

自动计划 RapidPlan 优化模块在鼻咽癌调强计划中的可行性应用

任江平¹, 周瑛瑛¹, 戴许豪¹, 姜鹏荣¹, 陶庆松¹, 郭建新¹, 吴朝霞², 吴清蓉³, 殷芳芳³

1. 宁波市第一医院放化疗中心, 浙江 宁波 315010; 2. 清华大学工程物理系, 北京 100084; 3. 杜克大学医学中心放疗科, 美国北卡罗来纳州德罕市 NC 27110

【摘要】目的:通过比较常规调强计划与自动优化计划间的差异,探讨自动计划 RapidPlan 优化模块在鼻咽癌调强计划应用中的可行性。**方法:**选取60例经临床验证的优质鼻咽癌计划进行分析和特征提取,先建立一个特定的自动优化模型,然后用此模型对另外的15例鼻咽癌计划进行测试,比较这15例经模型测试优化后形成的自动计划与用常规调强优化的计划间的差异。采用 SPSS 22.0 版软件分别对两组计划的各主要参数行配对样本 t 检验分析。**结果:**自动优化产生的计划得到的剂量分布更佳;且自动优化比常规调强优化效率更高,自动计划的优化平均时间比常规调强计划缩短 33.67% ($P=0.001$),优化次数也从平均 3.5 次降到 2.2 次 ($P=0.000$);自动优化比常规调强优化的计划执行效率更高, MU 值平均值减少 376 MU, 平均减少原来的 14.8% ($P=0.000$)。**结论:**基于解剖特性和先验知识的自动计划模块,即 RapidPlan 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,在鼻咽癌的调强计划优化中是切实可行的。

【关键词】调强治疗;自动计划;剂量预测;执行效率

【中图分类号】R739.6

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2017)08-0783-07

Feasibility of automatic plan using RapidPlan model in intensity-modulated radiotherapy plan for nasopharyngeal carcinoma

REN Jiangping¹, ZHOU Yingying¹, DAI Xuhao¹, LOU Pengrong¹, TAO Qingsong¹, GUO Jianxin¹, WU Chaoxia², WU Qingrong³, YIN Fangfang³

1. Center of Chemoradiotherapy, Ningbo First Hospital, Ningbo 315010, China; 2. Department of Engineering Physics, Tsinghua University, Beijing 100084, China; 3. Department of Radiation Oncology, Duke University Medical Center, Durham NC 27110, USA

Abstract: Objective: To evaluate the feasibility of automatic plan using RapidPlan model in the intensity-modulated radiotherapy (IMRT) plan for nasopharyngeal carcinoma (NPC) by comparing the differences between automatic and conventional plans. **Methods:** The specific features from 60 high-quality plans for NPC were analyzed and extracted to establish an automatic optimization model, RapidPlan model. Another 15 NPC plans were used to test the established RapidPlan model. After the model testing and optimization, automatic plans for the 15 patients with NPC were generated. The differences between automatic plans and conventional plans were compared. The statistical significance was analyzed using paired sample t -test of SPSS 22.0. **Results:** The dose distributions observed from the automatic plans using RapidPlan model were better than those obtained using conventional plan. Compared with conventional plan, the automatic plans using RapidPlan model shortened the average optimization time by 33.67% ($P=0.000$). The average monitor unit was reduced by 376 MU in automatic plans using RapidPlan model, which was 14.8% reduction compared to that in conventional method ($P=0.000$). **Conclusion:** The automatic optimization model based on anatomical features and priori knowledge, RapidPlan model, was used to establish optimization model and set up the optimization parameters, and to finally generate automatic IMRT plan for NPC. The automatic plan provided better dose coverage in target areas with lower dose to normal tissues, reduced plan optimization time, and improved delivery efficiency, compared with conventional IMRT plan. The automatic plan using RapidPlan model is feasible in the IMRT plan for NPC.

Keywords: intensity-modulated radiotherapy; automatic plan; dose prediction; deliver efficiency

【收稿日期】2017-04-25

【作者简介】任江平, 工程硕士, 高级工程师, 研究方向: 放射治疗、医学物理, E-mail: 13777975441@163.com

【通信作者】殷芳芳, 博士生导师, 教授, 研究方向: 放射治疗、医学物理, E-mail: fangfang.yin@duke.edu

前言

精准的调强放射治疗在给予肿瘤组织高剂量的同时,也能很好地保护靶区周围的正常组织。由于鼻咽癌自身的生物学特性和解剖位置的特殊性,精准的调强放射治疗技术成了其目前最佳的治疗技术。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,肿瘤局部失控的原因除了生物学行为有关外,靶区勾画是否准确,计划设计是否完美也起了关键作用^[1-6]。目前,国内各放疗单位的放射治疗水平参差不齐,尤其是放疗物理师的计划设计水平,往往成了导致各放疗单位鼻咽癌预后大相径庭的重要因素之一。基于解剖特性和先验知识的机器学习自动计划系统的出现,从某种意义上来说,弥补了目前各放疗单位因人为因素所造成疗效差异的不足^[7-8]。本研究作者采用美国瓦里安医疗系统公司开发的RapidPlan智慧计划,利用其系统人工智能领域的机器学习方法,对60例经过临床验证的优质鼻咽癌计划进行分析和特征提取,建立特定的自动优化模型,然后用另外的15例鼻咽癌计划对模型进行测试。分析基于解剖特性和先验知识的机器学习自动计划系统在鼻咽癌放疗计划中的应用情况,评价自动计划系统给鼻咽癌调强放射治疗计划带来的益处,探讨自动计划系统模型在鼻咽癌调强放射治疗应用中的可行性。

1 材料与方法

1.1 一般临床资料

收取以往初治、无远处转移的鼻咽癌患者75例,年龄32~83岁,中位年龄51岁。随机分成两组,1组患者60例,作为模型样本组;1组患者15例,为测试模型病例组。

1.2 体位固定及CT扫描

所有患者仰卧于专用的平板体架上,双手自然平放在身体两侧,头垫舒适头枕,采用专用头颈肩热塑模面罩固定。行大孔径CT扫描,扫描范围为从患者的头顶至胸前锁骨下缘下1 cm左右,层厚3 mm,将扫描图像传送到治疗计划系统后,与其它增强CT、磁共振及PET-CT等图像融合,方便勾画靶区。

1.3 靶区定义

按照ICRU(International Commission on Radiation Units and Measurements)相关报告,计划靶区(Gross Target Volume, GTV)包括:(1)原发灶 GTV,包括鼻咽原发肿瘤及咽后淋巴结;(2)淋巴结 GTV,包括所有的颈部转移淋巴结。临床靶区(Clinical Target Volume, CTV)包括:(1)高危区 CTV1,包括鼻

咽部及颈部高危CTV,其中鼻咽部高危部包括整个鼻咽、斜坡、头颅底部、咽旁间隙、蝶窦、翼腭窝、咽后淋巴结区域、部分鼻腔及上颌窦后1/3,高危区应包括整个GTV靶区;(2)低危区CTV2,包括IV区及V₀区。本实验中共有4个PTV(Planning Target Volume):原发灶PTV_G、阳性淋巴结PTV_N、高危区PTV_C1及低危区PTV_C2,分别从GTV、淋巴结GTV、高危区CTV1及低危区CTV2外扩而成。

1.4 危及器官(OAR)及其限量

按照RTOG(Radiation Therapy Oncology Group)相关危及器官限量要求,结合临床实际经验,重要的功能脏器和危及器官的剂量限量如下:脑干、左右视神经和视交叉最大剂量(D_{\max}) ≤ 54 Gy或 1 cm^3 体积受照量($D_{1\text{ cm}^3}$) ≤ 60 Gy;脊髓 $D_{\max} \leq 45$ Gy或脊髓 $D_{1\text{ cm}^3} \leq 50$ Gy;双侧眼球 $D_{\max} \leq 35$ Gy;双侧晶体 $D_{\max} \leq 9$ Gy;腮腺至少一侧腮腺平均剂量(D_{mean}) ≤ 26 Gy或至少一侧腮腺50%体积受照剂量($D_{50\%}$) ≤ 30 Gy或至少双侧腮腺的 20 cm^3 体积所受照剂量($D_{20\text{ cm}^3}$) ≤ 20 Gy。

1.5 处方剂量及分割方式

因为所有样本病例的分期都是T3、T4期,所以原发灶PTV_G行70 Gy分30次照射;阳性淋巴结PTV_N行66 Gy分30次照射;高危区PTV_C1行60 Gy分30次照射;低危区PTV_C2行54 Gy分30次照射。

1.6 行IMRT设备及射野信息

所有样本采用的照射设备为瓦里安2100C/D直线加速器,多页光栅为Millennium₁₂₀的MLC,叶片中间厚度为5 mm,边缘厚度为10 mm的60对多页光栅。使用瓦里安Eclipse治疗计划系统,所有计划都采用9野均分的静态滑窗调强方式。

1.7 预测模型的建立

本研究均采用瓦里安公司提供的RapidPlan自动计划模块,对上述研究中的60例鼻咽癌调强放射治疗计划进行审核,并一一输入到RapidPlan自动计划模块,提取特定参数,训练并核实,最终形成基于解剖特性和先验知识的鼻咽癌调强计划自动优化模块。此模型的训练方法,借鉴国内学者王翰宇等^[9]提出的有关精炼模型的方法。其模块的DVH(Dose-Volume Histogram)图预测结果如图1所示,其中阴影区域为各危及器官的预测区域范围,虚线为预测DVH曲线,实线为真实计划的DVH曲线。

1.8 模型测试

将15例测试病例分别采用Eclipse计划系统,行常规调强放射治疗计划设计和调强自动优化计划设计。调强计划均采用与模型样本相同的能量、处方、

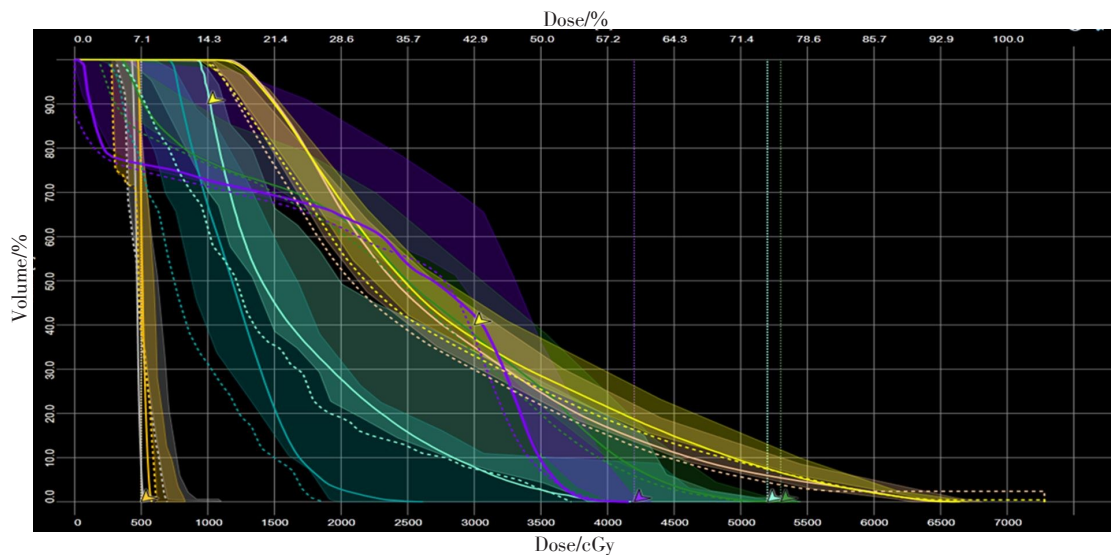


图1 模型预测到的DVH示意图

Fig.1 Dose-volume histogram (DVH) predicted by RapidPlan model

布野及优化算法。比较常规调强放射治疗计划与调强自动优化计划间的差异,对基于解剖特性和先验知识的鼻咽癌调强计划自动优化的可靠性和可行性进行评估。

1.9 统计方法

采用SPSS 22.0版软件分别对两组计划各主要参数行配对样本 t 检验。 $P<0.05$ 为差异有统计学意义。

2 结果

2.1 常规计划和自动计划的剂量比较

图2为常规计划和自动计划的各项目比较图,其中图2a和图2b为某个病例常规计划与自动计划横截面剂量比较图(图2a)和DVH比较图(图2b),图2c为常规计划和自动计划的靶区及主要危及器官剂量柱状比较图。从图2a中可见常规优化计划和自动优化计划在横截面的剂量线上比较无明显差异,但在图2b所示的DVH图上可见自动优化的计划优于常规优化计划,表现为靶区剂量比较陡峭,危及器官的剂量比较靠后。从15例测试计划中分别提取靶区和危及器官的剂量,从得出的柱状图(图2c)里也可以看出这种差异。

2.2 两组计划的各项剂量指标比较

表1列出两种计划靶区量化指标的统计比较,从表中可以看出PTV_G的 D_{98} 、 $V_{98\%}$ 、CI;PTV_N的HI、CI;PTV_C1的 D_2 、 D_{50} 、 $V_{100\%}$ 、 $V_{110\%}$ 、HI及PTV_C2的 D_2 、HI、CI的剂量指标配对比较后,有显著性差异($P<0.05$)。其中 D_2 、 D_{98} 、 D_{50} 是指在DVH图中2%、98%、50%靶区体积所对应的剂量; $V_{98\%}$ 、 $V_{100\%}$ 、 $V_{110\%}$ 是指DVH图中98%、100%、110%处方剂量所对应的靶区的体积。

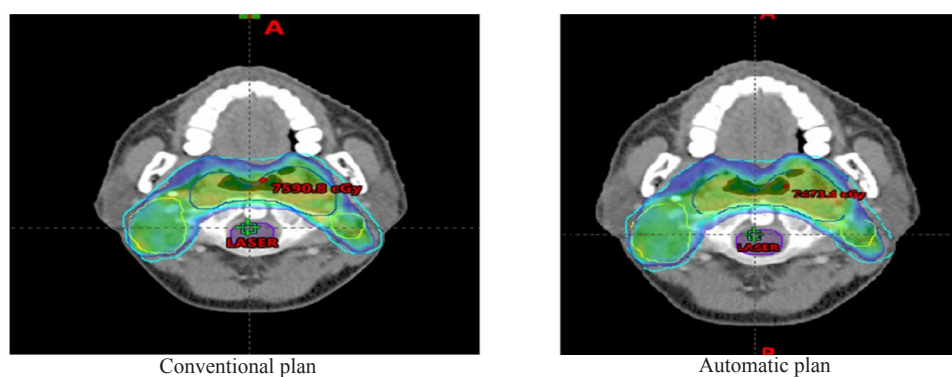
表2列出两种计划主要危及器官的统计比较。从表中我们不难看出除了脑干的 D_{max} 平均值略有升高外(无显著性差异, $P=0.964$),其它剂量指标的平均值均是有所下降的,尤其右晶体,左右视神经、视交叉的 D_{max} ,以及左腮腺的 D_{mean} 均有显著性差异($P<0.05$)。数据显示自动计划产生的鼻咽癌计划,其危及器官能得到更优的保护。

2.3 两组计划的效率比较

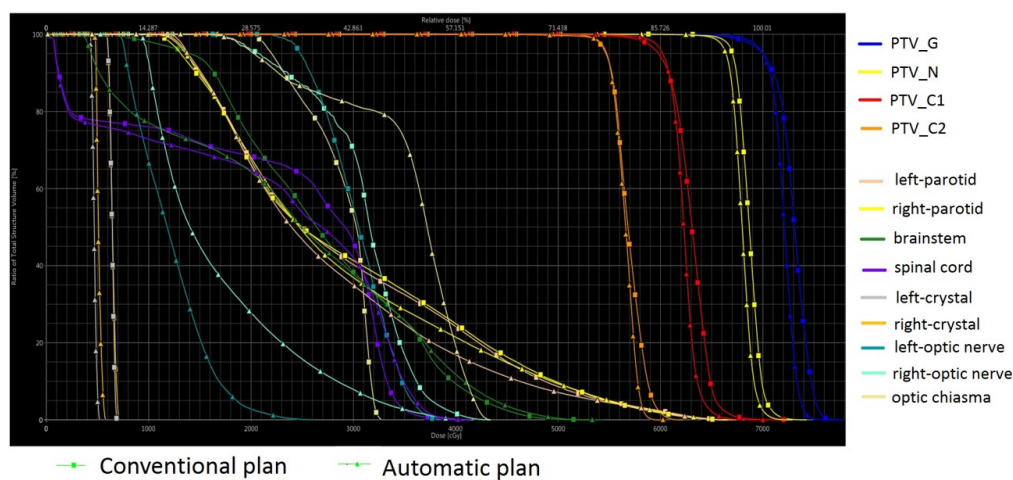
为了有效地比较常规优化计划与自动优化计划的效率,本实验记录了常规优化计划和自动优化计划的优化时间和优化次数,作为优化效率的比较因子。优化时间和优化次数以满足临床需求为最终标准。常规优化计划与自动优化计划所需的优化平均时间和平均优化次数分别为29.4 min、3.5次和19.5 min、2.2次。可见自动计划的优化平均时间比常规计划减少将近10 min,平均时间缩短33.67%;优化次数也从平均3.5次降到2.2次,可见自动计划要比常规计划效率更高。从两种不同方式得出的计划配对样本 t 检验的结果来看,优化时间和优化次数存在显著性差异, P 值分别是0.001和0.000。

2.4 两组计划的执行效率比较

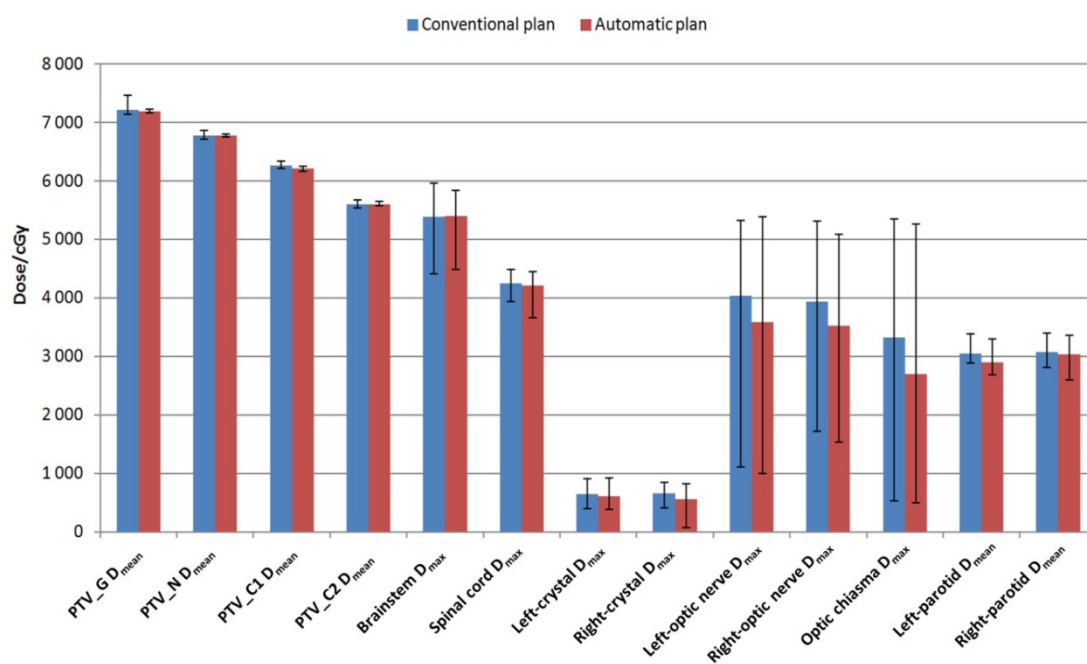
每一位患者在加速器上的治疗时间长短主要是由计划各个野的跳数总和来决定的。通常直线加速静态调强放射治疗所采用的剂量率是一个固定值,因此所做计划的总MU数也就决定了计划被执行的效率,从患者的治疗时间来说,MU跳数越低越好。本研究中常规优化计划的和自动计划的平均MU数分别是2542 MU和2166 MU。结果显示本实验的自动计划MU要比常规计划的MU少,两种计划MU值最大相差577 MU,最



a: Transverse dose distribution comparison of two plans



b: DVH comparison of two plans



c: Dose comparison of two plans

PTV_G: Planning target volume of primary lesion; PTV_N: Planning target volume of positive lymph node; PTV_C1: High-risk planning target volume; PTV_C2: Low-risk planning target volume

图2 常规计划和自动计划的各项目比较图

Fig.2 Comparison between conventional plan and automatic plan

表1 常规计划与自动计划的靶区相关剂量指标比较

Tab.1 Comparison of target dose between conventional plan and automatic plan

Target area Dose parameter		Conventional plan [mean (range)]	Automatic plan [mean (range)]	P value
PTV_G	D ₂ /cGy	7 380 (7 308-7 554)	7 411 (7 352-7 479)	0.486
	D ₉₈ /cGy	6 895 (6 850-6 923)	6 915 (6 885-6 933)	0.000
	D ₅₀ /cGy	7 221 (7 147-7 462)	7 190 (7 163-7 234)	0.112
	V _{98%} /%	98.46 (97.8-99.0)	98.83 (98.2-99.2)	0.000
	V _{100%} /%	95 (95-95)	95 (95-95)	N/A
	V _{110%} /%	0.046 7 (0.0-0.1)	0.026 7 (0.0-0.1)	0.189
	HI	0.069 9 (0.056-0.096)	0.068 9 (0.058-0.082)	0.691
	CI	0.835 1 (0.799-0.873)	0.857 4 (0.822-0.905)	0.000
PTV_N	D ₂ /cGy	6 947 (6 851-7 103)	6 954 (6 894-7 012)	0.586
	D ₉₈ /cGy	6 579 (6 509-6 640)	6 555 (6 392-6 622)	0.074
	D ₅₀ /cGy	6 780 (6 714-6 867)	6 776 (6 758-6 799)	0.668
	V _{98%} /%	99.48 (98.3-100.0)	99.29 (97.5-100.0)	0.112
	V _{100%} /%	97.09 (93.2-99.3)	96.85 (95.0-99.0)	0.612
	V _{110%} /%	0.033 3 (0.0-0.1)	0.026 7 (0.0-0.1)	0.582
	HI	0.054 4 (0.035-0.068)	0.058 9 (0.04-0.078)	0.023
	CI	0.670 5 (0.587-0.765)	0.710 6 (0.626-0.787)	0.000
PTV_C1	D ₂ /cGy	6 668 (6 509-6 819)	6 548 (6 437-6 682)	0.000
	D ₉₈ /cGy	5 843 (5 742-5 915)	5 846 (5 699-5 936)	0.820
	D ₅₀ /cGy	6 266 (6 221-6 341)	6 213 (6 166-6 251)	0.000
	V _{98%} /%	97.7 (97.1-98.4)	97.9 (96.8-99.1)	0.178
	V _{100%} /%	94.9 (93.6-96.1)	95.5 (94.3-96.8)	0.039
	V _{110%} /%	3.7 (0.9-8.7)	1.2 (0.0-3.6)	0.000
	HI	0.132 (0.110-0.157)	0.113 (0.083-0.158)	0.000
	CI	0.874 (0.782-0.090)	0.867 (0.800-0.893)	0.051
PTV_C2	D ₂ /cGy	5 863 (5 770-5 995)	5 809 (5 765-5 861)	0.000
	D ₉₈ /cGy	5 341 (5 311-5 411)	5 348 (5 247-5 408)	0.544
	D ₅₀ /cGy	5 600 (5 539-5 681)	5 607 (5 576-5 658)	0.463
	V _{98%} /%	99.0 (98.3-99.9)	99.2 (97.8-99.9)	0.290
	V _{100%} /%	95.6 (92.5-98.5)	96.3 (95.0-98.9)	0.186
	V _{110%} /%	0.46 (0.0-4.5)	0.04 (0.0-0.1)	0.176
	HI	0.093 (0.077-0.106)	0.082 (0.067-0.101)	0.001
	CI	0.778 (0.750-0.810)	0.752 (0.732-0.778)	0.000

HI: Homogeneity index; CI: Conformity index

少相差 144 MU, 自动计划的 MU 值平均减少 376 MU, 比原来减少 14.8%。配对样本 *t* 检验有显著性差异 ($P=0.000$)。图 3 为两种计划的 MU 值柱状比较图。

3 讨论

随着计算机智能领域的不断发展和临床大数据的

广泛运用, 基于解剖特性和先验知识的机器学习自动计划在临床中已得到逐步应用和发展。Yang 等^[10]就对前列腺癌的自动计划设计与常规计划设计进行了定量分析, 认为这种自动计划设计方法可获得更大的收益, 在改善靶区及危及器官的剂量分布的同时, 可以平均缩短 5~7 min 的治疗计划设计时间(此时间是指就优化

表2 危及器官的常规计划和自动计划的剂量比较(cGy)
Tab.2 Comparison of organs-at-risk dose between conventional plan and automatic plan (cGy)

Dose parameter	Conventional plan [mean (range)]	Automatic plan [mean (range)]	P value
Brainstem D _{max}	5 395 (4 414-5 961)	5 397 (4 484-5 846)	0.964
Spinal cord D _{max}	4 248 (3 936-4 488)	4 211 (3 664-4 455)	0.405
Left-crystal D _{max}	641 (398-905)	614 (385-927)	0.111
Right-crystal D _{max}	660 (412-842)	562 (66-819)	0.032
Left-optic nerve D _{max}	4 034 (1 107-5 324)	3 583 (1 003-5 385)	0.042
Right-optic nerve D _{max}	3 941 (1 722-5 314)	3 529 (1 536-5 093)	0.028
Optic chiasma D _{max}	3 331 (531-5 350)	2 693 (497-5 260)	0.001
Left-parotid D _{mean}	3 055 (2 885-3 390)	2 896 (2 683-3 306)	0.000
Right-parotid D _{mean}	3 080 (2 818-3 403)	3 040 (2 595-3 359)	0.180

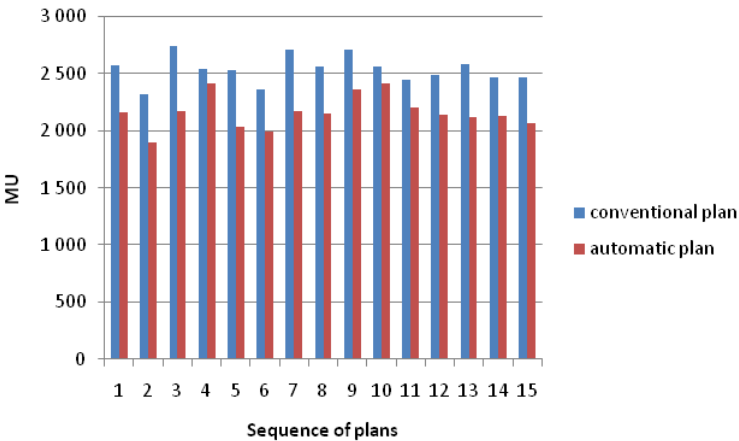


图3 常规计划与自动计划MU值比较柱状图
Fig.3 Monitor units comparison between conventional plan and automatic plan

时间)。国内学者黄付静等^[11]就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。北京肿瘤医院吴昊主任^[12]带领的物理师团队报道,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先前的常规临床计划(降低了10.77~18.65%)。可见,由瓦里安公司提供的RapidPlan智慧计划(具体理论方法在Yuan等^[13]的研究文献中有详细描述)可取得比常规计划更佳临床效益。但是在以往的研究中,研究区域往往只限于较为简单的部位,这些部位靶区单一,解构也较简单,易于行自动化设计。而对于鼻咽癌来说,要复杂的多,虽然此软件模块的靶区个数已经扩展到3个,而通常我们的鼻咽癌放疗会有4个靶区,分别是PTV_G、PTV_N、PTV_C1和PTV_C2。在本研究中,作者把第4个靶区

PTV_C2单独拿出来,不列入软件的优化模块,只是在模块形成自动的优化目标函数后,再人为的把第4个靶区填入与前面3个靶区同样的优化目标参数和优化权重,从而使鼻咽癌病例能顺利地自动优化成临床需要的计划。基于鼻咽癌病例的复杂性,本研究中鼻咽癌自动化计划的结果也不是一次成形的,其优化过程往往需要第2次,甚至第3次的微调。与以往的人工试错性优化过程最大的差别在于:在自动化计划模块里,提供了一个可参考的,近似最优的DVH预测图供物理师参考,物理师可以借助提供的预测DVH图来修改优化参数和权重,从而快速地获取较高质量的临床治疗计划。总之,对基于解剖特性和先验知识的机器学习自动计划模块,即RapidPlan智慧计划,在一定的优化条件修改和调整,此模块计划在鼻咽癌放疗中是可以进行实施的,并且能取得一定的优势。

通过本研究测试,基于解剖特性和先验知识的机器学习自动计划在鼻咽癌放疗中的优势是比较显著的。从计划设计的时间上来看,自动计划大大提高了鼻咽

癌计划的优化效率。从计划的质量评估上来看,自动计划的各项指标均优于常规计划的各项指标。靶区的均匀度和适形度均优于常规计划,危及器官除了脑干外,受照剂量都比常规计划的低。从计划的执行效率来看,自动计划的MU总数要比常规计划的MU总数低得多,明显提高了计划的执行效率,从而缩短患者在加速器上的治疗时间。由此可见,自动计划在鼻咽癌放疗中具有明显的优势。以往学者研究表明基于解剖特性和先验知识的机器学习自动计划可提高放射治疗计划的质量^[14-16],在本研究中也进一步得到验证。

当然,利用RapidPlan模块优化所得的自动计划除了能得到上述获益外,本研究在利用此自动模块优化鼻咽癌调强计划时,发现仍存在某些局限性,表现为不能在模块中包含所有靶区,模块中所能比对的危及器官个数有限。对于鼻咽癌这样靶区及危及器官众多,情况复杂的病种来说,还是需要进一步提升和改善模块的功能。物理师就目前版本的RapidPlan模块行鼻咽癌治疗自动计划优化时,仍需进行一定的条件修改和调整,方能获得最佳的临床效益。

综上所述,基于解剖特性和先验知识的自动计划模块,即RapidPlan模块,所产生的鼻咽癌调强自动优化计划,可以达到比常规调强计划更佳的靶区剂量分布,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,在鼻咽癌的计划优化中是切实可行的。

【参考文献】

- [1] 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.
- [2] 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.
- [3] 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 Y, et al. Clinical study of SMART and concurrent chemotherapy for locally advanced nasopharyngeal carcinomas[J]. Chinese Journal of Cancer Prevention and Treatment, 2009, 16(18): 1408-1411.
- [4] KIM K, WU H G, KIM H J, et al. Intensity-modulated radiation therapy with simultaneous integrated boost technique following neoadjuvant chemotherapy for locoregionally advanced nasopharyngeal carcinoma[J]. Head Neck, 2009, 31(9): 1121-1128.
- [5] 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.
- [6] 林少俊,陈传本,韩露,等. 鼻咽癌调强放射治疗230例初步结果[J]. 福建医科大学学报, 2007, 41(1): 66-70.
LIN S J, CHEN C B, HAN L, et al. The primary result of intensity modulated radiation therapy for nasopharyngeal (Report of 230 Cases) [J]. Academic Journal of Fujian Medical University, 2007, 41(1): 66-70.
- [7] 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.
- [8] 任信信,戴建荣,张岳,等. 基于专家库的 γ 射线立体定向放疗计划优化方法[J]. 中国医学物理学杂志, 2015, 32(3): 301-305.
REN X X, DAI J R, ZHANG Y, et al. Planning optimization method based on expert database for γ ray stereotactic radiotherapy [J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2015, 32(3): 301-305.
- [9] 王翰宇,邱小平,杨振,等. RapidPlan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 RapidPlan for predicting intensity-modulated radiotherapy plans for cervical cancer[J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2017, 34(2): 157-160.
- [10] 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]. Med Phys, 2015, 16(2): 5204-5214.
- [11] 黄付静,马长升,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.
- [12] WU H, JIANG F, YUE H Z, et al. Applying a RapidPlan model trained on a technique and orientation to another: a feasibility and dosimetric evaluation[J]. Radiat Oncol, 2016, 11(1): 108-115.
- [13] YUAN L L, GE Y R, LEE W R, et al. Quantitative analysis of the factors which affect the interpatient organ-at-risk dose sparing variation in IMRT plans[J]. Med Phys, 2012, 39(11): 6868-6878.
- [14] FOGLIATA A, NICOLINI G, CLIVIO A, et al. A broad scope knowledge based model for optimization of VMAT in esophageal cancer: validation and assessment of plan quality among different treatment centers[J]. Radiat Oncol, 2015, 10(1): 220.
- [15] DELANEY A R, TOL J P, DAHELE M, et al. Effect of dosimetric outliers on the performance of a commercial knowledge-based planning solution[J]. Int J Radiat Oncol Biol Phys, 2016, 94(3): 469-477.
- [16] TOL J P, DAHELE M, DELANEY A R, et al. Can knowledge-based DVH predictions be used for automated, individualized quality assurance of radiotherapy treatment plans?[J]. Radiat Oncol, 2015, 10(1): 234.

(编辑:薛泽玲)