

基于迭代更新模型的鼻咽癌自动计划质量研究

王艺璇^{1,2}, 朱金汉², 张丹丹², 邓小武², 周凌宏¹

1. 南方医科大学生物医学工程学院, 广东 广州 510515; 2. 中山大学肿瘤防治中心放疗科/华南肿瘤学国家实验室/肿瘤医学协同创新中心, 广东 广州 510060

【摘要】目的:以鼻咽癌调强计划作为对象,应用瓦里安eclipse治疗计划系统的Rapid Plan自动计划模块,建立一种新的迭代更新方法提高Rapid Plan模型的质量,并验证该方法在临床应用的可靠性。**方法:**本研究随机选取鼻咽癌患者计划117例,运用计划质量评估方法及RTOG protocol 0615报告来制定计划质量评估指标对其打分。通过打分筛选每次建模的入组计划,对被筛掉的低分计划利用每次迭代更新模型辅助重新设计,并逐步提高入组计划分数,最终经过3次迭代获得最终模型。另选取20例鼻咽癌测试病例验证模型每次迭代的变化以及进行最终模型与原手工计划的比较。**结果:**经3次迭代分别获得模型A1、A2、A3。随着模型迭代,分数呈上升趋势,最终模型A3评分与原计划相比差异有统计学意义($P<0.05$)。3个模型靶区剂量覆盖均满足临床要求,PTV_{nx}的V_{70 Gy},PTV₁的V_{60 Gy},PTV₂的V_{54 Gy}均值差别没有超过1%。危及器官脊髓的D_{max}和视交叉的D_{max}随着模型迭代,有明显下降趋势。最终模型A3与原计划相比,脑干的V_{54 Gy}、脊髓的D_{max}、左侧腮腺的D_{mean}、左右颞叶的V_{60 Gy}、左右视神经以视交叉的D_{max}均下降,差异有统计学意义($P<0.05$)。**结论:**本研究探讨了一种基于迭代更新模型的鼻咽癌自动计划方法,通过不断提升训练集质量,可以有效提高模型质量和预测能力,有效改善自动计划的计划质量,可更有效辅助物理师/剂量师设计更加优质的计划。

【关键词】鼻咽癌;自动计划;模型迭代

【中图分类号】R318;R811.1

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2022)02-0139-07

Quality improvement of automatic planning for nasopharyngeal carcinoma by iteratively updating model

WANG Yixuan^{1,2}, ZHU Jinhan², ZHANG Dandan², DENG Xiaowu², ZHOU Linghong¹

1. School of Biomedical Engineering, Southern Medical University, Guangzhou 510515, China; 2. Department of Radiation Oncology, Sun Yat-sen University Cancer Center/State Key Laboratory of Oncology in South China/Collaborative Innovation Center for Cancer Medicine, Guangzhou 510060, China

Abstract: Objective To establish a new iteratively updating method for improving the quality of Varian eclipse Rapid Plan automatic planning model in radiotherapy planning for nasopharyngeal carcinoma (NPC), and to verify its reliability in clinical application. **Methods** The radiotherapy plans were randomly selected from 117 NPC patients, and the plan quality indexes were determined and scored using evaluation method and RTOG protocol 0615 report. The plans which were used for model training were screened by score threshold; and each iteratively updating model was used to assist the redesign of the low-score plans which were screened out. The score threshold was gradually improved by iterations, and the final model was obtained after 3 iterations. Another 20 NPC test cases were selected to verify the changes of the model after iteration, and the comparison between the final model and the original manual plan was carried out. **Results** The models A1, A2 and A3 were obtained by 3 iterations. With the iteration, the scores showed an upward trend, and the score of the final model A3 was significantly higher than the score of the original manual plan ($P<0.05$). The target dose coverage of the 3 models all met the clinical requirements, and their differences in the mean value of V_{70 Gy} of PTV_{nx}, V_{60 Gy} of PTV₁ and V_{54 Gy} of PTV₂ were not more than 1%, but the D_{max} to the spinal cord and the D_{max} to optic chiasma had an obvious downtrend with the iterations of the model. Compared with those in the original manual plan, the V_{54 Gy} of brainstem, the D_{max} to spinal cord, the D_{mean} to left parotid gland, the V_{60 Gy} of left and right temporal lobe, and the D_{max} to optic nerve and optic chiasma in the final model A3

【收稿日期】2021-10-15

【基金项目】国家自然科学基金(12005315, 11905303)

【作者简介】王艺璇, 技师, 研究方向: 放射治疗计划设计与剂量学, E-mail: wangyix@sysucc.org.cn

【通信作者】周凌宏, 硕士, 教授, 研究方向: 肿瘤放射物理、医学放射成像, E-mail: smart@smu.edu.cn; 朱金汉, 博士, 助理研究员, 研究方向: 肿瘤放疗物理、放射治疗质控, E-mail: zhujh@sysucc.org.cn

were decreased significantly, with statistical differences ($P<0.05$). **Conclusion** The automatic planning for NPC based on iteratively updating model is explored in the study, and it is found that the model quality and prediction ability can be effectively improved through continuously improving the training set, thereby effectively enhancing the quality of automatic planning and assisting physicists or dosimetrists in designing high-quality plans.

Keywords: nasopharyngeal carcinoma; automatic planning; model iteration

前言

鼻咽癌是我国常见的头颈部恶性肿瘤,主要发生在中国南方、东南亚、北非和阿拉斯加地区^[1]。由于鼻咽癌的生物学特性和鼻咽解剖位置的特殊性,调强放射治疗技术成了其目前最佳的治疗技术^[2]。早期的多篇文献报道表明,经调强放射治疗后,鼻咽癌的局部控制率可达到90%以上。而计划设计的质量是肿瘤治疗效果的关键因素之一^[3-7]。

目前国内的放射治疗水平参差不齐,尤其是物理师/剂量师的计划设计水平,往往成了导致各放疗单位鼻咽癌预后差异大的重要因素之一。另一方面,由于自适应放疗(Adaptivera-diotherapy, ART)能明显减少正常组织毒性和提高肿瘤控制率,因此成为放疗技术发展的趋势之一,放疗中修改计划,甚至重新设计放疗计划将会变得越来越频繁,这将使鼻咽癌自动计划设计的需求日益迫切^[8-11]。

目前能够实现自动计划的方式主要有:①基于计算机循环优化算法,如Pinnacle Auto Planning;②基于经验计划的自动计划,如瓦里安的Eclipse Rapid Plan^[12]。其中基于经验计划的自动计划,也称为基于先验知识的计划(Knowledge Based Planning),是现今自动计划的主要方法。该方法根据已有的经验知识建立数据库,预测新计划并得出最佳的剂量。其中危及器官剂量体积直方图(Dose Volume Histogram, DVH)的预测是通过病人器官结构的信息来评估的。而事实上,基于先验知识的自动计划优化模型的构建对最终优化结果有着很大的影响。所以建立一个好的模型对Rapid Plan的实现至关重要,而优质的训练数据是建立好模型的关键之一^[13-15]。

本文笔者使用一种新的迭代更新方法来提高模型质量,在减少建模工作量的同时,有效提高建模数据的质量,减少因训练数据质量差异所造成模型的不稳定性。预期结果可以有效改善自动计划的预测能力及自动计划引导的计划质量,在临床上推广和应用具有重要的意义。

1 材料与方法

1.1 临床计划筛选及计划质量评估

选取2018年1月~2019年12月在中山大学肿瘤

防治中心接受调强放射治疗的鼻咽癌患者117例,参考Jin等^[16-18]对计划质量评估方法的研究以及RTOG Protocol 0615报告来制定计划质量评估指标。评分标准如式(1)所示:

$$PQI = \sum_i^N w_i X_i - \sum_j^M w_j X_j \tag{1}$$

其中, w_i 和 w_j 是打分权重。 X_i 为靶区计算指标, N 为靶区总指标个数。 X_j 为危及器官指标, M 为危及器官总指标个数。该函数靶区作为一个加分参数,危及器官作为一个罚分参数,体现了在尽可能保证靶区效果同时降低危及器官剂量。117例鼻咽癌患者均接受根治性放疗,各靶区和危及器官剂量标准详见表1。

表1 鼻咽癌靶区和危及器官剂量标准
Table 1 Dose limits for target areas and organs-at-risk in patients with nasopharyngeal carcinoma

感兴趣区域	临床剂量要求	权重
PTVnx	$V_{70\text{ Gy}} > 98\%$	3
PTV1	$V_{60\text{ Gy}} > 98\%$	2
PTV2	$V_{54\text{ Gy}} > 95\%$	1
脑干	$V_{54\text{ Gy}} < 5\%$	3
	$V_{60\text{ Gy}} < 1\%$	3
脊髓	$D_{\text{max}} < 45\text{ Gy}$	3
左晶体	$D_{\text{max}} < 8\text{ Gy}$	2
右晶体	$D_{\text{max}} < 8\text{ Gy}$	2
左视神经	$D_{\text{max}} < 54\text{ Gy}$	2
右视神经	$D_{\text{max}} < 54\text{ Gy}$	2
视交叉	$D_{\text{max}} < 54\text{ Gy}$	2
左腮腺	$D_{\text{mean}} < 40\text{ Gy}$	1
	$V_{30\text{ Gy}} < 50\%$	1
右腮腺	$D_{\text{mean}} < 40\text{ Gy}$	1
	$V_{30\text{ Gy}} < 50\%$	1
左颞叶	$V_{60\text{ Gy}} < 5\%$	1
	$V_{64\text{ Gy}} < 1\%$	1
右颞叶	$V_{60\text{ Gy}} < 5\%$	1
	$V_{64\text{ Gy}} < 1\%$	1

PTV_{nx}:原发肿瘤病灶的计划靶区;PTV₁:高危亚临床病灶的计划靶区;PTV₂:低危亚临床病灶的计划靶区

1.2 自动计划建模

自动计划通过 Eclipse(13.6)的 Rapid Plan 自动计划模块完成。将计划的 CT 图像、勾画轮廓、剂量、DVH 等导入到 Rapid Plan 自动计划模块,训练并核实,最终形成基于输入数据的鼻咽癌调强计划自动优化模型,此模型的建立基于对过去治疗计划数据的分析和萃取,即用大数据分析对计划的靶区、正常组织位置关系及 DVH 进行回归分析,得到每一个解剖结构的 DVH 与几何条件关联参数。

1.3 模型迭代方法

模型迭代整体方法如下:(1)基于原临床计划进行打分,并设定分数阈值选取入组建模计划,获得初始模型 A1。(2)第*i*次(*i*=2或3)迭代针对*i*-1次未入组计划,通过*i*-1建立的模型重新辅助优化计划并经高年资物理师手工微调生成新的计划,与之前入组计划一起进行打分排序,重新筛选新的入组计划,依次得到模型 A2、A3。(3)每次迭代都比*i*-1次迭代提高入组分数阈值,使得训练集的整体分数不断提高,A3 为最终模型。

1.4 模型验证

选取 20 例鼻咽癌病例对本研究的迭代更新模型进行自动计划优化测试。测试计划均采用与模型样

本相同的能量、处方、布野及优化算法。比较原手工设计调强计划与 3 种模型自动计划的差异,对其打分评估,并比较具体 DVH 参数,验证此自动计划模型在鼻咽癌调强计划中的可行性和可靠性。

1.5 统计学方法

使用 SPSS20.0 统计软件对 4 组计划的剂量学参数进行两两比较分析,并采用配对 *t* 检验进行统计学分析,*P*<0.05 为差异有统计学意义。

2 结果

2.1 模型迭代入组分数阈值及入组计划数

模型 A1 选取分数大于 30 分的计划 72 例;模型 A2 选取分数大于 35 分的计划 82 例;模型 A3 选取分数大于 40 分的计划 100 例。A3 为迭代结束最终模型。

2.2 不同计划组中计划质量的综合评价比较

对 20 例测试病例进行打分。图 1 列出 20 例测试病例原手工计划与 3 个模型评分结果。表 2 为 4 组计划分数统计结果。最终迭代结果模型 A3 平均分数高于原手工计划,3 个迭代模型间,A2 模型平均分数高于 A1,A3 模型平均分数高于 A2,差异均有统计学意义(*P*<0.05)。

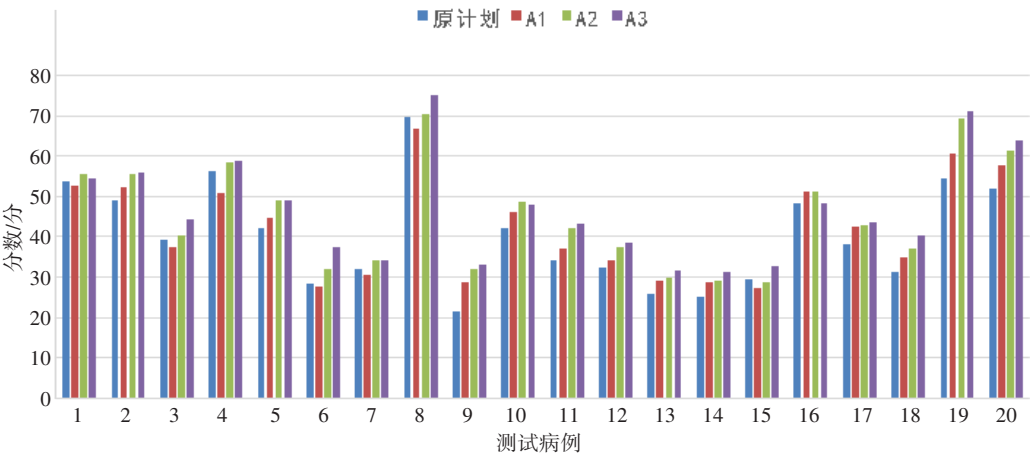


图1 20例测试计划分数柱状图
Figure 1 Test plan score histogram of 20 cases

表2 4组计划分数比较分析($\bar{x} \pm s$, 分)
Table 2 Comparison of average scores of 4 sets of plans (Mean±SD, score)

原手工计划	A1	A2	A3	P值		
				原手工计划 vs A3	A1 vs A2	A2 vs A3
40.29±12.86	42.09±12.31	45.34±13.31	46.84±13.09	0.000	0.000	0.004

2.3 不同计划组中计划靶区的剂量学参数比较

4 个组别中 20 例测试计划所有靶区的剂量覆盖均能满足临床要求。PTV_{nx} 的 V_{70 Gy} 箱型图、PTV₁ 的 V_{60 Gy}

箱型图、PTV₂ 的 V_{54 Gy} 箱型图见图 2。表 3 为 4 组计划的靶区剂量学参数比较。其中 PTV_{nx} 的 V_{70 Gy} 以及 PTV₁ 的 V_{60 Gy}, A3 模型与原手工计划相比,差异有统计学意

义 ($P<0.05$),但均值差异没有超过 1%。对于靶区 PTV₂ 学差异 ($P>0.05$)。
的 V_{54 Gy}, A1、A2、A3 3 个模型自动计划结果均没有统计

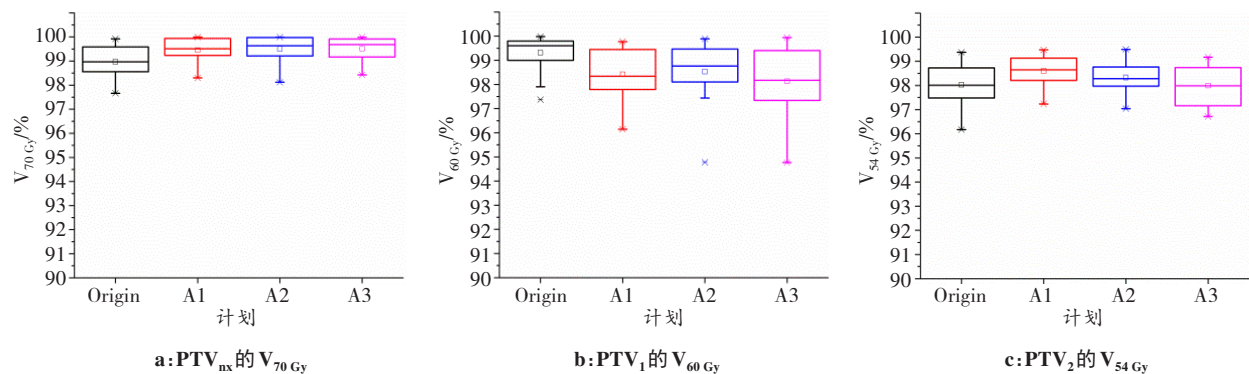


图 2 4组计划的靶区参数箱型图

Figure 2 Box diagrams of the corresponding parameters of target areas in 4 sets of plans

表 3 4组计划的靶区剂量学参数比较($\bar{x} \pm s, \%$)

Table 3 Comparison of dosimetric parameters of target areas in 4 sets of plans (*Mean* \pm *SD, %*)

靶区	参数	原手工计划	A1	A2	A3	P 值		
						原计划 vs A3	A1 vs A2	A2 vs A3
PTV _{nx}	V _{70 Gy}	98.97 \pm 0.69	99.45 \pm 0.50	99.51 \pm 0.48	99.51 \pm 0.48	0.007	0.607	0.971
PTV ₁	V _{60 Gy}	99.32 \pm 0.72	98.42 \pm 1.01	98.53 \pm 1.31	98.14 \pm 1.43	0.001	0.695	0.144
PTV ₂	V _{54 Gy}	98.02 \pm 0.87	98.60 \pm 0.60	98.33 \pm 0.64	97.99 \pm 0.83	0.882	0.140	0.060

2.4 4组计划危及器官剂量学参数比较

脑干的 V_{54 Gy}、脊髓的 D_{max}、视交叉的 D_{max}、左右视神经的 D_{max}、左右颞叶的 V_{60 Gy} 和左侧腮腺的 D_{mean} 等危及器官的自动计划与原计划相比有下降趋势,结果具有统计学差异。各参数箱型图见图 3。危及器官剂量学参数统计分析见表 4。

3 讨论

本文提出一种基于迭代更新模型的鼻咽癌自动计划方法,由于鼻咽癌病例的复杂性和特殊性,其调强自动计划中的优化结果也不是一次形成的,其优化过程往往 2~3 次的微调。基于 Wu 等^[19]已经证明通过建立包含高质量计划的数据库构建模型能够在腹部肿瘤中准确地预测危及器官的最低剂量。然而,目前的研究中对如何改善基于先验知识的自动计划优化模型并未过多关注。因此本研究以鼻咽癌调强治疗计划作为切入点进行研究。

目前调试模型的方法通常是通过检查模型符合度、强影响点等方法排除或修改异常计划,达到逐步改善模型预测能力的目的。然而这种方法耗时长且过程繁琐。本文通过一种新的迭代更新方法来提高模型质量,借助自动计划指导辅助,产生质量更优的

计划,通过迭代更新的方法改变初始模型中训练集来提高模型质量和预测能力,简化了模型调试的过程,减少建模工作量的同时又提高了模型的质量和预测能力。本研究结果显示模型 A1、A2、A3 通过更新迭代对计划预测能力有显著提高,测试例综合得分情况呈上升趋势(表 2),分别为 (42.09 \pm 12.31)、(45.34 \pm 13.31)、(46.84 \pm 13.09) 分。对于靶区剂量覆盖来说,模型 A1、A2、A3 所有靶区都能满足临床要求,且两两之间的差异很小。对于危及器官来说,通过迭代,模型具有更好的表现。其中对于脊髓的 D_{max} 以及右侧腮腺的 D_{mean},第一次迭代模型 A1 自动计划设计结果甚至高于原手工计划,经过模型迭代后,其结果逐渐下降。同时视交叉的 D_{max},左侧腮腺的 D_{mean} 以及左右侧视神经的 D_{max},经过迭代均有显著下降。

自动计划近年来逐步发展,在鼻咽癌、宫颈癌、前列腺癌、乳腺癌、直肠癌、食管癌等调强放疗中的应用在国内外已有报道^[20-24]。目前国内学者任江平等^[10]基于 Rapid Plan 优化模块,通过建立优化模型,设置优化参数产生的鼻咽癌调强计划,可以达到比常规调强计划更佳的靶区剂量分布结果,并且更好地降低正常组织的剂量,同时获得比常规调强计划更高的优化效率和计划执行效率,在鼻咽癌的调强

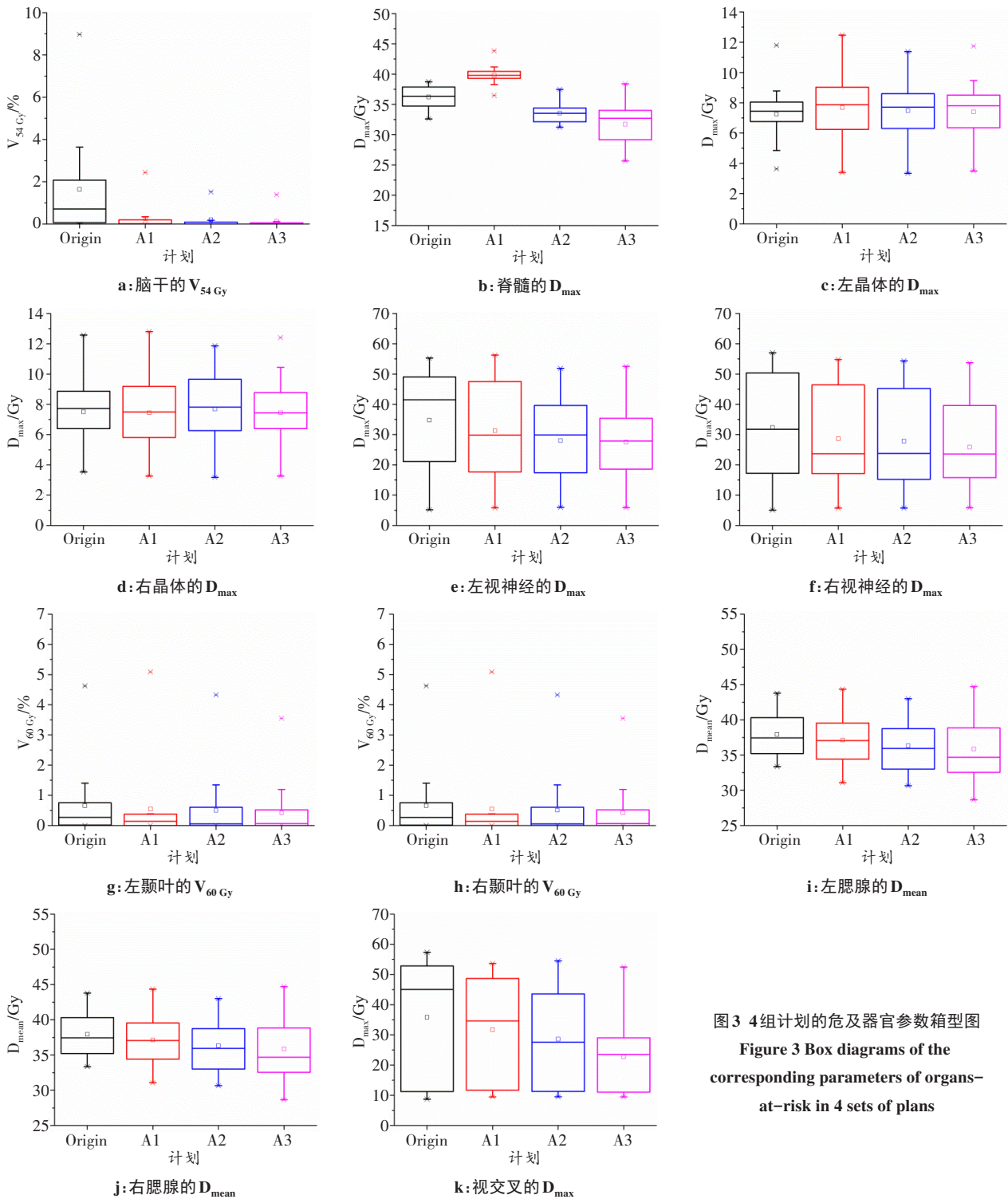


图3 4组计划的危及器官参数箱型图
Figure 3 Box diagrams of the corresponding parameters of organs-at-risk in 4 sets of plans

计划优化中是切实可行的。国内学者黄付静等^[25]基于先验知识的宫颈癌调强计划行自动优化的可行性研究,认为宫颈癌术后基于先验知识的调强计划自动优化结果,可以达到与常规调强放射治疗计划相似的靶区剂量分布,并能够降低危及器官的受照剂量,在计划优化应用中是可行的。Wu等^[26]报道,在直肠癌的调强计划自动优化过程中,人工常规设计与模型优化得到的靶区剂量分布相近,但模型优化得到的计划正常器官的剂量显著低于常规临床计

划,降低了10.77%~18.65%。

本研究针对鼻咽癌调强治疗计划,通过应用Rapid Plan优化模块,进行迭代更新模型的方法进行建模,最终通过3次迭代建立迭代模型A3。最终迭代模型A3的评分(46.84±13.09)分均优于原手工计划(40.29±12.86)分,且差异有统计学意义($P<0.05$)。该结果与前面其他研究组给出结果一致。具体对于靶区覆盖率,从图2可看出,模型A3的PTV_{nx} $V_{70\text{Gy}}$,具有更好的覆盖率,对于危及器官来说模型A3的脑

表 4 4 组计划危及器官剂量学参数比较($\bar{x} \pm s$)

Table 4 Comparison of dosimetric parameters of organs-at-risk in 4 sets of plans (Mean±SD)

危及器官	参数	原手工计划	A1	A2	A3	P 值		
						原计划 vs A3	A1 vs A2	A2 vs A3
脑干	V _{54 Gy} /%	1.64±2.29	0.25±0.57	0.21±0.45	0.13±0.33	0.004	0.532	0.078
脊髓	D _{max} /Gy	36.22±1.73	39.82±1.68	33.55±1.60	31.73±3.47	0.000	0.000	0.032
左晶体	D _{max} /Gy	7.25±1.74	7.69±2.19	7.49±1.96	7.41±1.92	0.267	0.206	0.518
右晶体	D _{max} /Gy	7.51±2.12	7.44±2.49	7.69±2.49	7.46±2.38	0.711	0.163	0.062
左视神经	D _{max} /Gy	34.82±17.23	31.30±16.52	28.05±13.76	27.47±13.04	0.001	0.002	0.574
右视神经	D _{max} /Gy	32.37±18.39	28.66±16.84	27.85±16.77	25.92±15.09	0.001	0.116	0.023
左腮腺	D _{mean} /Gy	37.93±3.31	37.11±3.70	36.34±3.69	35.86±1.08	0.002	0.000	0.236
右腮腺	D _{mean} /Gy	39.65±3.90	44.56±5.06	39.31±3.75	39.43±3.02	0.662	0.000	0.669
左颞叶	V _{60 Gy} /%	0.66±1.09	0.54±1.67	0.51±1.01	0.42±0.83	0.008	0.466	0.156
右颞叶	V _{60 Gy} /%	1.28±1.75	1.21±1.67	1.09±1.69	1.07±1.53	0.011	0.179	0.679
视交叉	D _{max} /Gy	35.82±19.45	31.70±18.42	28.58±16.34	22.71±11.54	0.000	0.024	0.006

干 V_{54 Gy}、脊髓的 D_{max}、右侧腮腺的 D_{mean}、左右颞叶的 V_{60 Gy}、左右视神经以及视交叉的 D_{max} 均低于原手工计划,可见虽然原手工计划的参数可以满足临床要求,但以上危及器官在确保靶区覆盖的同时还是具有一定的下降空间,即原手工计划的质量有进一步提高的空间。因此,基于解剖特性和先验知识的自动计划 Rapid Plan 优化模块产生的鼻咽癌调强计划,均可以达到临床治疗需要。且可以进一步辅助物理师/剂量师设计更加优质的计划,同时也可以作为一种计划质量保证的工具,保证用于治疗计划的质量。

4 结 论

综上所述,基于迭代更新模型的方法可以提升入组训练集的计划质量,从而不断提升模型的质量,该方法可以有效改善自动计划的预测能力及自动计划引导的计划质量,最终获得优质的调强计划,从而有效地辅助物理师/剂量师进行计划设计,确保治疗计划的高质量,其在临床推广和应用对鼻咽癌的治疗效果具有重要意义。

【参考文献】

[1] MCDERMOTT A L, DUTT S N, WATKINSON J C. The aetiology of nasopharyngeal carcinoma[J]. Clin Otolaryngol Allied Sci, 2001, 26 (2): 82-92.

[2] TANG L L, CHEN L, LEI Y P, et al. Comparison of the treatment outcomes of intensity-modulated Radiotherapy and two-dimensional conventional radiotherapy in nasopharyngeal carcinoma patients with parapharyngeal space extension[J]. Radiother Oncol, 2015, 116(2): 167-173.

[3] 韩露, 林少俊, 潘建基, 等. 305 例鼻咽癌调强放疗预后因素分析[J]. 癌症, 2010, 29(2): 153-158.

HAN L, LIN S J, PAN J J, et al. Prognostic factors of 305 nasopharyngeal carcinoma patients treated with intensity-modulated radiotherapy[J]. Chinese Journal of Cancer, 2010, 29(2): 153-158.

[4] 张艳玲, 邹岚, 肖红, 等. 影像引导调强放射治疗鼻咽癌[J]. 临床肿瘤学杂志, 2009, 14(1): 51-54.

ZHANG Y L, ZOU L, XIAO H, et al. Image guided intensity-modulated radiotherapy for the treatment of nasopharyngeal carcinoma [J]. Chinese Clinical Oncology, 2009, 14(1): 51-54.

[5] 林海群, 李宝生, 魏玉梅, 等. 同期推量调强放疗联合化疗中晚期鼻咽癌的疗效分析[J]. 中华肿瘤防治杂志, 2009, 16(18): 1408-1411.

LIN H Q, LI B S, WEI Y M, et al. Clinical study on SMART and concurrent chemotherapy for locally advanced nasopharyngeal carcinomas[J]. Chinese Journal of Cancer Prevention and Treatment, 2009, 16(18): 1408-1411.

[6] 潘建基, 林少俊, 张瑜, 等. 鼻咽癌调强放疗初步结果[J]. 中华肿瘤防治杂志, 2006, 13(20): 1553-1555.

PAN J J, LIN S J, ZHANG Y, et al. Preliminary research on nasopharyngeal carcinoma treated with intensity-modulated radiotherapy[J]. Chinese Journal of Cancer Prevention and Treatment, 2006, 13(20): 1553-1555.

[7] LEE N, HARRIS J, GAREDN A S, et al. Intensity-modulated radiation therapy with or without chemotherapy for nasopharyngeal carcinoma: Radiation therapy oncology group Phase III trial 0225[J]. J Clin Oncol, 2009, 27: 3684-3690.

[8] TOL J P, DELANEY A R, DAHELE 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.

[9] 何琅波, 张隆彬, 肖江洪, 等. 鼻咽癌自动调强放疗计划设计的可行性[J]. 生物医学工程杂志, 2015, 32(6): 1288-1293.

HE Y B, ZHANG L B, XIAO J H, et al. Feasibility of automatic treatment planning in intensity-modulated radiotherapy of nasopharyngeal carcinoma[J]. Journal of Biomedical Engineering, 2015, 32(6): 1288-1293.

[10] 任江平, 周瑛瑛, 戴许豪, 等. 自动计划 Rapid Plan 优化模块在鼻咽癌调强计划中的可行性研究[J]. 中国医学物理学杂志, 2017, 34(8): 783-789.

REN J P, ZHOU Y Y, DAI X H, et al. Feasibility study of automatic planning Rapid Plan optimization module in nasopharyngeal carcinoma intensity modulation plan[J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2017, 34(8): 783-789.

[11] 任江平, 陶庆松, 周瑛瑛, 等. Rapid Plan 模块在采用不同放疗设备时的剂量学评估[J]. 中华放射肿瘤学杂志, 2017, 26(8): 924-928.

REN J P, TAO Q S, ZHOU Y Y, et al. Dosimetric evaluation of Rapid Plan module with different radiotherapy equipment[J]. Chinese Journal of Radiation Oncology, 2017, 26(8): 924-928.

[12] 王翰宇, 邱小平, 杨振, 等. Rapid Plan 精炼模型方法在宫颈癌中的应用[J]. 中国医学物理学杂志, 2017, 34(2): 157-160.

WANG H Y, QIU X P, YANG Z, et al. A new approach to model refinement in Rapid Plan for predicting intensity-modulated

- radiotherapy plans for cervical cancer[J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2017, 34(2): 157-160.
- [13] 廖超龙, 秦俭, 吴丹玲. 自动计划在宫颈癌调强放疗中的应用研究[J]. 微创医学, 2017, 12(4): 455-458.
- LIAO C L, QIN J, WU D L. Application of automatic planning to intensity-modulated radiotherapy for cervical cancer[J]. Journal of Minimally Invasive Medicine, 2017, 12(4): 455-458.
- [14] APPENZOLLER L, TAN J, YANG D, et al. Efficient method to train pDVH models with plan quality variation present in training cohort[J]. Int J Radiat Oncol Biol Phys, 2013, 87(2): 623-624.
- [15] ZHAO B, JOINER M C, ORTON C G, et al. "SABER": a new software tool for radiotherapy treatment plan evaluation[J]. Med Phys, 2010, 37(11): 5586-5592.
- [16] JIN X, YI J, ZHOU Y, et al. A new plan quality index for nasopharyngeal cancer SIB IMRT[J]. Phys Medica, 2014, 30(1): 122-127.
- [17] LUCULLUS H T, MONICA W K, ASHLEY C K, et al. A new dose-volume-based plan quality index for IMRT plan comparison[J]. Radiother Oncol, 2007, 85(3): 407-417.
- [18] YUAN L L, GE Y R, EE W R, et al. Quantitative analysis of the factors which affect the interpatient organ-at-risk dose spaing variation in IMRT plans[J]. Med Phys, 2012, 39(11): 6868-6878.
- [19] WU B, RICCHETTI F, SANGUINETI G, et al. Patient geometry-driven information retrieval for IMRT treatment plan quality control[J]. Med Phys, 2009, 36(12): 5497-5505.
- [20] YANG Y, LI T R, YUAN L L, et al. Quantitative comparison of automatic and manual IMRT optimization for prostate cancer: the benefits of DVH prediction[J]. J Appl Clin Med Phys, 2015, 16(2): 5204-5214.
- [21] CHEN H, WANG H, GU H, et al. Study for reducing lung dose of upper thoracic esophageal cancer radiotherapy by auto-planning: volumetric-modulated arc therapy vs intensity-modulated radiation therapy[J]. Med Dosim, 2018, 43(3): 243-250.
- [22] NWANKWO O, MEKDASH H, SIHONOIET D S, et al. Knowledge-based radiation therapy (KBRT) treatment planning *versus* planning by experts: validation of a KBRT algorithm for prostate cancer treatment planning[J]. Radiat Oncol, 2015, 10(1): 111.
- [23] ZHU X F, GE Y R, LI T R, et al. A planning qality evaluation tool for prostate adaptive IMRT based on machine learning[J]. Med Phys, 2011, 38(5): 2821.
- [24] KRAYENBUEHL J, NORTON I, STUDER G, et al. Evaluation of an automated knowledge based treatment planning system for headand neck[J]. Radiat Oncol, 2015 10: 226.
- [25] 黄付静, 马长生, 祝爱峰, 等. 基于先验知识的宫颈癌调强计划自动优化的可行性研究[J]. 中华肿瘤防治杂志, 2015, 22(23): 1833-1836.
- HUANG F J, MA C S, ZHU A F, et al. Feasibility of knowledge-based IMRT planning automatic optimization for cervical cancer[J]. Chinese Journal of Cancer Prevention and Treatment, 2015, 22(23): 1833-1836.
- [26] WU H, JIANG F, YUE H Z, et al. Applying a Rapid Plan model trained on a technique and orientation to another: a feasibility and dosimetric evaluation[J]. Radiat Oncol, 2016, 11(1): 108-115.

(编辑: 薛泽玲)