

基于双层感知机网络的乳腺癌调强放疗计划设计

刘炜焜, 周凌宏

南方医科大学生物医学工程学院, 广东 广州 510515

【摘要】目的:利用左乳腺癌靶区的解剖结构几何特性与对应放疗计划的计划设计参数、部分关键剂量体积直方图(DVH)信息建立双层感知机网络,实现新患者放疗计划的自动设计以及部分关键DVH信息的预测。**方法:**采集50例左乳腺癌IMRT计划,提取靶区的重叠体积直方图特征、靶区切线角度特征作为输入特征,射野角度、目标函数参数以及部分关键DVH信息作为输出特征,训练双层感知机网络,预测10例新患者IMRT计划的射野角度和目标函数参数用于设计自动计划,经配对 t 检验分析自动计划、手动计划的剂量学结果与部分关键DVH信息预测结果,以验证左乳腺癌IMRT计划自动设计方法的可行性,以及对部分关键DVH信息预测的准确性。**结果:**自动计划基本满足临床要求;自动计划中靶区的 D_{\min} 、 D_{\max} 、 D_{mean} 、 $V_{\text{prescription}}$ 、 D_5 、 D_{95} 、CI、HI,患侧肺的 V_{20} 、 V_5 ,心脏的 V_{20} 与手动计划比较差异没有统计学意义($P>0.05$);自动计划设计耗时远小于手动计划设计耗时;预测的部分关键DVH信息包括PTV的 D_{\min} 、 D_{\max} 、 D_{mean} 、 $V_{\text{prescription}}$,患侧肺的 V_{20} 、 V_5 ,心脏的 V_{20} ,分别与手动计划和自动计划相比,仅在PTV的 D_{mean} 、 $V_{\text{prescription}}$ 和患侧肺的 V_{20} 有统计学意义($P<0.05$),但符合临床放疗需求和期望。**结论:**通过双层感知机网络设计的自动计划与手动计划质量相当,并且大大减少了设计的耗时,预测的关键剂量学信息也能为计划质量评估提供参考。

【关键词】乳腺癌;调强放射治疗;机器学习;自动计划;感知机;剂量预测

【中图分类号】R318;R815

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2023)06-0661-06

Intensity-modulated radiotherapy planning for breast cancer based on two-layer perceptron neural network

LIU Weikun, ZHOU Linghong

School of Biomedical Engineering, Southern Medical University, Guangzhou 510515, China

Abstract: Objective To establish a two-layer perceptron neural network based on the anatomical characteristics of the left-sided breast cancer target area, the planning parameters of the corresponding radiotherapy plan and some key dose-volume histogram (DVH) information for realizing the automatic radiotherapy planning and the prediction of some key DVH information. **Methods** The two-layer perceptron neural network was trained with the overlapping volume histogram features and tangential angles in the intensity-modulated radiotherapy (IMRT) plans of 50 cases of left-sided breast cancer as the input, and the field angles, objective function parameters and some key DVH information as output. The predicted field angles and objective function parameters for IMRT plans of 10 new cases were used for automatic planning. The dosimetric results of automatic plans and manual plans and some key DVH information predicted by the network were analyzed using paired t -test to verify the feasibility of the method for automatic IMRT planning for left-sided breast cancer and test the accuracy of prediction on some key DVH information. **Results** The automatic plans basically met the clinical requirements. The differences between automatic plans and manual plans in the D_{\min} , D_{\max} , D_{mean} , $V_{\text{prescription}}$, D_5 , D_{95} , CI, HI of PTV, the V_{20} , V_5 of ipsilateral lung and the V_{20} of heart were trivial ($P>0.05$). The time required for automatic planning was much less than that required for manual planning. The predicted key DVH information included the D_{\min} , D_{\max} , D_{mean} , $V_{\text{prescription}}$ of PTV, the V_{20} , V_5 of ipsilateral lung and the V_{20} of heart. Only the D_{mean} , $V_{\text{prescription}}$ of PTV and the V_{20} of ipsilateral lung in automatic plans were different from those in manual plans, but all of them conformed to the needs and expectations of clinical radiotherapy. **Conclusion** The automatic planning with the two-layer perceptron neural network can result in the same plan quality as manual plans, and greatly shorten planning time. The predicted dosimetric information can also provide reference for the plan quality evaluation.

Keywords: breast cancer; intensity-modulated radiotherapy; machine learning; automatic planning; perceptron; dose prediction

【收稿日期】2023-01-20

【基金项目】国家自然科学基金(82272131)

【作者简介】刘炜焜,硕士研究生,研究方向:肿瘤放射物理,E-mail: 13068822686@163.com

【通信作者】周凌宏,教授,研究方向:肿瘤放射物理、医学放射成像方法、肿瘤大数据与人工智能医学应用,E-mail: smart@smu.edu.cn

前言

放射治疗的目标在于努力提高治疗增益比,将放射剂量准确均匀地聚集在肿瘤靶区内以杀死肿瘤细胞,同时最大程度地降低剂量沉积对周围正常组织造成的损伤^[1]。实现肿瘤精准调强放疗的关键是放疗计划的优化设计,需要设计者对计划参数进行多次试错调整以达到更优的剂量分布,然而计划质量与设计效率严重依赖于设计者的经验和习惯,同时计划质量的评估往往依据统一的规范标准,无法满足患者的个体化要求。

相关研究表明,基于经验的计划设计(Knowledge-Based Planning, KBP)以及自动调整优化条件的计划设计都能有效提高放疗计划的质量与设计效率,但仍然存在一定的问题^[2-7]。KBP生成的新计划质量会受限子计划库的质量;自动调整优化条件的计划设计仍然需要人为根据经验针对不同部位肿瘤建立优化函数模板,设定初始优化条件^[8]。

近几年来,人工智能技术的迅速发展给自动化放疗带来了新突破。机器学习中比较常见的算法有决策树、神经网络、支持向量机等^[9]。利用这些算法,从临床影像中采集关键的特征数据建立算法模型,能实现肿瘤的智能诊断^[10-12],以及肿瘤靶区与危及器官的自动勾画^[13-15]。结合优质放疗计划中的特征数据,机器学习算法还能实现放疗剂量分布的预测^[16-18],以及放疗计划的自动设计等。与KBP和自动调整优化条件方法相比,基于人工智能技术的计划设计能进一步减少人为干涉,其独特的学习能力使它能够更为智能地应对复杂多变的肿瘤情况,实现放疗计划的自动设计^[19-21]。然而国内外基于人工智能技术对乳腺癌的自动计划研究还较少,在已有的乳腺癌自动计划研究中,主要通过预测的剂量体积直方图(Dose-Volume Histogram, DVH)或剂量分布信息转化为目标函数,间接完成计划的优化设计,忽略了射野角度特征对乳腺癌计划剂量分布的影响,并且采用的深度学习算法模型对计算机的运算能力需求较大^[22-23]。

本研究创新性提出一种基于双层感知机网络的左乳腺癌调强放疗(Intensity Modulated Radiation Therapy, IMRT)计划自动设计方法,充分考虑了射野角度与目标函数的相互配合,实现射野角度与目标函数参数的自动设计,提高放疗计划的质量和效率,同时也能实现部分关键DVH信息的预测,为计划质量评估提供参考,并且在预测准确基础上减少特征数据量以及复杂算法模型带来的计算机运算压力及设备成本。

1 方法

1.1 研究数据的采集

本研究随机采集了60例左乳腺癌保乳术后行全乳

大分割放疗的IMRT计划,其中50例作为训练集,10例作为测试集。定位方式统一采用乳腺托架搭配热塑膜,患者双手上举仰卧,正常平静呼吸,用热塑膜固定。定位中心放置于体中线上,乳头横断面附近,体厚一半的位置。以头部先进的方向扫描获取5 mm层厚,上界至乳突,下界至膈下的CT平扫图像,传至Elekta Monaco 5.11 TPS完成后续靶区勾画与计划设计。

临床经验丰富的放疗医生在TPS上根据ICRU 83号报告勾画靶区和危及器官(Organ At Risk, OAR),并结合实际摆位误差控制情况,将靶区和OAR外扩生成计划靶区(Planning Target Volume, PTV)和计划危及器官体积(Planning Risk Volume, PRV)结构,以处方剂量42.56 Gy分16次,单次2.66 Gy,行全乳大分割放疗。

所有计划均采用以切线野为主的7野IMRT方式,X射线能量为6 MV,剂量计算方法为Monte Carlo算法,治疗中心放置于靶区中心,TPS中射野的Field选项设置为Auto,计算网格、射野控制点数量等Monaco 5.11 TPS内的计划相关设置均一致。计划的优化模式为Constrained Mode,所有计划都是在多次调整后的较优射野角度和较优目标函数参数设置下,再进行计算完成计划设计,即未在计算过程中调整任何目标函数参数,且不对函数权重进行调整。若计算得到的靶区PTV处方剂量体积结果未达标,则将处方剂量归一到靶区PTV体积的95%。其余目标函数参数均按资深物理师们共同制定的常规乳腺癌IMRT计划模板设置。左乳腺癌靶区的剂量要求与各OAR的剂量限制如表1所示。

表1 左乳腺癌保乳术后全乳大分割放疗计划处方要求
Table 1 Prescription requirements for hypofractionated whole breast radiotherapy plan for left-sided breast cancer after breast-conserving surgery

结构	处方要求
PTV	$D_{max} \leq 110\% D_{prescription}$ $V_{prescription} \geq 95\%$
患侧肺	$V_{20} \leq 20\%$ $V_5 \leq 40\%$
心脏	$D_{mean} \leq 5\text{ Gy}$ $V_{20} \leq 5\%$
脊髓	$D_{max} \leq 30\text{ Gy}$
健侧乳腺	$V_{20} \leq 5\%$
健侧肺	$V_5 \leq 20\%$

D_{max} :最大剂量; $D_{prescription}$:处方剂量; $V_{prescription}$:处方剂量覆盖的体积百分比; V_{20} :20 Gy剂量覆盖的体积百分比; V_5 :5 Gy剂量覆盖的体积百分比; D_{mean} :平均剂量

1.2 特征的选择与提取

1.2.1 输入特征 重叠体积直方图(Overlap Volume Histogram, OVH)能够定量描述靶区与周围OAR的空间关系^[24],它表示的是OAR和经各向同性扩缩特定距离后的靶区的重叠体积占OAR的体积百分比,作为双层感知机网络的首要输入特征。此外,由于肿瘤生长的无规律,每个CT层面上的靶区切线角度都可能会存在差异,从而影响乳腺癌计划设计时射野角度的选择。射野角度与患侧肺、心脏的低剂量区分布密切相关^[25]。因此本次研究也增加了靶区的切线角度作为双层感知机网络的输入特征。

设定了初始外扩距离为0 cm,即从原计划靶区PTV范围开始,以0.2 cm的距离步长,逐步外扩至距离为2 cm终止,按照此规则在Monaco 5.11 TPS上利

用Margins功能生成11个PTV外扩结构,接着进一步生成11个PTV外扩结构分别与患侧肺以及心脏的22个重叠结构,得到22个OVH特征参数。靶区切线角度特征的提取则是分别从靶区顶部所在CT层面、靶区中心所在CT层面和靶区底部所在CT层面进行,顶部方向即为头部方向,底部方向即为脚部方向。利用在Monaco 5.11 TPS上的Grid网格工具,即可方便地获取 A_{top} 、 A_{center} 和 A_{bottom} 共3个靶区切线角度特征参数。 A_{top} 、 A_{center} 、 A_{bottom} 分别表示从靶区顶部所在CT层面、靶区中心所在CT层面、靶区底部所在CT层面提取的靶区切线角度。所有提取的输入特征参数如表2所示,并记录到Excel文档中,便于后续的数据读取工作。

表2 提取的输入特征参数
Table 2 Extracted input characteristic parameters

序号	OVH特征参数	序号	OVH特征参数	序号	靶区切线角度
1	OVH_{Lung_PTV}	12	OVH_{Heart_PTV}	23	A_{top}
2	$OVH_{Lung_PTV+0.2}$	13	$OVH_{Heart_PTV+0.2}$	24	A_{center}
3	$OVH_{Lung_PTV+0.4}$	14	$OVH_{Heart_PTV+0.4}$	25	A_{bottom}
4	$OVH_{Lung_PTV+0.6}$	15	$OVH_{Heart_PTV+0.6}$		
5	$OVH_{Lung_PTV+0.8}$	16	$OVH_{Heart_PTV+0.8}$		
6	$OVH_{Lung_PTV+1.0}$	17	$OVH_{Heart_PTV+1.0}$		
7	$OVH_{Lung_PTV+1.2}$	18	$OVH_{Heart_PTV+1.2}$		
8	$OVH_{Lung_PTV+1.4}$	19	$OVH_{Heart_PTV+1.4}$		
9	$OVH_{Lung_PTV+1.6}$	20	$OVH_{Heart_PTV+1.6}$		
10	$OVH_{Lung_PTV+1.8}$	21	$OVH_{Heart_PTV+1.8}$		
11	$OVH_{Lung_PTV+2.0}$	22	$OVH_{Heart_PTV+2.0}$		

OVH_{Lung_PTV+x} 表示PTV外扩x cm的外扩结构与肺结构的重叠体积直方图; OVH_{Heart_PTV+x} 表示PTV外扩x cm的外扩结构与心脏的重叠体积直方图

1.2.2 输出特征 本研究不仅提取了7个射野角度($A_1\sim A_7$)和对乳腺癌计划设计起关键作用的部分目标函数参数(表3)作为双层感知机网络的输出特征,同时为了丰富双层感知机网络的功能,实现对部分关键DVH信息预测,还提取了PTV的 D_{min} 、 D_{max} 、 D_{mean} 和处方剂量体积百分比 $V_{42.56}$,患侧肺的 V_{20} 和 V_5 以及心脏的 V_{20} 作为输出特征,并记录到Excel文档中,便于后续的数据读取工作。

1.3 网络搭建与训练

本研究运用Python编程语言来搭建双层感知机网络,网络框架如图1所示。根据特征数据的格式和规模,设定网络的规模为25个输入层神经元,256个隐含层神经元和22个输出层神经元,隐含层的激活

函数为ReLU,输出层的激活函数为Sigmoid。设置网络训练的批量大小batch_size=8,选用的损失函数为BCE,优化器为Adam,学习率为0.000 1。

首先从Excel文档中按指定规则读取训练集的输入特征和输出特征数据,并将特征数据进行归一化处理,接着双层感知机网络利用上述特征数据进行迭代训练,训练完毕后,测试集中新病例的输入特征数据输入到训练好的双层感知机网络,可预测出新病例IMRT计划设计所需的射野角度、目标函数参数,以及部分关键剂量学指征项数据,最后将预测数据反归一化回原来的样子,并且保存到TXT文档中,得到本次研究的预测结果。程序代码只需在计算机上安装好所需的Python运行以及开发环境配置,即

表 3 部分目标函数参数
Table 3 Some of the objective function parameters

结构	目标函数	特征参数
PTV	Target Penalty	Prescription(cGy)
	Underdose DVH(4 256 cGy)	Minimum Volume(%)
	Quadratic Underdose	RMS Dose Deficit(cGy)
患侧肺	Parallel(2 000 cGy)	Mean Organ Damage(%)
	Parallel(500 cGy)	Mean Organ Damage(%)
	Parallel(2 000 cGy)	Mean Organ Damage(%)
心脏	Serial	Equivalent Uniform Dose(cGy)
	Maximum dose	Maximum Dose(cGy)
Patient		

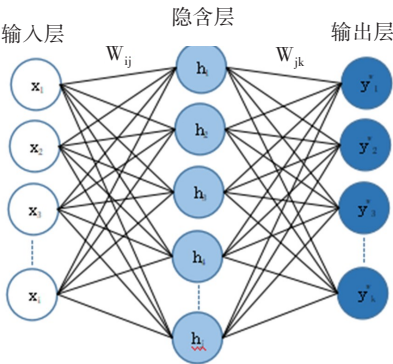


图 1 双层感知机网络
Figure 1 Two-layer perceptron neural network

可运行网络的训练和预测过程。左乳腺癌保乳术后行全乳大分割放疗的 IMRT 计划自动设计流程如图 2 所示。

1.4 计划设计方法

10 例新病例 IMRT 计划分别由计划设计经验相差 5 年以上的一名资深物理师和一名资浅物理师在 Monaco 5.11 TPS 上进行手动设计,在调整过程中只调整章节 1.2.2 所述的射野角度和部分目标函数参

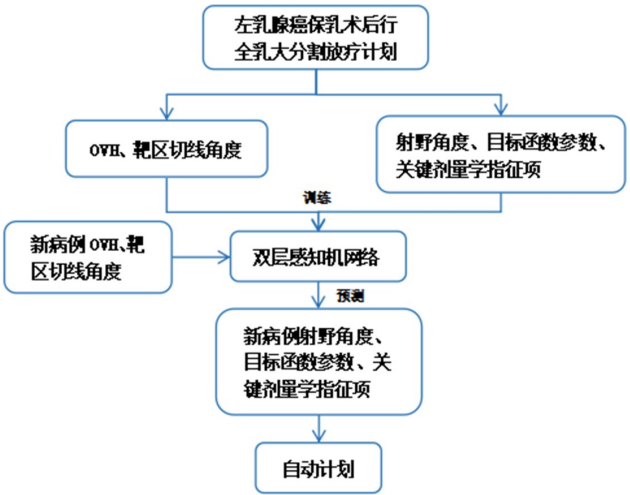


图 2 左乳腺癌保乳术后行全乳大分割放疗的 IMRT 计划自动设计流程
Figure 2 Automatic IMRT planning for hypofractionated whole breast radiotherapy following breast-conserving surgery for left-sided breast cancer

数,其余操作如章节 1.1 所述,分别得到资深物理师手动计划和资浅物理师手动计划。自动计划与手动计划唯一不同的是,自动计划是根据双层感知机网络预测得到的射野角度和目标函数参数进行设置,其余操作也如章节 1.1 所述一致。

1.5 统计学方法

采用 IBM SPSS Statistics 25 软件进行统计学分析,符合正态分布的计量资料用均数±标准差表示,使用配对 *t* 检验法进行差异性分析,*P*<0.05 为差异有统计学意义。

2 结果

3 种计划都交由一名临床经验丰富的放疗医生根据表 1 所示的靶区处方要求和 OAR 剂量限值进行剂量水平评估,得到计划达标数量统计情况如表 4 所示。

表 4 手动计划和自动计划感兴趣区域剂量达标数量统计情况(*n*=10)
Table 4 Statistics of dose attainment in regions of interest in automatic plans and manual plans (*n*=10)

组别	PTV	患侧肺	心脏	脊髓PRV	健侧乳腺	健侧肺
资深手动计划	10	10	10	10	10	10
资浅手动计划	10	8	10	10	10	10
自动计划	10	9	10	10	10	10

接着由放疗医生以资深物理师手动计划为基准,将资浅物理师手动计划和自动计划分别与资深物理师手动计划作整体剂量水平评分比较,A 表示优

于资深手动计划;B 表示与资深手动计划相当;C 表示差于资深手动计划;D 表示差于资深手动计划并且未达标。结果如表 5 所示。

表5 自动计划和资浅手动计划的整体评分情况
Table 5 Overall rating of automatic plans and manual plans designed by a junior physician

组别	计划序号									
	No.1	No.2	No.3	No.4	No.5	No.6	No.7	No.8	No.9	No.10
资浅手动计划	C	D	B	C	D	B	C	B	C	A
自动计划	B	D	A	C	B	A	C	B	C	A

将10例资深物理师手动计划与自动计划的剂量学结果,使用配对 *t* 检验法进行差异性分析,验证自动计划的质量和可行性,将预测得到的部分关键剂量学指征项分别与资深物理师手动计划和自动计划中的相应关键剂量学指征项进行配对 *t* 检验分析,检验双层感知机网络预测部分关键 DVH 信息的准确性。结果如表6所示。

表6 剂量学比较结果
Table 6 Dosimetric comparison results

结构	参数	资深手动计划	自动计划	预测结果	<i>P</i> ₁ 值	<i>P</i> ₂ 值	<i>P</i> ₃ 值
PTV	D _{min} /Gy	26.12±6.18	26.63±5.74	28.97±2.95	0.286	0.112	0.135
	D _{max} /Gy	48.44±0.93	48.42±0.90	48.32±0.52	0.902	0.425	0.492
	D _{mean} /Gy	44.88±0.43	44.89±0.52	44.72±0.37	0.882	0.028	0.081
	V _{prescription} /%	95.49±1.08	95.61±1.03	96.21±1.21	0.554	0.041	0.016
	D ₅ /Gy	46.26±0.75	46.20±0.73	-	0.334	-	-
	D ₉₅ /Gy	42.69±0.27	42.74±0.29	-	0.472	-	-
	HI	1.08±0.02	1.08±0.02	-	0.343	-	-
	CI	0.90±0.02	0.90±0.02	-	0.569	-	-
患侧肺	V ₂₀ /%	15.51±2.08	15.30±1.67	14.34±2.71	0.373	0.022	0.045
	V ₅ /%	35.86±2.17	36.80±2.84	35.88±2.77	0.092	0.975	0.119
心脏	V ₂₀ /%	3.39±0.58	3.23±0.70	3.03±0.96	0.191	0.257	0.550

*P*₁:资深手动计划 vs 自动计划,*P*₂:资深手动计划 vs 预测结果,*P*₃:自动计划 vs 预测结果

3 讨论

本研究统计得出能同时满足靶区处方要求和 OAR 剂量限值要求的优质计划,由资深物理师设计的有10例,由资浅物理师设计的有8例,由双层感知机网络指导设计的有9例,可知自动计划的优质计划数量位于其两者之间,稍微差于资深物理师手动计划,而稍微优于资浅物理师手动计划。

资浅物理师手动计划得到了1例A、3例B、4例C、2例D评分的成绩,除2例D评分外,其余8例有一半是不如资深物理师手动计划的。说明不同物理师之间容易因计划设计习惯与经验的不同而导致计划质量存在较大差异,即使用以模板为基础的计划设计方法也难以避免这种质量差异问题,也说明了计划质量的保证和提升十分需要计划设计经验的积累。而自动计划则得到了3例A、3例B、3例C、1例D

评分的成绩,除1例D评分外,其余9例中有6例与资深物理师手动计划质量相当或更优。说明自动计划与资深物理师手动计划的质量水平差距不大。此外,资浅物理师手动计划除6例与自动计划评分相同外,其余4例计划均比自动计划评分低,说明自动计划的整体质量要比资浅物理师手动计划的整体质量高。

资深物理师手动计划和自动计划在靶区PTV的D_{min}、D_{max}、D_{mean}、V_{prescription}、D₅、D₉₅、HI和CI,患侧肺的V₂₀、V₅以及心脏的V₂₀等剂量学指征项上差异均无统计学意义(*P*>0.05),说明自动计划与资深物理师手动计划的剂量分布相当。此外,资深物理师手动计划设计时间为(23.5±6.06) min,资浅物理师手动计划设计时间为(32.1±9.30) min,资深物理师明显比资浅物理师的计划设计效率高(*P*<0.001)。而自动计划设计时间为

(8.0 ± 1.05) min, 自动计划设计效率明显比资深物理师和资浅物理师的计划设计效率高($P < 0.001$)。

双层感知神经网络还能准确地预测出部分关键DVH信息包括靶区的 D_{\min} 、 D_{\max} 、患侧肺的 V_5 和心脏的 V_{20} ($P > 0.05$), 而对于靶区 $V_{\text{prescription}}$ 和患侧肺 V_{20} 的预测结果与实际计划结果会存在一定的差异($P < 0.05$)。虽然靶区 $V_{\text{prescription}}$ 的预测结果明显高于手动计划和自动计划的实际计划结果, 患侧肺 V_{20} 的预测结果明显低于手动计划和自动计划的实际计划结果, 但是在追求最优剂量分布的意义上, 符合了临床放疗的需求和期望, 即增加靶区剂量同时降低OAR的受量, 因此双层感知神经网络对部分关键DVH信息的预测结果可为放疗计划的设计提供优化目标, 为放疗计划的质量评估提供参考。

综上所述, 基于双层感知神经网络的左乳腺癌保乳术后行全乳大分割放疗的IMRT计划自动设计方法是可行的, 有利于缩小不同物理师之间计划质量的差距, 提高放疗计划的质量和设计效率, 为放疗医生提供计划质量评估的个体化参考, 为肿瘤患者自动化、个体化放疗提供基础。此外, 本研究的双层感知神经网络程序代码运算成本低, 对计算机设备要求不高, 且在1~2 min内即可得到准确运算结果, 具有低成本高效率的优势。

【参考文献】

- [1] 胡逸民. 肿瘤放射物理学[M]. 北京: 原子能出版社, 1999.
Hu YM. Radiation oncology physics[M]. Beijing: Atomic Energy Press, 1999.
- [2] Moore KL, Scott Brame R, Low DA, et al. Experience-based quality control of clinical intensity-modulated radiotherapy planning[J]. Int J Radiat Oncol Biol Phys, 2010, 81(2): 545-551.
- [3] Tol JP, Delaney AR, Dachele M, et al. Evaluation of a knowledge-based planning solution for head and neck cancer[J]. Int J Radiat Oncol Biol Phys, 2015, 91(3): 612-620.
- [4] 桂记龙, 邹小艳. Rapidplan优化模块在左侧乳腺癌术后调强放疗中的应用研究[J]. 重庆医学, 2022, 51(9): 1516-1519.
Gui JL, Zou XY. Application of RapidPlan optimization module in postoperative intensity-modulated radiotherapy of left breast cancer[J]. Chongqing Medicine, 2022, 51(9): 1516-1519.
- [5] Hazell I, Bzdusek K, Kumar P, et al. Automatic planning of head and neck treatment plans[J]. J Appl Clin Med Phys, 2016, 17(1): 272-282.
- [6] Hansen CR, Bertelsen A, Hazell I, et al. Automatic treatment planning improves the clinical quality of head and neck cancer treatment plans[J]. Clin Transl Radiat Oncol, 2016, 1: 2-8.
- [7] 张静, 蒋胜鹏, 江波, 等. 左侧乳腺癌根治术后自动容积旋转调强放疗计划研究[J]. 中华肿瘤防治杂志, 2021, 28(10): 753-758.
Zhang J, Jiang SP, Jiang B, et al. Automatic volume modulated arc therapy for patients with left postoperative breast cancer[J]. Chinese Journal of Cancer Prevention and Treatment, 2021, 28(10): 753-758.
- [8] 张麒麟, 张书铭, 王明清, 等. 放疗自动计划研究进展[J]. 中华放射肿瘤学杂志, 2021, 30(3): 316-320.
Zhang QL, Zhang SM, Wang MQ, et al. Research progress on automatic treatment planning methods for radiotherapy[J]. Chinese Journal of Radiation Oncology, 2021, 30(3): 316-320.
- [9] 周志华. 机器学习[M]. 北京: 清华大学出版社, 2016.
Zhou ZH. Machine learning[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2016.
- [10] Muduli D, Dash R, Majhi B. Automated diagnosis of breast cancer using multi-modal datasets: a deep convolution neural network based approach[J]. Biomed Signal Proces, 2022, 71: 102825.
- [11] Perez G, Arbelaez P. Automated lung cancer diagnosis using three-dimensional convolutional neural networks[J]. Med Boil Eng Comput, 2020, 58(8): 1803-1815.
- [12] Dhahri H, Al Maghayreh E, Mahmood A, et al. Automated breast cancer diagnosis based on machine learning algorithms[J]. J Healthc Eng, 2019. DOI: 10.1155/2019/4253641.
- [13] Poortmans P, Alexandre AH, Aljabar P, et al. PO-1036 deep learning for automatic contouring of clinical target volumes in breast cancer patients[J]. Radiother Oncol, 2019, 133: S575-S576.
- [14] Chang YK, Wang Z, Peng Z, et al. Clinical application and improvement of a CNN-based autosegmentation model for clinical target volumes in cervical cancer radiotherapy[J]. J Appl Clin Med Phys, 2021, 22(11): 115-125.
- [15] 程婷婷, 张子健, 杨馨, 等. 基于集成学习的宫颈癌放疗治疗危及器官的自动勾画[J]. 中南大学学报(医学版), 2022, 47(8): 1058-1064.
Cheng TT, Zhang ZJ, Yang X, et al. Automatic delineation of organ at risk in cervical cancer radiotherapy based on ensemble learning[J]. Journal of Central South University (Medical Sciences), 2022, 47(8): 1058-1064.
- [16] Zhan B, Xiao JH, Cao CY, et al. Multi-constraint generative adversarial network for dose prediction in radiotherapy[J]. Med Image Anal, 2021, 77. DOI: 10.1016/j.media.2021.102339.
- [17] Gronberg MP, Gay SS, Netherton TJ, et al. Technical note: dose prediction for head and neck radiotherapy using a three-dimensional dense dilated U-net architecture[J]. Med Phys, 2021, 48(9): 5567-5573.
- [18] 孔繁图, 麦燕华, 元孟科, 等. 基于神经网络学习方法的放疗计划三维剂量分布预测[J]. 南方医科大学学报, 2018, 38(6): 683-690.
Kong FT, Mai YH, Qi MK, et al. Prediction of three-dimensional dose distribution in intensity-modulated radiation therapy based on neural network learning[J]. Journal of Southern Medical University, 2018, 38(6): 683-690.
- [19] Bai X, Shan GP, Chen M, et al. Approach and assessment of automated stereotactic radiotherapy planning for early stage non-small-cell lung cancer[J]. Biomed Eng Online, 2019, 18(1): 101.
- [20] Fan JW, Wang JZ, Chen Z, et al. Automatic treatment planning based on three-dimensional dose distribution predicted from deep learning technique[J]. Med Phys, 2019, 46(1): 370-381.
- [21] 王小深, 杨涛, 丛小虎, 等. 基于模板库实施VMAT计划自动优化初步研究[J]. 中华放射肿瘤学杂志, 2018, 27(9): 839-844.
Wang XS, Yang T, Cong XH, et al. Prediction of three-dimensional dose distribution in intensity-modulated radiation therapy based on neural network learning[J]. Chinese Journal of Radiation Oncology, 2018, 27(9): 839-844.
- [22] Fan JW, Wang JZ, Zhang Z, et al. Iterative dataset optimization in automated planning: implementation for breast and rectal cancer radiotherapy[J]. Med Phys, 2017, 44(6): 2515-2531.
- [23] 范嘉伟, 陈帆, 王佳舟, 等. 基于深度学习方法的乳腺癌调强放疗自动计划研究[J]. 中华放射肿瘤学杂志, 2020, 29(8): 671-675.
Fan JW, Chen Z, Wang JZ, et al. Study of automatic treatment planning of intensity-modulated radiotherapy based on deep learning technique for breast cancer patients[J]. Chinese Journal of Radiation Oncology, 2020, 29(8): 671-675.
- [24] Zhou ZD, Zhang WW, Guan SL. An effective calculation method for an overlap volume histogram descriptor and its application in IMRT plan retrieval[J]. Phys Med, 2016, 32(10): 1339-1343.
- [25] 孙海涛, 杨瑞杰, 江萍, 等. 乳腺癌保乳术后容积旋转调强和切线野调强放疗的剂量学比较[J]. 北京大学学报(医学版), 2018, 50(1): 188-192.
Sun HT, Yang RJ, Jiang P, et al. Dosimetric analysis of volumetric modulated arc therapy and intensity modulated radiotherapy for patients undergone breast-conserving operation[J]. Journal of Peking University (Health sciences), 2018, 50(1): 188-192.

(编辑: 薛泽玲)