Cancer-Prevention-2020>

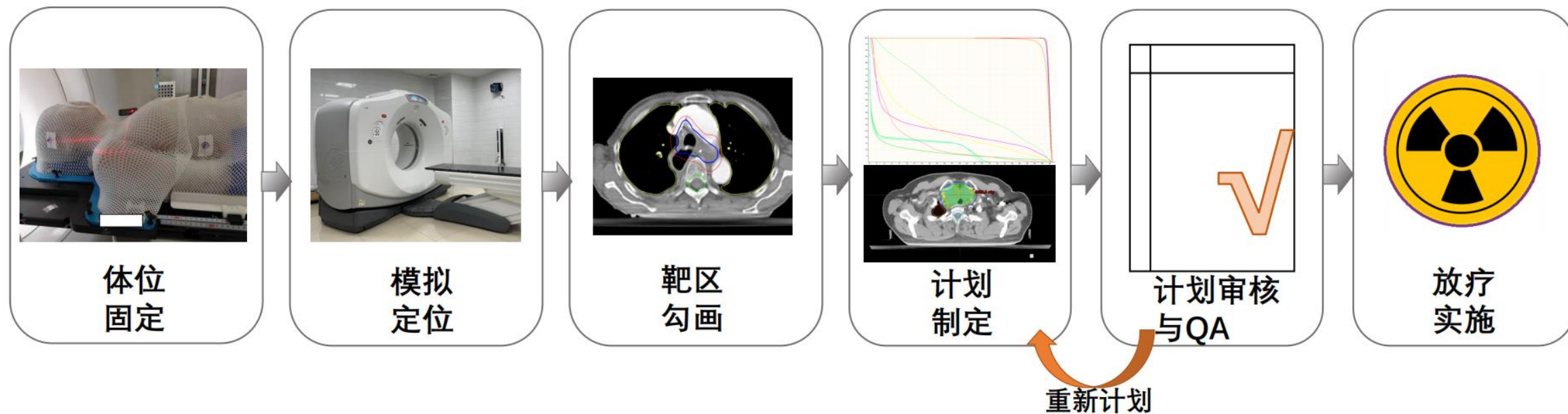


图 1.2 放射治疗基本流程示意图



- 宫颈癌是我国女性当中发病率第二高的肿瘤疾病，2015 年我国宫颈癌患者新增11万余人，死亡病例约为 3.2 万[1]
- **治疗手段：**外照射加上后装近距离照射，约**80%**的宫颈癌患者需接受放疗[2]
- 目前宫颈癌的主流外照射技术为调强放射治疗技术，可以使用 VMAT 或IMRT 固定野照射的方式实施治疗
- 膀胱、直肠和小肠等组织活动的自由度较大，手动勾画易出错且费时费力

[1].郑荣寿, 孙可欣, 张思维, 等. 2019. 2015 年中国恶性肿瘤流行情况分析[J]. 中华肿瘤杂志, (01):19-28. DOI: 10.3760/cma.j.issn.0253-3766.2019.01.008.

[2].PAPP Z, CSAPO Z, MAYER A, et al. 2006. [wertheim-operation: 5-year survival of 501 consecutive patients with cervical cancer].[J]. Orvosi Hetilap, 147(12): 537-45.

➤ 经典处理方法

图像阈值法

边缘探测法

区域法

➤ 基于统计模型的方法

主动轮廓模型

几何主动轮廓模型

模型形变方法

➤ 基于图谱库与配准的方法

➤ 基于深度学习的方法

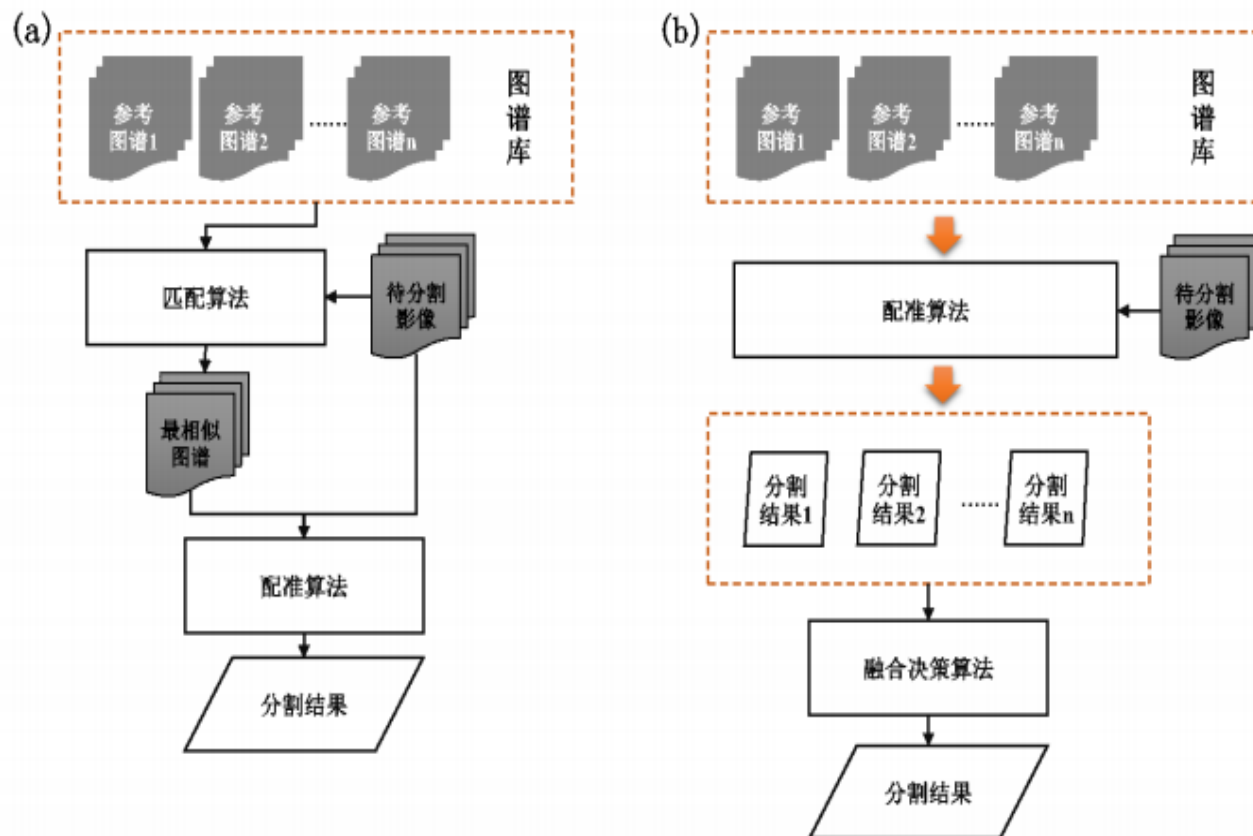


图1.4 基于图谱库配准方法勾画影像流程示意图 ((a) 单图谱; (b) 多图谱)



生产商	软件名称	自动勾画模块方法	内嵌图谱库	是否与 TPS 集成
Accuray	MultiPlan	Atlas-based, model-based	脑, 女性盆腔	是
BrainLab	iPlan	Atlas-based	脑, 头颈部, 女性盆腔, 脊椎, 胸部	是
Dosisoft	IMago	Atlas-based	脑, 头颈部	是
Elekta	ABAS 2.01	Atlas-based, model-based	头颈部, 女性盆腔	否
MIM software	MIM Maestro 6+	Atlas-based	头颈部	否
Mirada	RTx 1.4, Workflow box	Atlas-based	直肠, 乳腺, 头颈部, 盆腔, 胸部	否
OSL	OnQ RTS	Altas-based	头颈部, 女性盆腔, 胸部	否
Philips	SPICE	Atlas-based, model-based	腹部, 头颈部, 盆腔, 胸部	是
RaySearch	RayStation	Atlas-based, model-based	腹部, 头颈部, 盆腔, 胸部	是
Varian	Smart Segmentation	Atlas-based	头颈部, 男性盆腔, 胸部	是
Velocity	VelocityAI	Atlas-based	脑部, 头颈部, 盆腔	否
Wisdom-tech	DeepViewer	Deep Learning-based	全身	否
Linkingmed	AiContour	Deep Learning-based	全身	否
Manteia	AccuContour	Deep Learning-based	全身	否
United-Imaging	uRT-TPS	Deep Learning-based	全身	是

表1.1 常见自动勾画软件与其使用勾画技术列表

研究目的：

探讨基于深度学习的自动勾画技术在宫颈癌放疗临床应用中的先进性与适用性

研究任务：

- 比较深度学习自动勾画技术与基于先验知识的传统勾画技术之间的差异性
- 比较基于深度学习的自动勾画与低年资医生手动勾画结果
- 将基于深度学习的宫颈癌靶区勾画模块与商用勾画系统 DeepViewer 集成

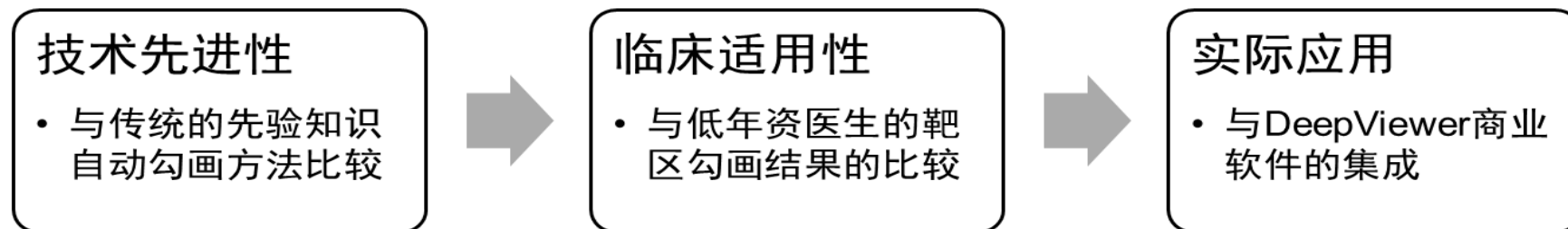


图 1.5 本文研究任务路线图

2.1.1. 基于先验知识的成熟软件自动勾画技术研究

➤ 基于模型的方法

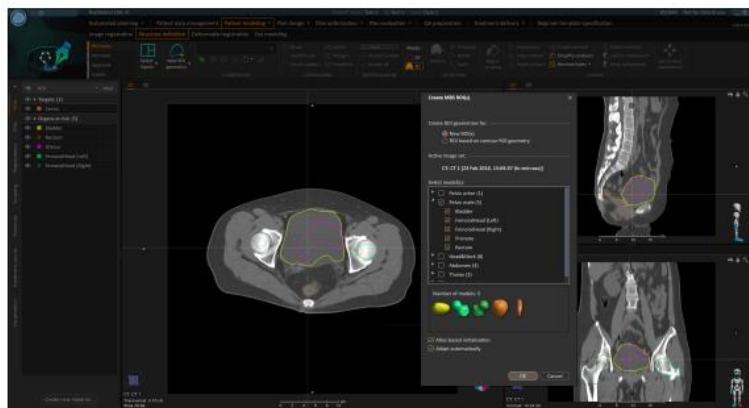


图 2.1 RayStation 使用 MBS 算法进行自动勾画界面图示

➤ 基于图谱库的方法

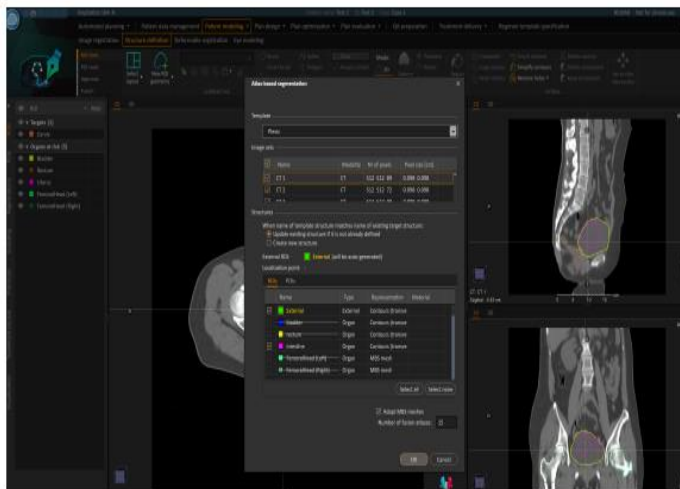


图 2.2 RayStation 使用 Atlas 算法进行自动勾画界面图示

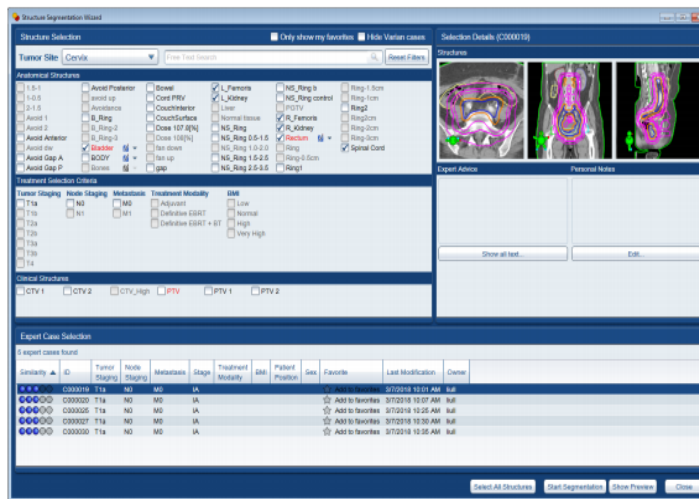


图 2.3 Smart Segmentation 选择匹配模板操作界面图

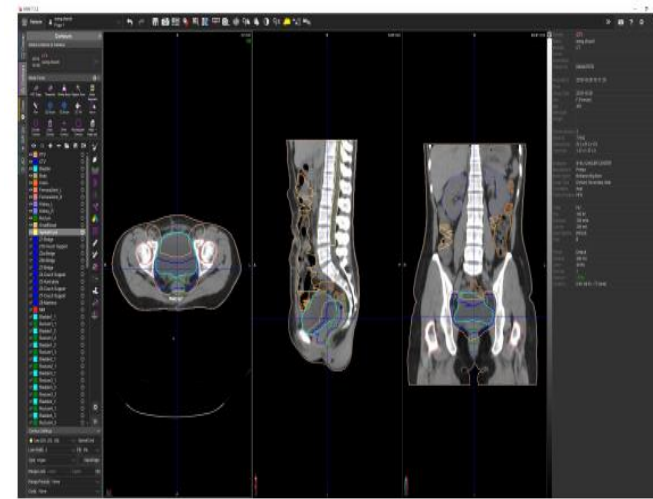
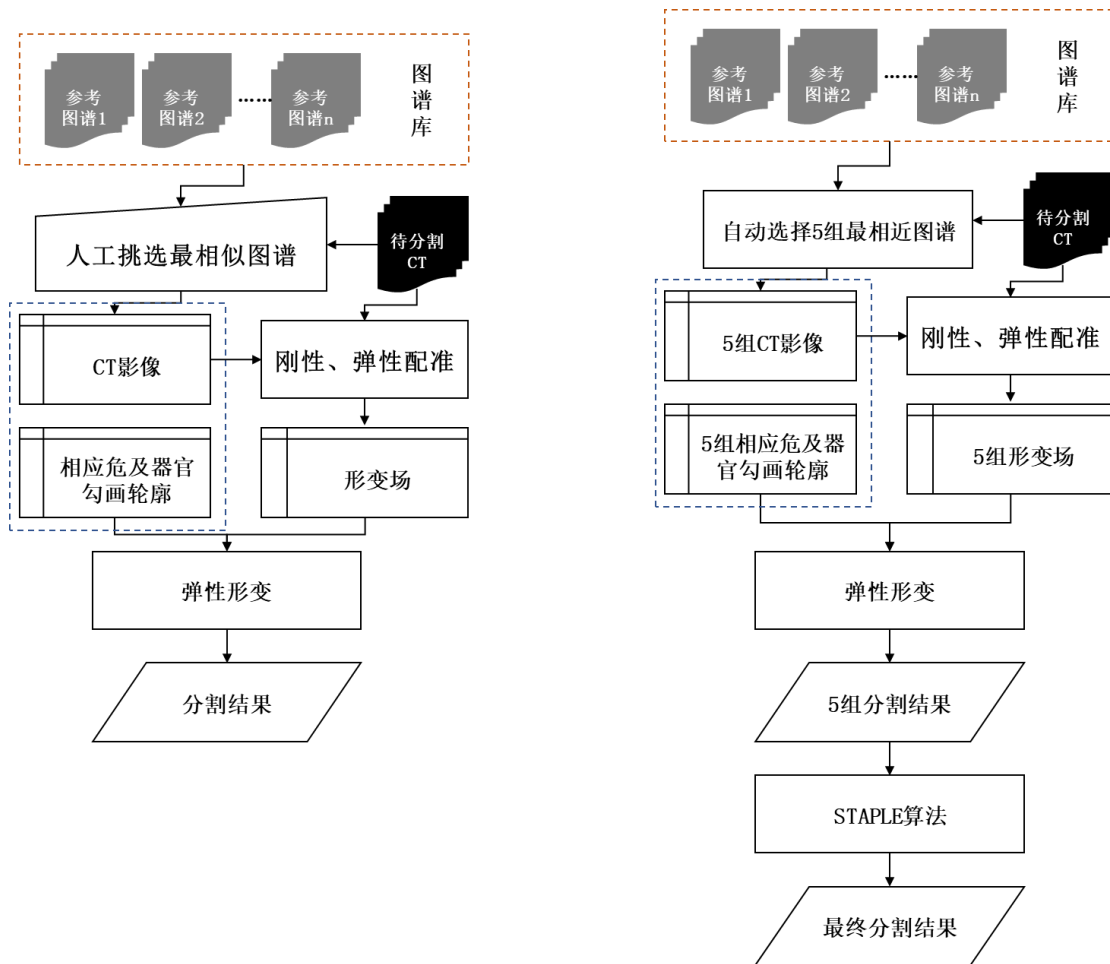


图 2.6 Mim Maestro 动勾画结果展示界面图

2.1.1. 基于先验知识的成熟软件自动勾画技术研究



a) SmartSegmentation分割流程示意图

b) MIM软件分割流程示意图

图 2.7 基于图谱库自动勾画软件流程区别示意图 ((a)SmartSegmentation; (b) MIM Maestro)

2.1.2. 基于深度学习的成熟软件自动勾画技术研究

AiContour:国内第一款获得国家药品监督管理局认证的自动勾画软件,可以提供头颈、胸、腹部及盆腔 110 多个危及器官的全自动勾画,核心算法基于 3D UNet 网络。

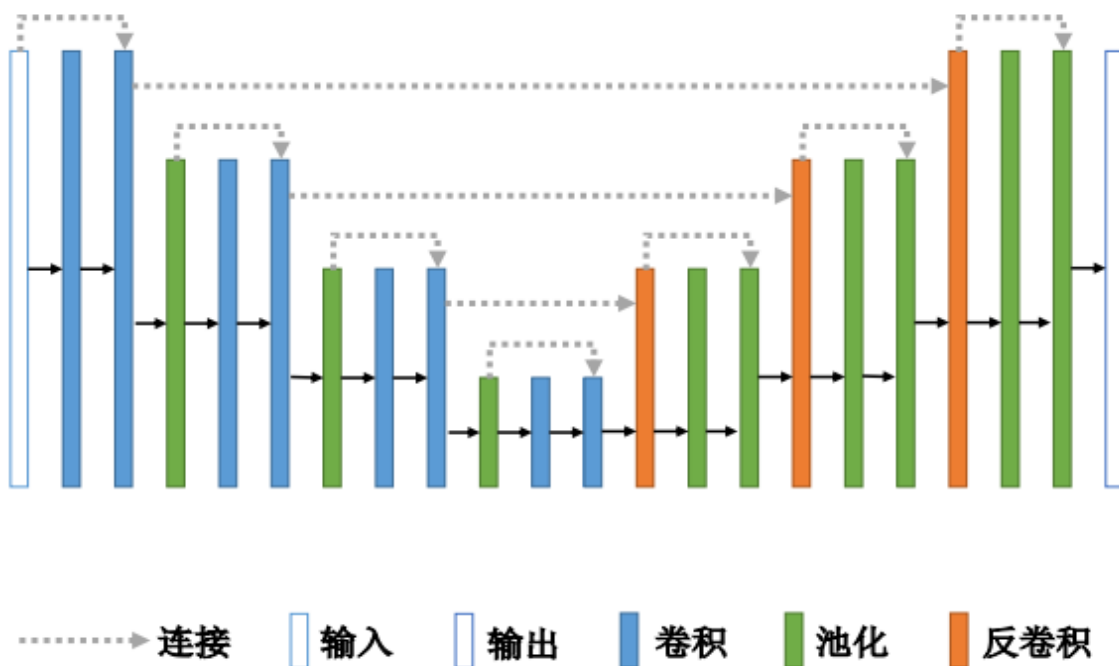


图 2.11 AiContour 网络架构示意图

2.1.2. 基于深度学习的成熟软件自动勾画技术研究

uRTTPS：能够完成70余组危及器官的自动勾画。使用粗尺度神经网络和细尺度神经网络两种分辨率的分层网络模型，其中器官的定位靠粗尺度网格，运算速度较快，借助于细分分辨率网格，在裁剪的区域上进行勾画。网络为改进型的 VNet (VB-Net)。

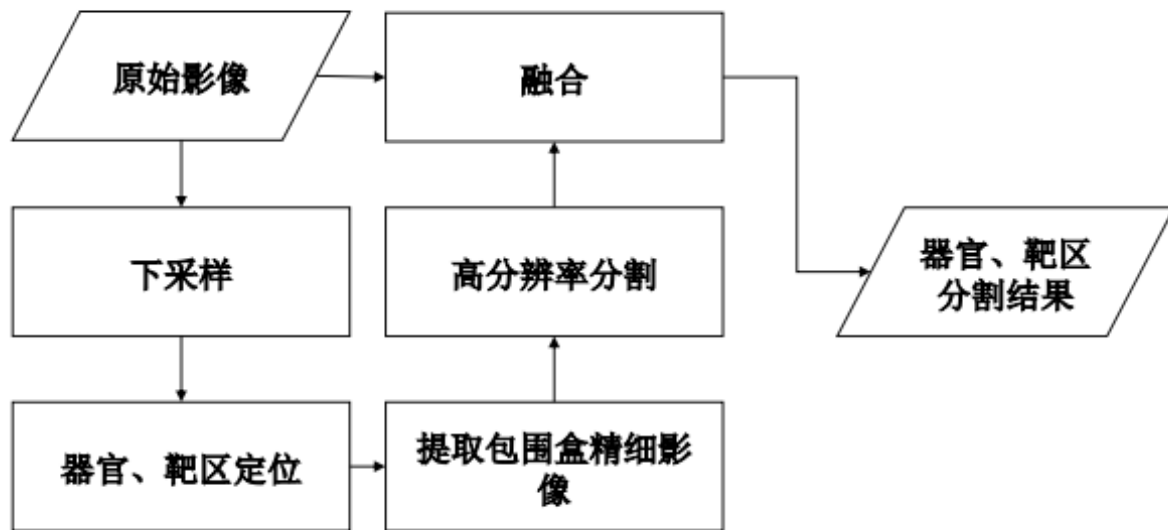


图 2.12 uRTTPS 自动勾画流程图

2.1.2. 基于深度学习的成熟软件自动勾画技术研究

AccuContour:使用传统算法与深度学习算法相结合的方式，包括数据标注、模型训练与预测结果三个模块，模型训练是核心组块。其工作流程为设定输入训练集之后，构建损失函数池、图像勾画模型池与可选择参数池。基于设定的参数训练模型并使用 Dice 系数作为评价标准。AccuContour 可以进行60 种以上危及器官的勾画，同时支持多种模态的影像 (CT、MRI、PET 等)

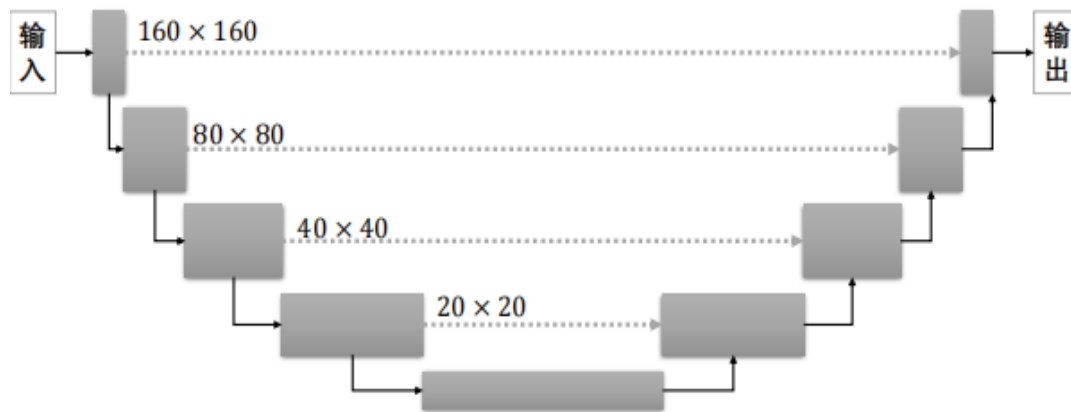


图 2.13 AccuContour 网络架构示意图

2.1.2. 基于深度学习的成熟软件自动勾画技术研究

DeepViewer: 采用了 GPU 加速方法提升系统的并行性和任务调度性能，核心算法为基于 U-Net 和 DenseNet 改进的全卷积神经网络，可以完成全身主要器官的自动勾画，使得模型在器官边缘轮廓及小器官勾画上比原始 UNet 更具备优势。DeepViewer 支持全自动非干预式自动勾画技术。

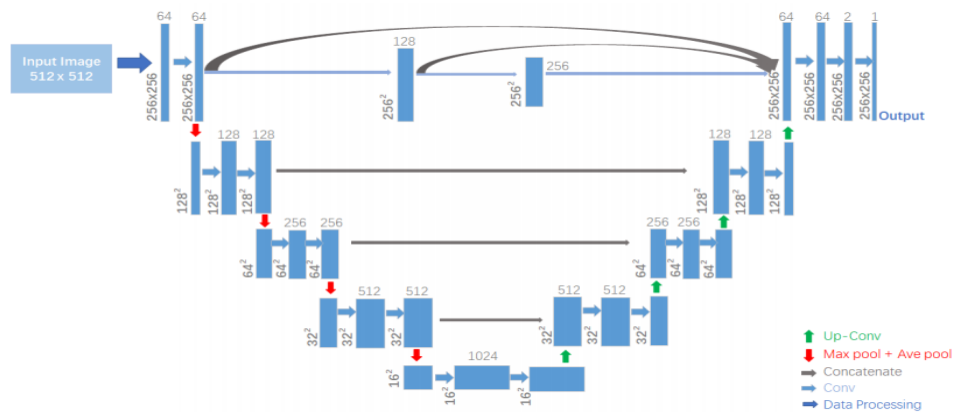


图 2.14 DeepViewer 网络架构示意图

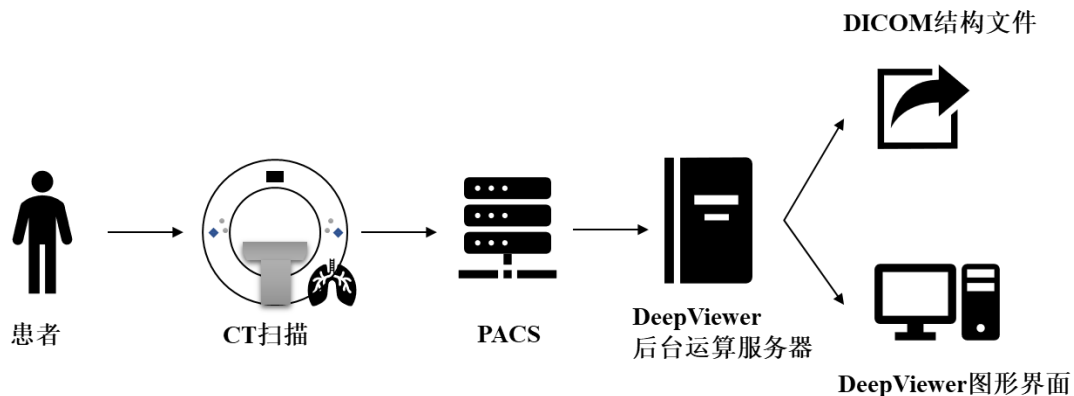


图 2.15 DeepViewer 自动勾画应用流程图



2.1.3. 测试病例与先进性对比评估标准

测试病例：采用勾画影像均来源于安徽医科大学第一附属医院已经完成放射治疗的宫颈癌患者 CT 图像，所有自动勾画软件测试数据均为相同的25例患者，不同的是图谱库方法需要另外建立图谱库，病例为另外的60例宫颈癌患者

评估标准：

(1) 勾画时间：

包括软件自动勾画所需时间与必要的手动操作的时间。自动勾画时间为从系统接收到 CT 数据，到完全勾画完成的整个时间。必要的手动操作时间为软件处理过程中需要手动打开待勾画图像、选择使用图谱等操作时间



评估标准:

(2) 勾画精度客观评价:

DSC系数：相交部分的面积与总面积之间的比值

$$DSC(A, B) = \frac{2|A \cap B|}{|A| + |B|} \quad (2.1)$$

质心偏差：质心之间的距离

$$CD(A, B) = \sqrt{(x_A - x_B)^2 + (y_A - y_B)^2 + (z_A - z_B)^2} \quad (2.2)$$

豪斯多夫距离：两个结构之间的最大距离

$$HD(A, B) = \max \{h(A, B), h(B, A)\} \quad (2.3)$$

平均表面距离：两个器官边界距离的平均

$$MSD(A, B) = \frac{1}{|A| + |B|} \left(\sum_{a \in A} h(a, B) + \sum_{b \in B} h(A, b) \right) \quad (2.4)$$

评价工具	特点
DSC	计算简单、适合各种影像，但对形状复杂、大体积器官相对不敏感（鲁棒性较好，敏感性不佳）
质心偏差	对小体积、规则器官敏感，对形状复杂器官不敏感
HD_95	对勾画效果不佳的小体积器官敏感
MSD	对大体积器官也非常有效

表 2.1 四种客观评价工具的特点表



评估标准:

(3) 临床医生主观评价

- 该器官是否由医生手动勾画或由勾画系统自动勾画[1]
- 对勾画结果进行主观评价并划分等级[2]

等级	说明
1	勾画结果不需要修改,可直接应用于临床
2	勾画可作为辅助勾画工具,结果少量修改后可应用于临床
3	勾画可作为辅助勾画工具,需较多修改后可应用于临床
4	勾画不具备辅助勾画价值

表 2.2 主观评估等级及说明列表

[1].GOODING M J, SMITH A J, TARIQ M, et al. 2018. Comparative evaluation of autocontouring in clinical practice: A practical method using the turing test[J]. Medical Physics, 45(11):51055115.

[2].VAN DIJK L V, VAN DEN BOSCH L, ALJABAR P, et al. 2020. Improving automatic delineation for head and neck organs at risk by deep learning contouring[J]. Radiotherapy and Oncology,142: 115-123.

2.2.1. 基于改进 UNet 卷积神经网络模型的自动勾画技术的开发研究

(1) 预处理：

首先，将原始数据进行**阈值截断**，低于600 的设置600，高于 1000 的设置 1000

其次，对 CT 图像进行重采样，**统一分辨率**为 $1\text{mm} \times 1\text{mm} \times 5\text{mm}$ ，增加数据的一致性

第三，为减少背景中的无关数据，以身体中心为**预裁剪**中心，预裁剪的图像平面大小为 288×288

最后，使用**随机裁剪**的数据增强方式，得到若干个大小为 $192 \times 192 \times 64$ 的三维矩阵输入模型进行训练和测试。随机裁剪可以在增强训练数据的同时更好的弥补不同病人可能出现的胖瘦和体位的差异，避免模型的过拟合

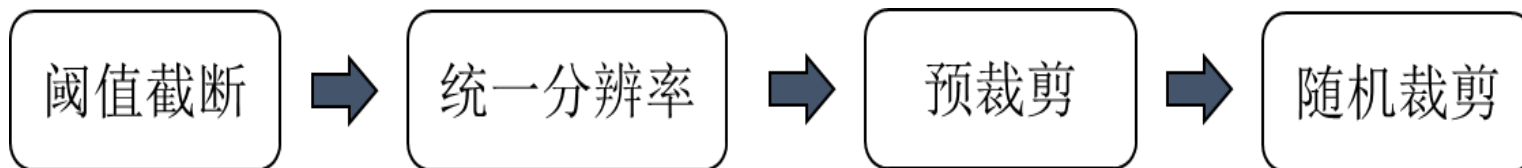


图 2.16 改进 UNet 卷积神经网络数据预处理流程图

2.2.1. 基于改进 UNet 卷积神经网络模型的自动勾画技术的开发研究

(2) 网络参数：

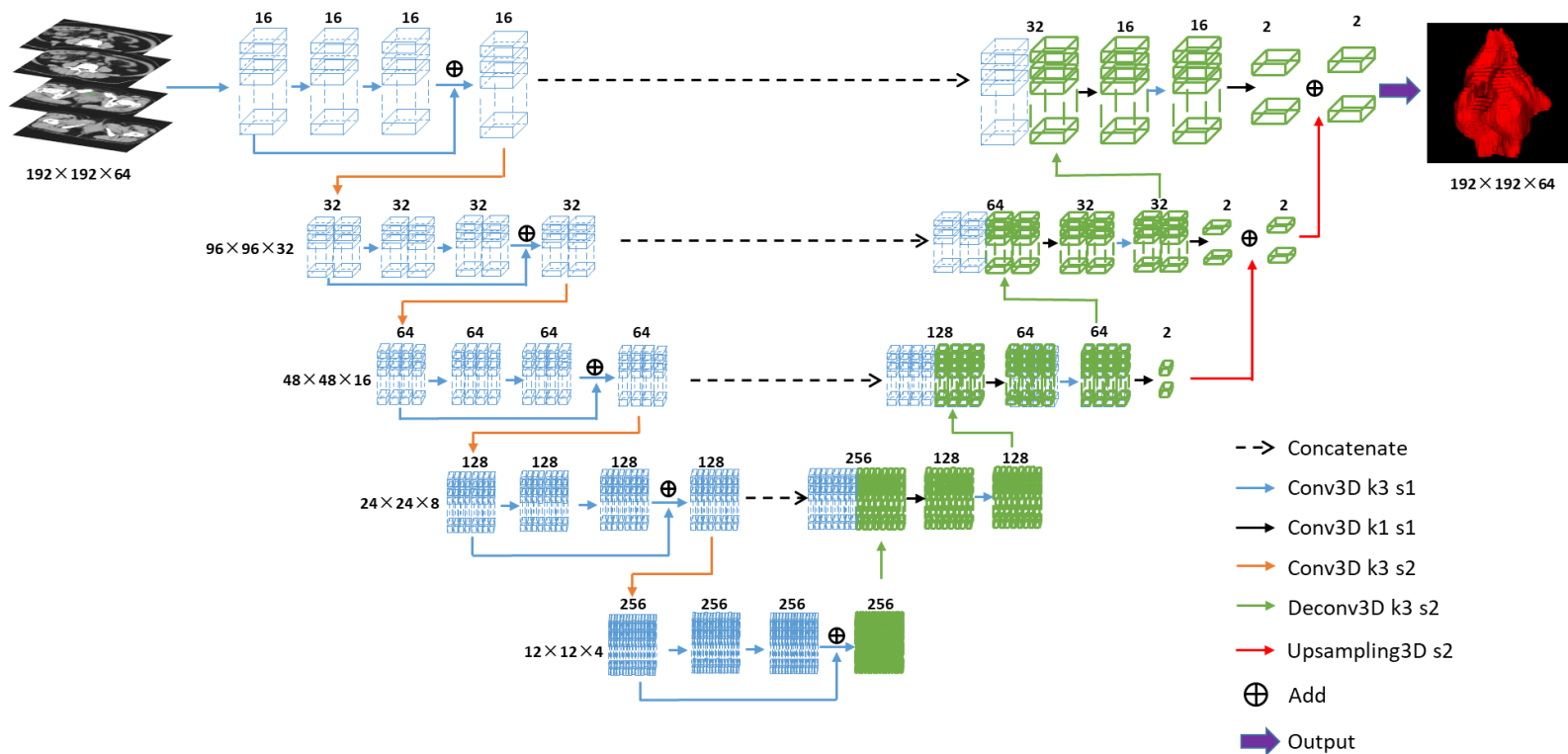


图 2.17 改进 UNet 卷积神经网络架构示意图



2.2.2. 低年资临床医生手动勾画数据

低年资医生勾画准和该高年资医生一致，勾画时没有时间限制，在勾画中不能查看解剖学书籍和在线接受指导，也不能咨询其他的医生意见或者参考之前的病例，但是可以查阅患者其他影像资料。

2.2.3. 测试病例与临床适用性对比研究

病例：2016年1月到2020年5月在安徽医科大学第一附属医院接受放射治疗的125例宫颈癌患者，靶区勾画参照JCOG宫颈癌根治性放疗外照射靶区勾画建议以及FIGO2018指南

临床适用性对比研究

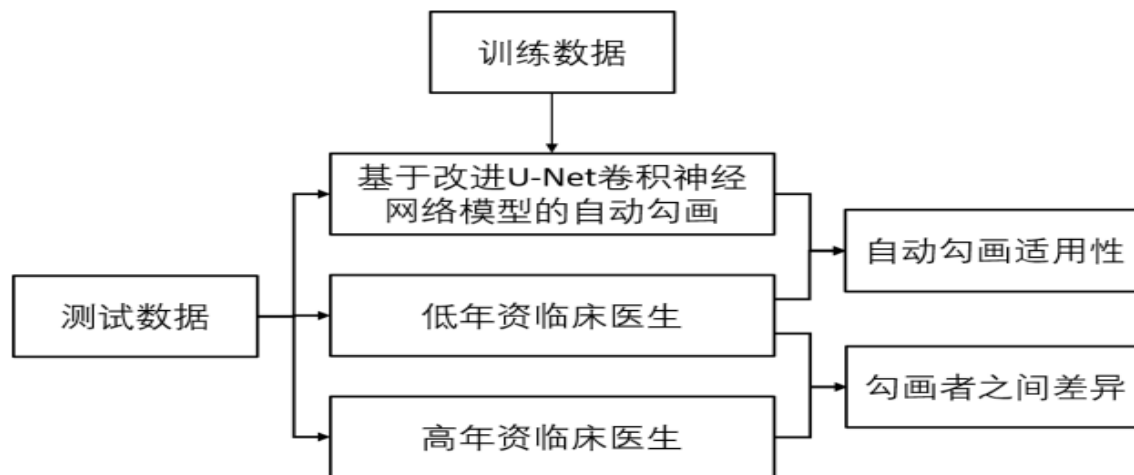


图 2.18 测试病例与临床适用性对比研究实验流程图



2.3.1.靶区勾画程序接口开发

- 额外加入一个靶区类别来明确勾画的靶区种类
- 在解析过程中，需要定位到当前病灶的位置，因此病人结构集的分类结果也是必要的
- 在设计接口时需要统一 DICOM 坐标系，防止坐标系不同导致病人的病灶定位发生偏差
- 当勾画程序完成计算时，跟 DeepViewer 主程序约定好回传路径之后可实现双方通信



2.3.2. 靶区接口封装

- 宫颈癌靶区勾画的程序接口开发采用 Python 实现，和传统的 C++ 等编译型语言不同，Python 函数无法编译成动态链接库以供 DeepViewer 主程序调用
- 本文将接口开发所依赖的软件生态独立封装成一个密闭容器，接口的运行可免受其他软件造成的破坏及干扰，同时可以做到无损移植
- 采用 Pyinstaller 技术能够实现算法与应用的分离，极大程度降低了算法程序与 DeepViewer 应用的耦合程度，在软件运行层面实现热插拔式的效应，方便勾画算法及可视化程序的代码更新并且提高了程序的可维护性及可拓展性

2.3.3. 基于消息队列的软件调度及系统集成方法研究

- 靶区勾画模块与 DeepViewer 之间需要做调度处理，自动勾画系统通过消息队列的形式来调用对应勾画模块，DeepViewer 系统给靶区勾画模块提供 CT 影像的数据、分类结果、病人体位等基本勾画信息。

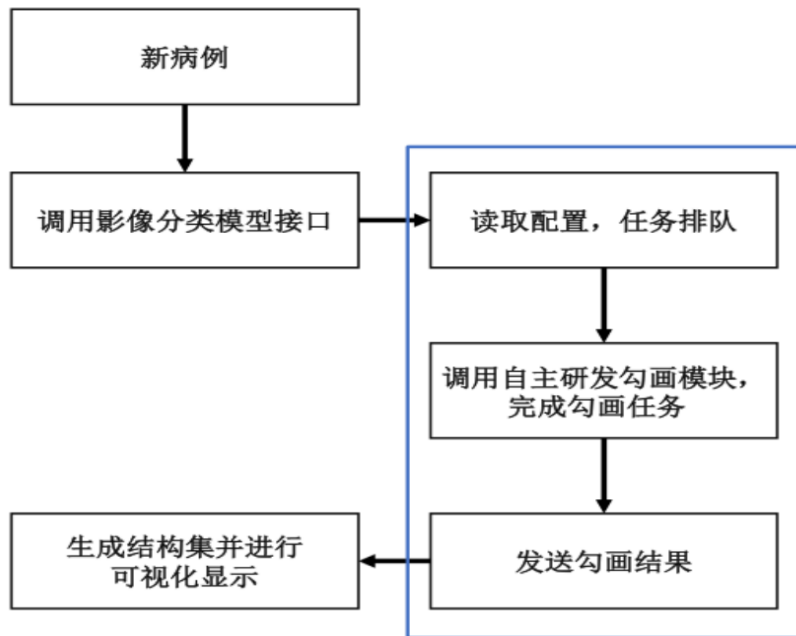


图2.19 宫颈癌靶区勾画模块DeepViewer自动勾画系统集成流程图



3.1.1. 基于先验知识的成熟软件自动勾画结果

(1) 勾画时间:

Smart Segmentation 勾画全部危及器官时间为 (24.5 ± 1.5) s, RayStation_Atlas 为 (474.5 ± 38.5) s, MIM Maestro 为 (136.4 ± 10.2) s, RayStation_MBS 为 (169.4 ± 8.7) s, 因该数据为回顾性研究, 高年资医生修改审核勾画时间未统计。勾画速度最快的是 Smart Segmentation, 最长的是 RayStation_Atlas。以上时间不包括 MIM Maestro、RayStation 的 Atlas 方法建立图谱库所花费的时间, 另外 Smart Segmentation 未使用本研究的患者作为图谱库, 其图谱库为 Smart Segmentation 自带图谱库。



3.1.1. 基于先验知识的成熟软件自动勾画结果

(2) 勾画精度客观评价:

最高得分:

Smart Segmentation:7 DSC

RayStation_Atlas:1

MIM Maestro:12 HD、MSD

RayStation_MBS:0

最低得分:

Smart Segmentation:1

RayStation_Atlas:7

MIM Maestro:0

RayStation_MBS:12

评估标准	危及器官	Smart Segmentation	RayStation_Atlas	MIM Maestro	RayStation_MBS
DSC	膀胱	0.804±0.149	0.673±0.066	0.822±0.095	0.707±0.189
	左股骨头	0.835±0.061	0.749±0.040	0.824±0.117	0.727±0.057
	右股骨头	0.829±0.064	0.753±0.020	0.795±0.119	0.744±0.030
	小肠	/	0.725±0.164	0.765±0.082	/
	直肠	0.624±0.120	0.603±0.110	0.616±0.130	0.581±0.148
质心偏差(mm)	膀胱	12.474±6.933	32.528±11.261	20.288±12.249	20.739±16.246
	左股骨头	14.901±7.317	39.404±18.568	6.639±4.051	46.123±16.948
	右股骨头	12.045±9.607	34.099±18.417	11.834±11.107	43.387±23.787
	小肠	/	28.219±21.217	21.309±18.667	/
	直肠	11.433±5.657	20.596±14.133	14.823±10.767	23.982±19.502
HD_95(mm)	膀胱	20.363±13.344	19.951±2.986	13.687±4.556	20.248±13.575
	左股骨头	6.128±2.219	24.509±8.258	5.429±2.530	27.586±7.995
	右股骨头	7.110±4.949	25.325±5.558	7.655±6.278	27.683±4.690
	小肠	/	30.149±14.720	21.016±8.100	/
	直肠	14.251±8.357	13.202±6.347	14.511±9.543	19.591±9.272
平均表面距离(mm)	膀胱	3.622±2.607	5.613±1.127	2.909±1.065	4.833±2.822
	左股骨头	1.787±0.833	3.167±1.992	1.720±1.794	4.721±1.214
	右股骨头	1.829±0.843	4.059±0.725	1.990±1.337	4.442±0.669
	小肠	/	7.082±4.168	5.223±1.817	/
	直肠	3.872±3.408	3.574±1.507	1.498±1.882	4.598±2.379

表3.1 基于先验知识的危及器官勾画结果列表

3.1.1. 基于先验知识的成熟软件自动勾画结果

(2) 勾画精度客观评价:

DSC:

小肠、直肠变化均较大

质心偏差:

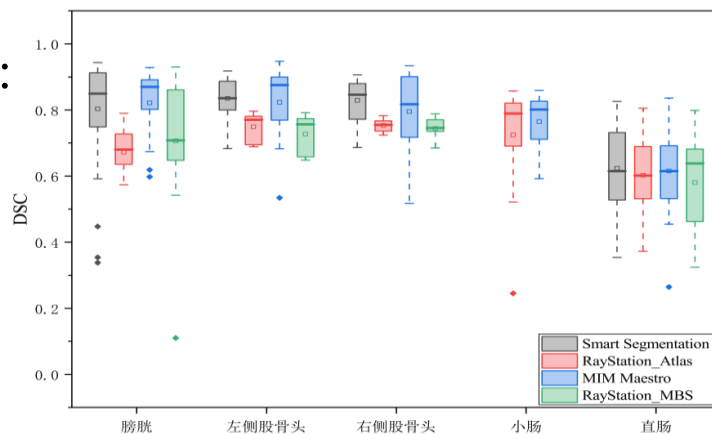
Smart Segmentation 均值良好,
且稳定性较高。

HD_95:

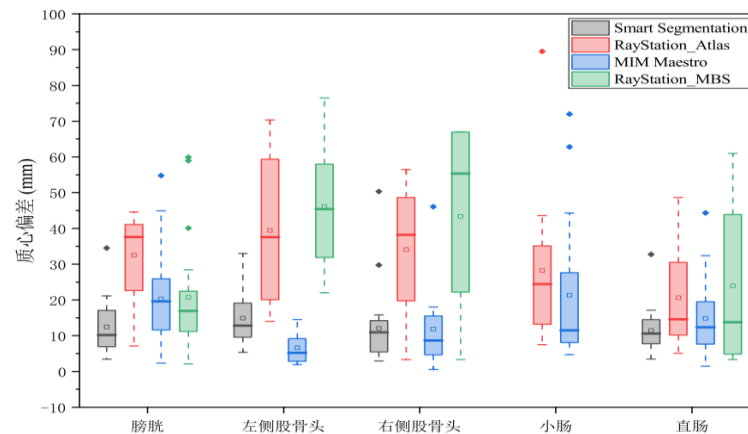
RayStation_Atlas :膀胱、直肠
的勾画上稳定性较高, Smart
Segmentation :左、右股骨头的
勾画上更具有稳定性优势。

MSD:

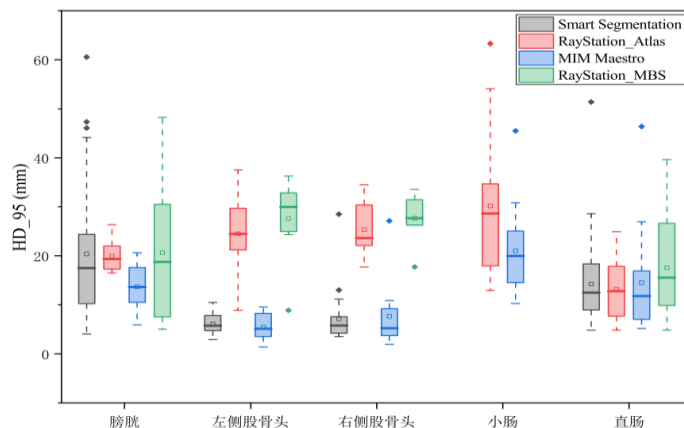
RayStation_Atlas 在膀胱、左
股骨头、右股骨头、直肠的
勾画上稳定性较高,但在小
肠的勾画上存在较高异常值。



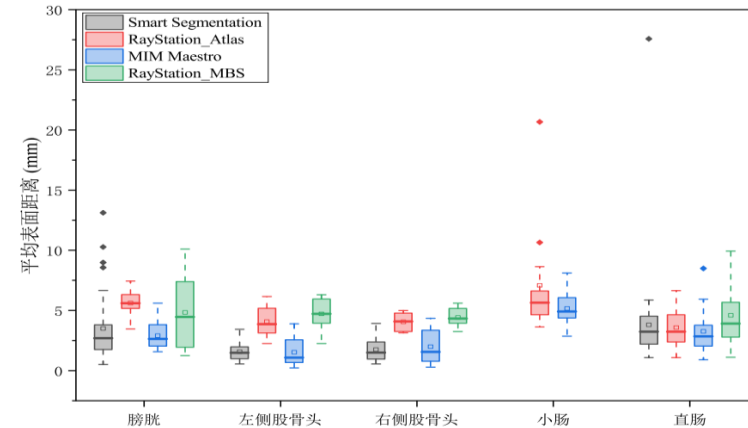
(a)



(b)



(c)



(d)

图 3.1 基于先验知识的危及器官勾画精度箱线图 ((a)DSC; (b) 质心偏差; (c)HD_95; (d) 平均表面距离)



3.1.1. 基于先验知识的成熟软件自动勾画结果

(3) 临床医生主观评价:

	手动勾画	Smart Segmentation	RayStation_ Atlas	MIM Maestro	RayStation_ MBS
膀胱	16	14	21	15	18
左股骨头	14	13	24	14	25
右股骨头	15	13	25	16	25
小肠	20	/	23	22	/
直肠	23	21	24	23	25

表 3.2 25 例手动勾画与基于先验知识的自动勾画结果被正确识别个数的图灵测试结果表



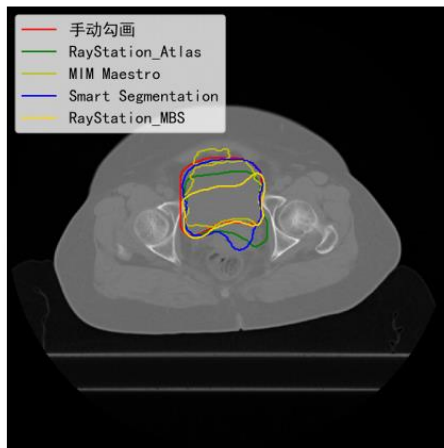
3.1.1. 基于先验知识的成熟软件自动勾画结果

(3) 临床医生主观评价:

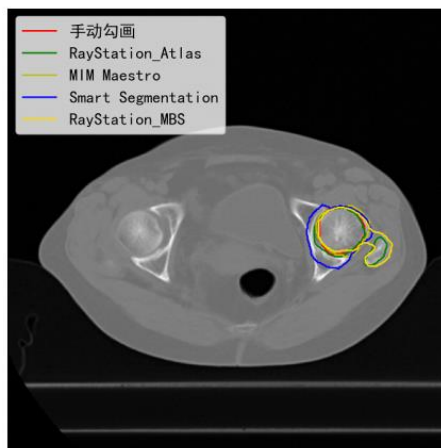
		手动勾画	Smart Segmentation	RayStation_ Atlas	MIM	RayStation_ MBS
膀胱	等级1	19	3	0	5	1
	等级2	5	16	7	14	9
	等级3	1	6	18	6	15
	等级4	0	0	0	0	0
左股骨头	等级1	23	6	0	7	0
	等级2	2	17	0	18	0
	等级3	0	2	0	0	0
	等级4	0	0	25	0	25
右股骨头	等级1	24	5	0	6	0
	等级2	1	17	0	19	0
	等级3	0	3	0	0	0
	等级4	0	0	25	0	25
小肠	等级1	23	/	3	3	/
	等级2	1	/	2	5	/
	等级3	1	/	20	17	/
	等级4	0	/	0	0	/
直肠	等级1	24	4	7	4	5
	等级2	1	19	7	16	4
	等级3	0	1	11	4	16
	等级4	0	0	0	0	0

表 3.3 25 例手动勾画与基于先验知识的自动勾画结果的主观评估等级表

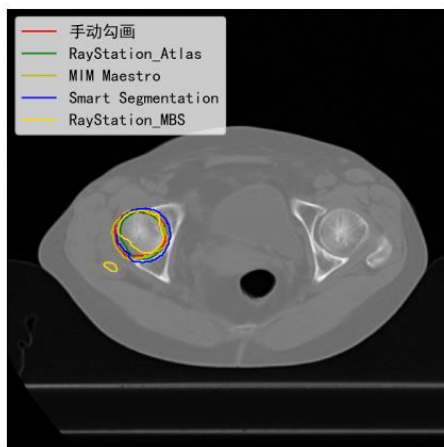
3.1.1. 基于先验知识的成熟软件自动勾画结果



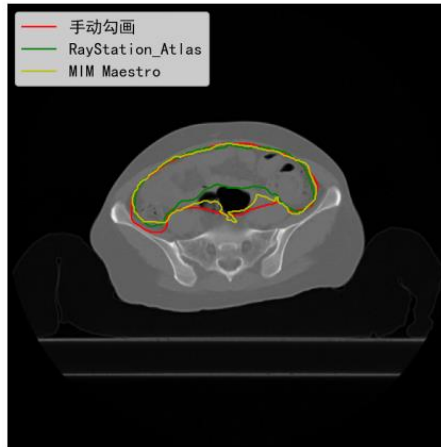
(a)



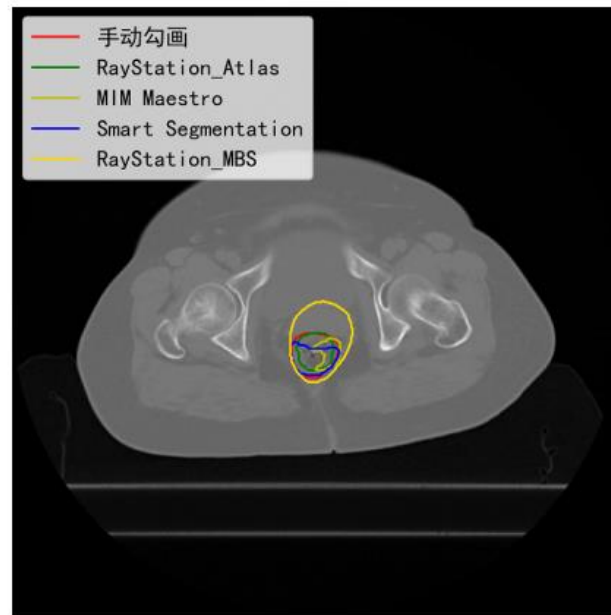
(b)



(c)



(d)



(e)

图 3.2 基于先验知识的危及器官勾画轮廓展示图 ((a) 膀胱; (b) 左侧股骨头; (c) 右侧股骨头; (d) 小肠; (e) 直肠)



3.1.2. 基于深度学习的成熟软件自动勾画结果

(1) 勾画时间:

DeepViewer勾画全部危及器官时间为 $(90.4 \pm 7.7)\text{s}$ ，AiContour为 $(114.8 \pm 13.4)\text{s}$ ，uRTTPS 为 $(105.2 \pm 11.3)\text{s}$ ，AccuContour 为 $(72.1 \pm 4.7)\text{s}$ 。AccuContour 勾画时间最短，最长为 AiContour，但是总体勾画时间都很短。



3.1.2. 基于深度学习的成熟软件自动勾画结果

(2) 勾画精度客观评价:

最高得分:

DeepViewer:7 股骨头7

AiContour:5 小肠3

uRT-TPS:3 直肠2

AccuContour:6 膀胱2

最低得分:

DeepViewer:3 直肠2

AiContour:6 膀胱3

uRT-TPS:3 小肠2

AccuContour:8 股骨头8

评估标准	危及器官	DeepViewer	AiContour	uRT-TPS	AccuContour
DSC	膀胱	0.935±0.020	0.925±0.022	0.943±0.016	0.949±0.018
	左股骨头	0.880±0.044	0.880±0.040	0.781±0.065	0.757±0.066
	右股骨头	0.888±0.051	0.882±0.046	0.774±0.055	0.753±0.068
	小肠	0.867±0.038	0.875±0.041	0.842±0.057	0.852±0.050
	直肠	0.782±0.066	0.823±0.047	0.842±0.036	0.841±0.046
质心偏差(mm)	膀胱	4.109±2.394	10.062±3.320	4.064±2.441	4.167±2.709
	左股骨头	4.970±2.142	5.190±4.051	41.459±23.012	41.503±24.147
	右股骨头	5.146±3.117	5.165±3.332	46.693±23.342	48.311±23.988
	小肠	10.664±4.173	11.042±7.570	10.741±5.564	10.453±5.850
	直肠	5.598±4.083	5.725±4.394	5.288±3.522	4.942±4.504
HD_95(mm)	膀胱	5.022±2.797	5.499±1.940	4.426±3.794	3.309±0.769
	左股骨头	4.331±1.291	4.289±1.253	25.350±8.945	24.534±8.806
	右股骨头	3.952±1.466	4.260±1.259	25.884±8.574	26.137±7.776
	小肠	14.270±8.127	12.480±6.035	28.082±16.533	31.260±14.282
	直肠	5.972±2.584	5.628±2.613	5.773±4.172	4.938±1.567
平均表面距离(mm)	膀胱	1.366±1.103	1.616±1.363	1.071±1.193	0.864±0.490
	左股骨头	1.096±0.653	1.110±0.636	4.115±1.605	4.337±1.655
	右股骨头	1.107±1.734	1.163±0.698	4.178±1.460	4.484±1.520
	小肠	3.493±1.232	3.324±1.210	5.323±2.045	5.223±1.817
	直肠	2.013±1.153	1.521±0.751	1.429±1.701	1.498±0.882

表 3.4 基于深度学习方法的危及器官勾画结果列表

3.1.2. 基于深度学习的成熟软件自动勾画结果

(2) 勾画精度客观评价:

DSC:

AiContour 在 DSC 上异常值较小

。

质心偏差:

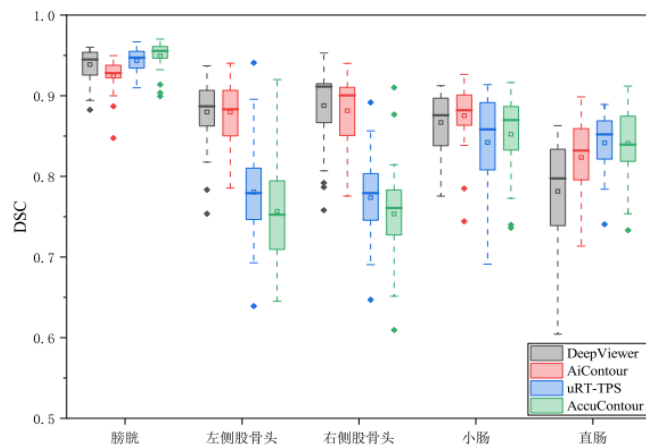
除标准不一致导致股骨头差异较大, 其他质心偏差都较小, 特别是在膀胱的勾画上

HD_95:

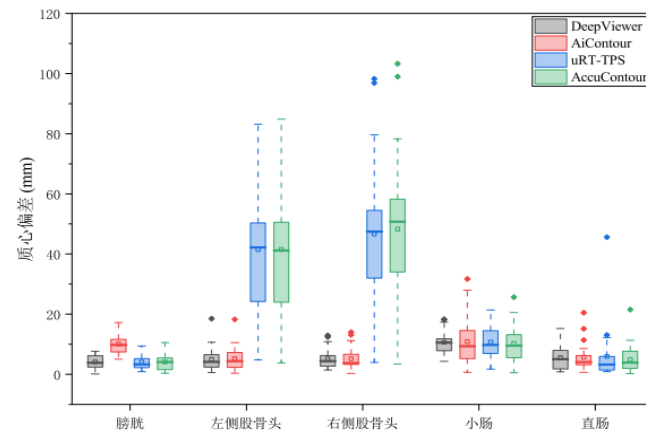
AccuContour 和uRTTPS在小肠的勾画上也出现了不稳定的情况

MSD:

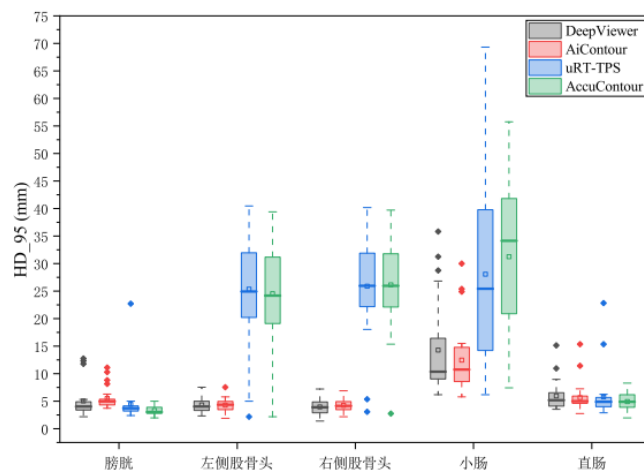
AccuContour 和 uRTTPS在左右股骨头、小肠的勾画上也出现了较大波动, 但在膀胱和直肠上的勾画则较为稳定



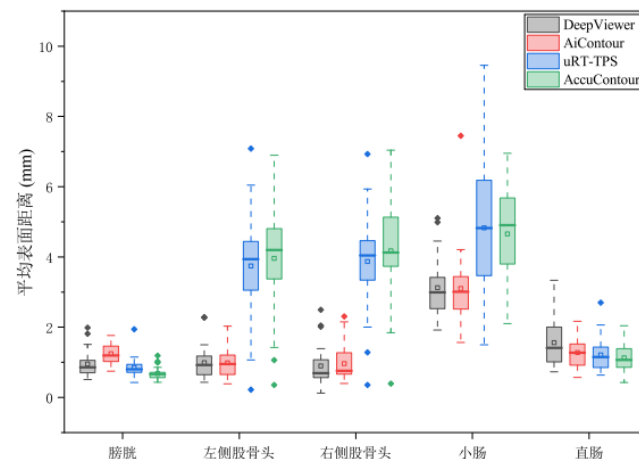
(a)



(b)



(c)



(d)

图 3.3 基于深度学习方法的危及器官勾画精度箱线图 ((a)DSC; (b) 质心偏差; (c)HD_95; (d) 平均表面距离)



3.1.2. 基于深度学习的成熟软件自动勾画结果

(3) 临床医生主观评价:

	手动勾画	DeepViewer	AiContour	uRT-TPS	AccuContour
膀胱	11	11	12	10	11
左股骨头	14	10	9	25	25
右股骨头	13	8	8	25	25
小肠	14	11	10	11	10
直肠	10	13	10	9	11

表 3.5 25 例手动勾画与基于深度学习的自动勾画结果被正确识别个数的图灵测试结果表



3.1.2. 基于深度学习的成熟软件自动勾画结果

(3) 临床医生主观评价:

		手动勾画	DeepViewer	AiContour	uRT-TPS	AccuContour
膀胱	等级1	19	20	20	21	22
	等级2	5	5	5	4	3
	等级3	1	0	0	0	0
	等级4	0	0	0	0	0
左股骨头	等级1	23	20	17	0	0
	等级2	2	5	8	8	7
	等级3	0	0	0	17	18
	等级4	0	0	0	0	0
右股骨头	等级1	24	21	18	0	0
	等级2	1	4	7	9	9
	等级3	0	0	0	16	16
	等级4	0	0	0	0	0
小肠	等级1	23	19	18	20	20
	等级2	1	6	7	5	5
	等级3	1	0	0	0	0
	等级4	0	0	0	0	0
直肠	等级1	24	16	17	18	18
	等级2	1	8	7	5	6
	等级3	0	1	1	2	1
	等级4	0	0	0	0	0

表 3.6 25 例手动勾画与基于深度学习的自动勾画结果的主观评估等级表

3.1.2. 基于深度学习的成熟软件自动勾画结果

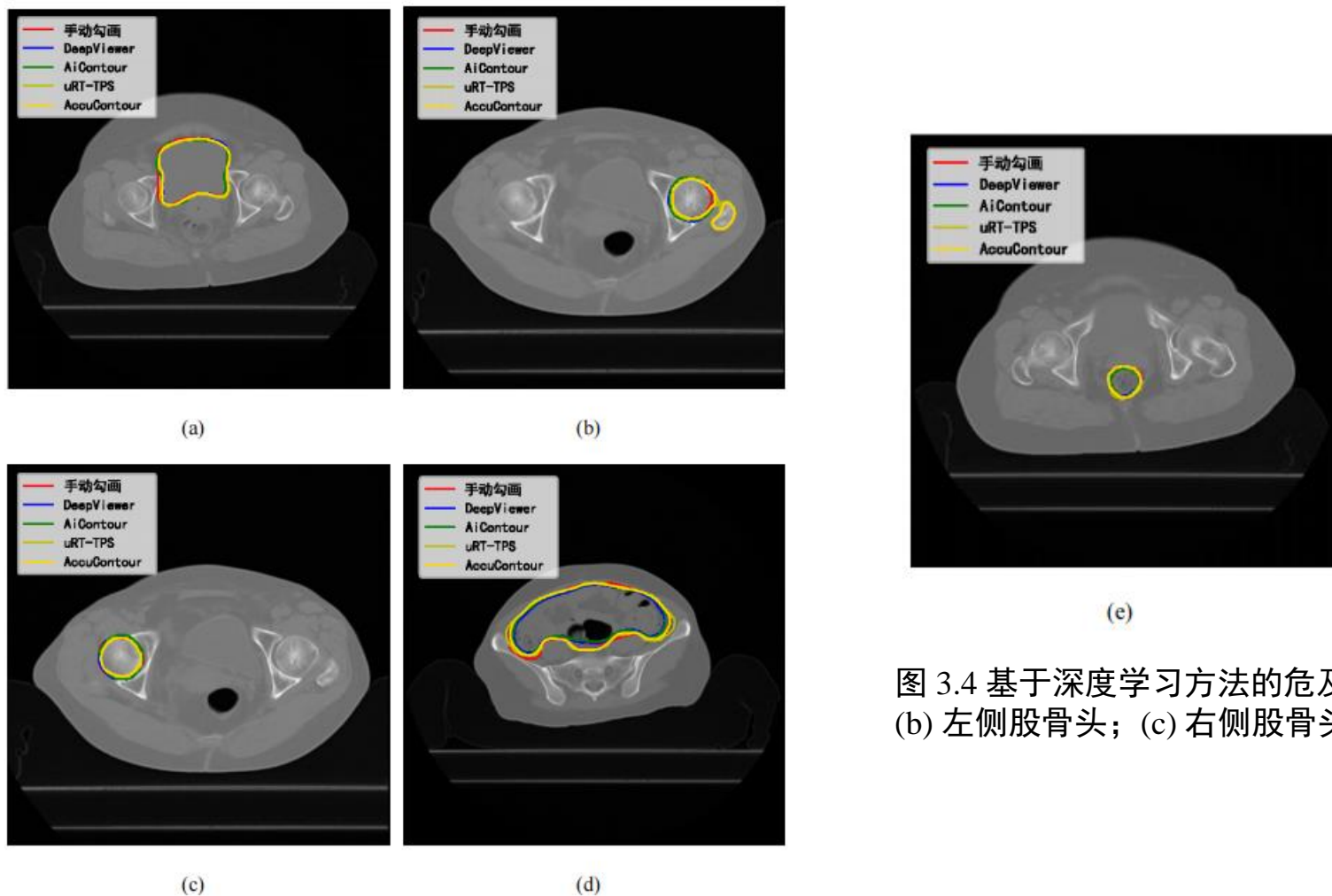


图 3.4 基于深度学习方法的危及器官轮廓展示图 ((a) 膀胱; (b) 左侧股骨头; (c) 右侧股骨头; (d) 小肠; (e) 直肠)



3.2 基于深度学习的宫颈癌自动勾画技术临床适用性对比结果

(1) 勾画时间:

低年资医生勾画时间为 $(932.5 \pm 109.7)s$,

自动勾画模型勾画时间为 $(112.5 \pm 9.8)s$ 。

(2) 勾画精度客观评价:

最高得分:

自动勾画:16 股骨头、小肠、

CTV

低年资医生:8 直肠

评估标准	危及器官	自动勾画模型	低年资医生	P
DSC	CTV	0.861±0.020	0.829±0.017	<0.001
	膀胱	0.908±0.062	0.914±0.055	0.684
	左股骨头	0.881±0.048	0.843±0.070	0.032
	右股骨头	0.881±0.041	0.839±0.080	0.025
	小肠	0.863±0.037	0.808±0.073	0.002
	直肠	0.812±0.040	0.836±0.046	0.059
质心偏差(mm)	CTV	9.001±4.038	6.529±4.131	0.415
	膀胱	4.776±3.641	5.731±4.054	0.057
	左股骨头	3.550±2.656	4.295±3.209	0.95
	右股骨头	5.351±3.234	5.280±4.103	0.507
	小肠	17.729±13.911	23.394±19.219	0.248
	直肠	5.340±2.945	4.756±2.592	0.499
HD_95 (mm)	CTV	11.840±9.424	13.265±6.924	0.999
	膀胱	4.560±1.732	4.560±2.094	0.571
	左股骨头	4.291±1.404	5.049±2.288	0.059
	右股骨头	4.222±1.457	5.242±1.994	0.164
	小肠	16.541±8.695	20.277±9.222	0.155
	直肠	5.627±1.983	4.875±1.724	0.197
平均表面距离 (mm)	CTV	2.774±1.163	3.212±0.753	0.888
	膀胱	1.060±0.570	1.034±0.659	0.145
	左股骨头	1.089±0.588	1.608±1.134	0.034
	右股骨头	1.058±0.630	1.617±1.016	0.047
	小肠	3.398±0.990	5.420±2.138	<0.001
	直肠	1.457±0.707	1.175±0.480	0.137

表 3.7 基于改进 UNet 卷积神经网络模型的勾画结果与低年资医生手动勾画对比结果列表

3.2 基于深度学习的宫颈癌自动勾画技术临床适用性对比结果

(2) 勾画精度客观评价:

DSC:

除了膀胱外，自动模型更优

质心偏差:

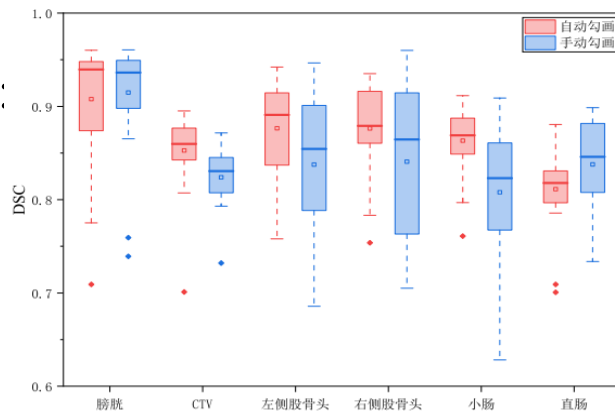
除小肠外，自动勾画和低年资医生的勾画稳定性都较好。

HD₉₅:

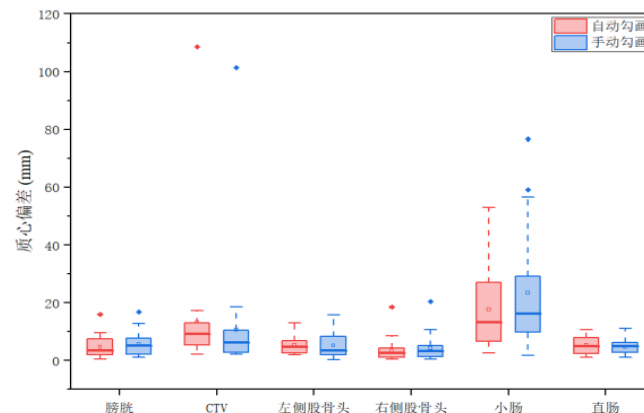
低年资医生的CTV、直肠、小肠、勾画稳定性好。自动勾画的股骨头效果更好

MSD:

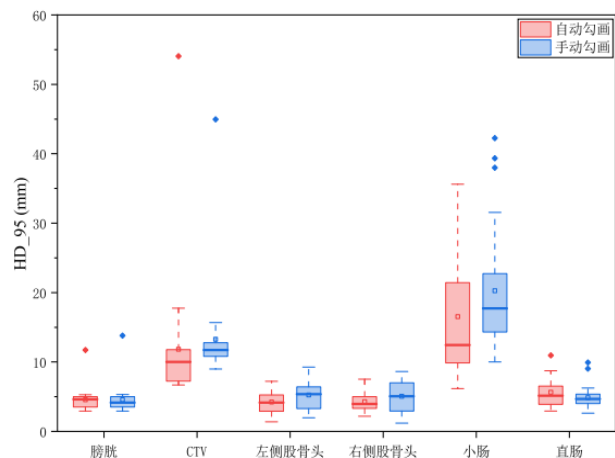
股骨头及小肠的勾画自动勾画稳定性更好



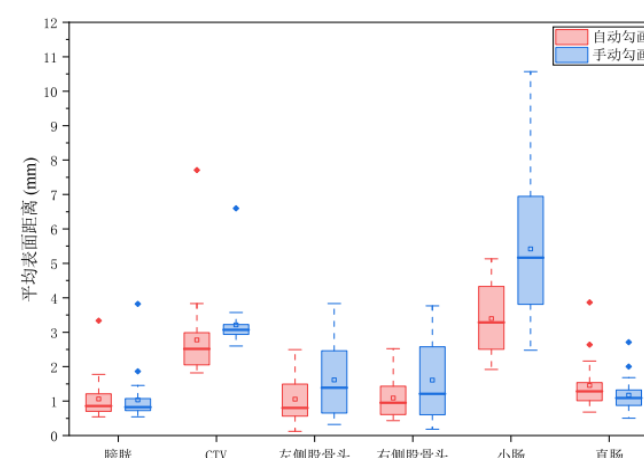
(a)



(b)



(c)



(d)

表 3.7 基于改进 UNet 卷积神经网络模型的勾画结果与低年资医生手动勾画对比结果列表



3.2 基于深度学习的宫颈癌自动勾画技术临床适用性对比结果

(2) 临床医生主观评价:

	高年资医生	低年资医生	改进模型
CTV	9	9	10
膀胱	6	5	6
左股骨头	7	5	5
右股骨头	6	6	6
小肠	7	7	6
直肠	8	7	8

表3.8 25例高、低年资医生及改进模型勾画结果被正确识别个数的图灵测试结果表



3.2 基于深度学习的宫颈癌自动勾画技术临床适用性对比结果

(2) 临床医生主观评价:

		高年资医生	低年资医生	改进模型
CTV	等级1	4	2	3
	等级2	10	15	16
	等级3	11	8	6
	等级4	0	0	0
膀胱	等级1	19	20	20
	等级2	5	2	5
	等级3	1	0	0
	等级4	0	0	0
左股骨头	等级1	23	19	20
	等级2	2	6	5
	等级3	0	0	0
	等级4	0	0	0
右股骨头	等级1	24	20	21
	等级2	1	5	4
	等级3	0	0	0
	等级4	0	0	0
小肠	等级1	23	17	19
	等级2	1	8	6
	等级3	1	0	0
	等级4	0	0	0
直肠	等级1	24	18	16
	等级2	1	7	8
	等级3	0	0	1
	等级4	0	0	0

表3.9 25例高、低年资医生及改进模型勾画结果的主观评估等级表

3.2 基于深度学习的宫颈癌自动勾画技术临床适用性对比结果

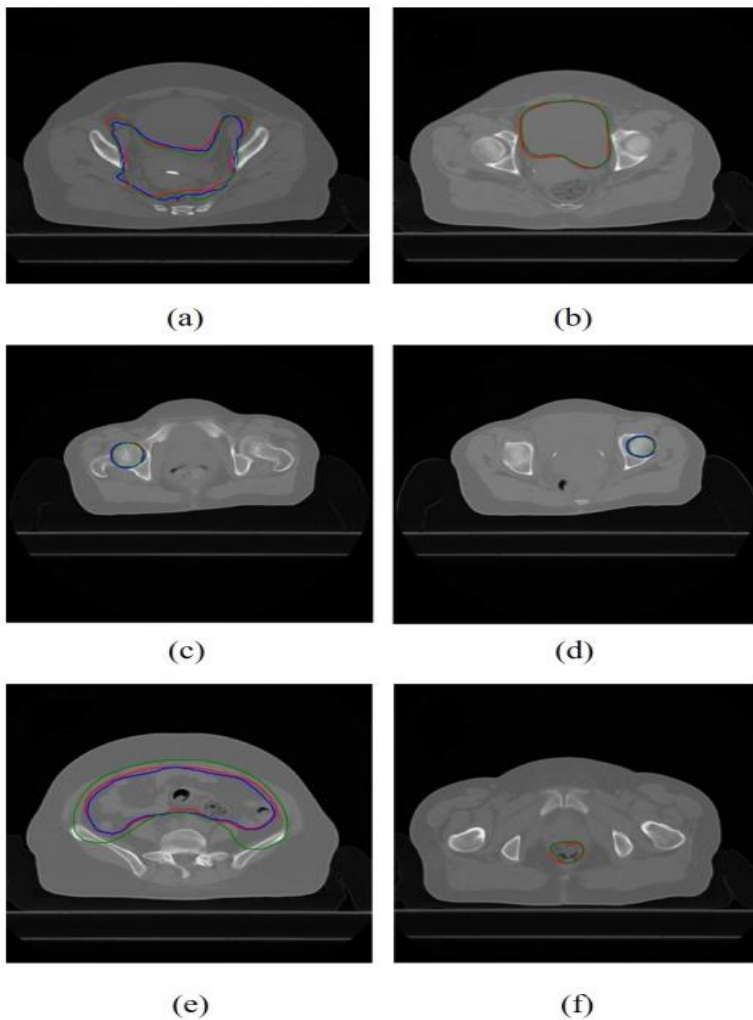
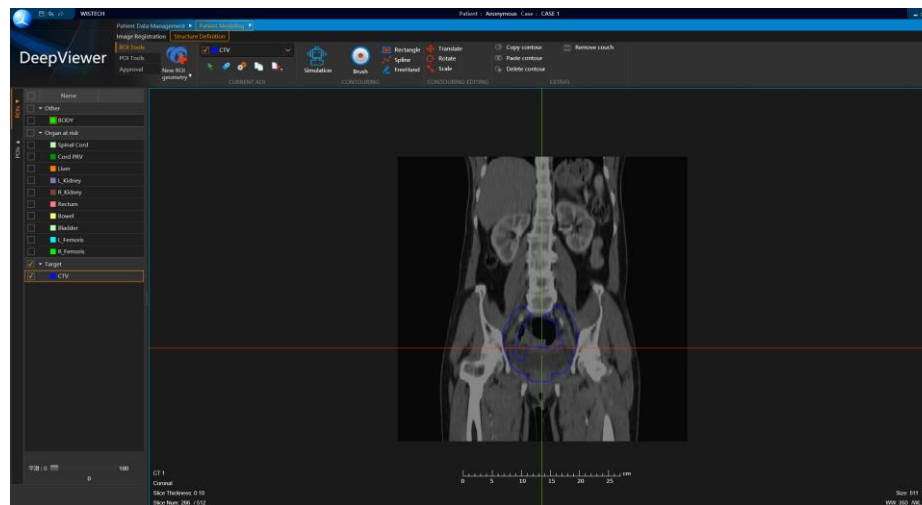
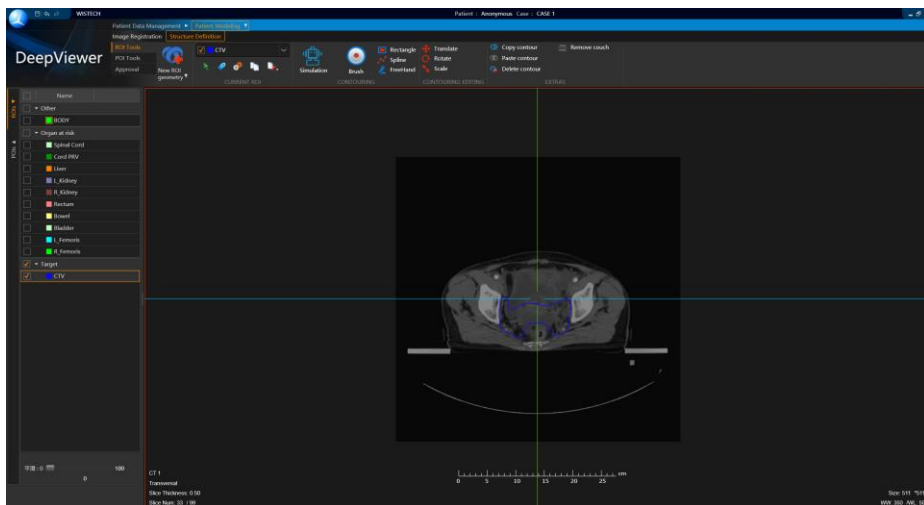
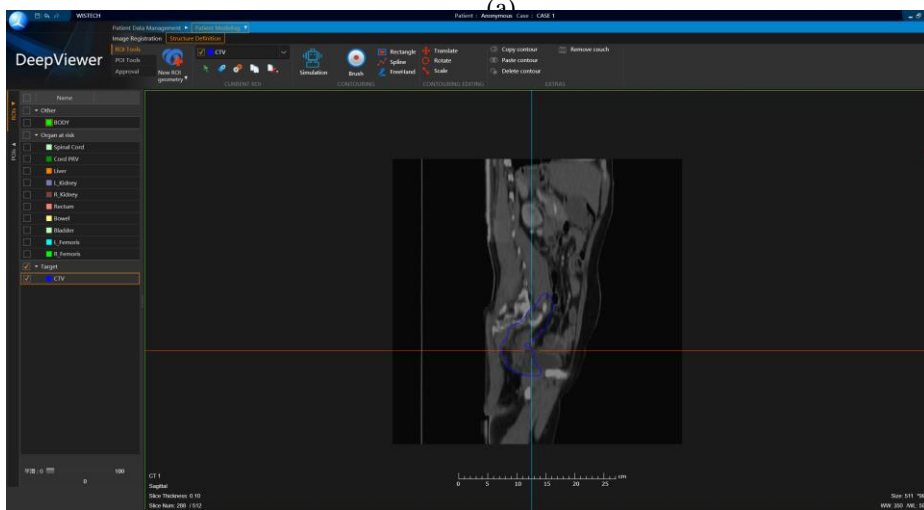


图 3.6 基于改进 UNet 卷积神经网络模型的自动勾画结果与低年资医生手动勾画结果轮廓对比图，红色为高年资医生勾画结果，蓝色表示自动勾画模型结果，绿色表示低年资医生勾画结果 ((a) CTV; (b) 膀胱; (c) 右侧股骨头; (d) 左侧股骨头; (e) 小肠; (f) 直肠)

3.3 基于深度学习的宫颈癌靶区自动勾画技术与 DeepViewer 软件的集成结果



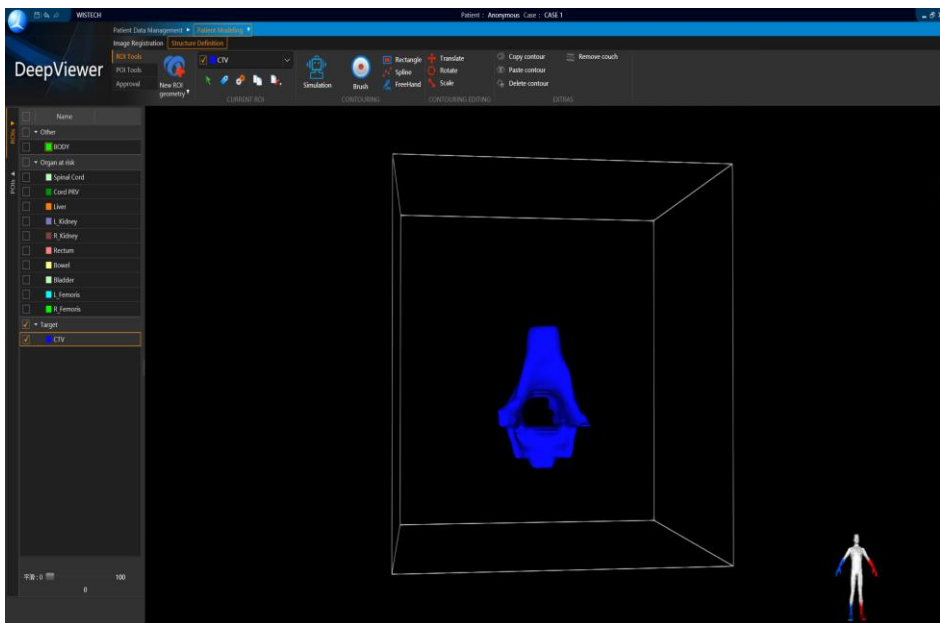
(b)



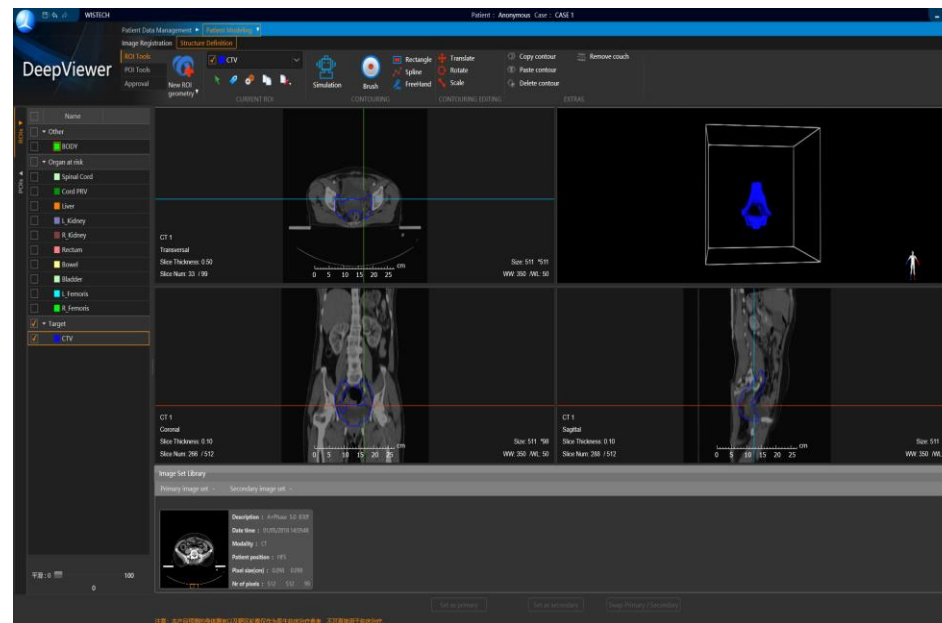
(c)

图 3.7 DeepViewer 自动勾画系统中可视化模块界面展示图 ((a) 横截面; (b) 冠状面; (c) 矢状面)

3.3 基于深度学习的宫颈癌靶区自动勾画技术与 DeepViewer 软件的集成结果



(a)



(b)

图3.8 DeepViewer 三维可视化及主界面展示图 ((a) 三维可视化界面；(b) 运行主界面)

3.3 基于深度学习的宫颈癌靶区自动勾画技术与 DeepViewer 软件的集成结果

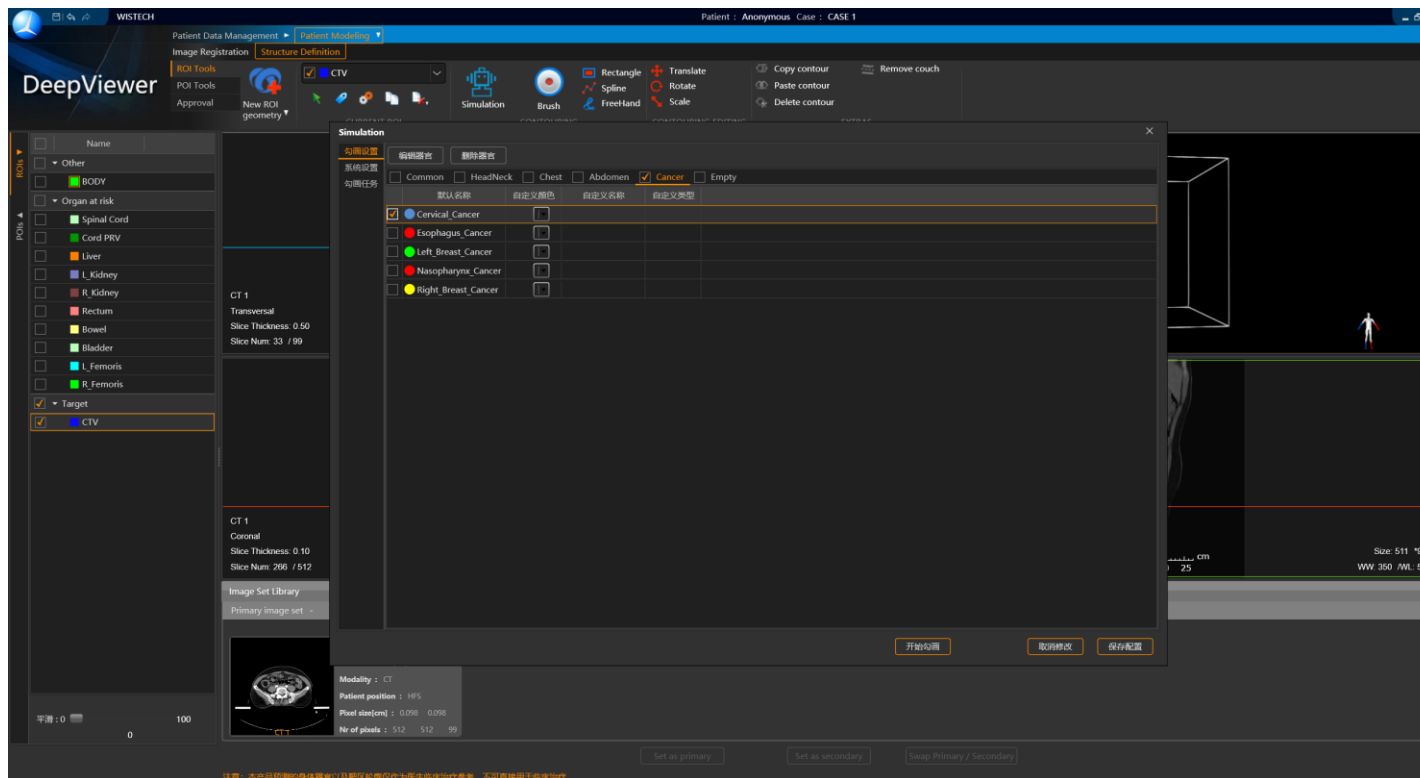


图 3.9 DeepViewer 与宫颈癌靶区勾画模块交互界面



总结:

- 将基于深度学习的自动勾画方法与基于先验知识的传统自动勾画方法进行先进性比较
- 评估基于深度学习的自动勾画技术在实际临床中的适用性
- 基于深度学习的宫颈癌靶区自动勾画技术与 DeepViewer 软件的集成

创新点:

- 建立了一套自动勾画的系统评估工具，证实了深度学习自动勾画技术的先进性
- 考虑到目前国内临床实际情况，探讨基于深度学习的勾画技术在临床应用的可行性
- 开发基于深度学习的宫颈癌靶区自动勾画模型并集成于商用勾画系统，实现一键式勾画



展望：

- 进行更多病例的训练与验证，并对其他部位肿瘤的自动勾画进行研究
- 为了模型的后续推广，引入更多外部测试
- 持续改进网络模型，以适应更多临床场景
- 将自动勾画应用于宫颈癌自适应放疗



已发表论文

1. Zhi Wang, Yankui Chang, Zhao Peng, et al. Evaluation of deep learningbased autosegmentation algorithms for delineating clinical target volume and organs at risk involving data for 125 cervical cancer patients[J]. Journal of Applied Clinical Medical Physics, 2020. 21(12): 272279.
2. 汪志, 常艳奎, 吴昊天等. 基于深度学习的危及器官自动勾画软件系统 DeepViewer 在放疗中的应用及评估 [J]. 中国医学物理学杂志, 2020.8:10711075
3. 曹泓立, 李玉胜, 汪志 *. 宫颈癌图像引导放疗中不同配准方法对图像配准精度的影响 [J]. 中华肿瘤防治杂志, 2021(已录用)
4. 王景, 季茹, 裴曦, 汪志 *. Rapidplan 简化模型在宫颈癌 VMAT 计划设计中的应用 [J]. 中国医疗设备, 2021(已录用)
5. Yi Guo, Xiangyi Wu, ZhiWang, et al. Endtoend Unsupervised CycleConsistent Fully Convolutional Network for 3D Pelvic CTMR Deformable Registration[J].Journal of Applied Clinical Medical Physics, 2020. 21(9): 193200
6. 杨欣, 李锐, 曹泓立, 方亚玲, 裴曦, 汪志 *. Octavius 4D 联合 PTW729 在RapidArc 计划验证中的应用 [J]. 中国医学工程, 2020. 28(10): 13
7. 方亚玲, 杨欣, 曹泓立, 孙欣, 汪志 *. 锥形束 CT 联合六维床在宫颈癌 VMAT治疗中的应用 [J]. 内蒙古医学杂志, 2020. 52(11): 12811283+1276
8. 方亚玲, 汪志 *, 唐虹等. 腹部调强放疗摆位中基于锥形束 CT 的误差分析[J]. 医疗装备, 2019. 32(19): 35



9. 杨欣, 汪志 *, 唐虹等. 瓦里安 Acuity 数字模拟机的验收测试 [J]. 中国医疗器械信息, 2019. 24(1): 12
10. Lian Zhang, Zhi Wang, Chengyu Shi, et al. The impact of robustness of deformable image registration on contour propagation and dose accumulation for head and neck adaptive radiotherapy[J]. Journal of Applied Clinical Medical Physics, 2018. 4(9): 185194
11. Yaping Qi, Lijuan He, Zhi Wang, et al. Evaluation of secondary dose and can_x0002_cer risk for outof field organ in esophageal cancer IMRT in a chinese hospital using ATOM phantom measurements[J]. Radiation Protection Dosimetry, 2017.177(4): 389396
12. 吴齐兵, 汪志, 闫冰等. 陀螺刀和容积调强治疗肺部小病灶的剂量学比较 [J].安徽医科大学学报, 2017. 52(7): 10611065.
13. 侯灵通, 汪志, 陈志等. 基于蒙特卡洛方法模拟不同膀胱充盈度对宫颈癌近距离放疗的影响 [J]. 中国医学物理学杂志, 2017. 34(11): 10961101.
14. Lian Zhang, Zhi Wang, Chengyu Shi, et al. Validation of Deformable Image Registration Algorithms for Head and Neck Adaptive Radiotherapy in Routine Clinical Setting[J]. Medical Physics, 2016. 43(6):33423342.
15. 汪志, 张练, 石成玉等. 头颈部肿瘤自适应放疗中不同治疗方案的剂量学比较 [J]. 中国医学物理学杂志, 2016. 33(10): 982986.
16. 汪志, 王成, 唐虹等, 基于 PTW Seven29TM 二维电离室矩阵的调强放疗计划剂量验证 [J]. 中国医疗设备, 2016. 31(1): 116118.



感谢各位评审老师的评审意见和耐心听取！