

基于人工神经网络多叶准直器叶片位置偏差预测

张丽媛, 贾楠, 郑晓娜, 张博, 李松丽, 韩全乡
郑州市中心医院放射治疗科, 河南 郑州 450052

【摘要】目的:探讨人工神经网络方法利用加速器日志文件预测动态调强放疗(dIMRT)计划多叶光栅位置偏差。**方法:**选择瓦里安Trilogy 50例dIMRT动态日志文件, TrueBeam和Edge各30例dIMRT轨迹日志文件。日志提取叶片计划位置、剂量、机架角度、铅门位置、叶片间距、叶片速度及运动参数等14个特征为输入, 日志记录叶片实际位置为输出, 隐藏层为22个神经元的3层神经网络模型。训练集包括70%数据, 验证集和测试集包括30%数据, 均方误差代价函数评估模型性能。**结果:**叶片速度是输入特征与位置偏差最相关特征, 皮尔逊相关系数0.7以上。运动和静息叶片位置平均绝对偏差存在显著性差别。测试集Trilogy、TrueBeam和EDGE预测叶片位置最大均方误差分别小于 9×10^{-5} 、 3×10^{-5} 和 3×10^{-5} mm², 预测位置与实际位置极为接近。模型预测当前叶片和其它序号叶片位置平均绝对偏差具有显著性差异($P < 0.001$)。**结论:**基于加速器日志文件人工神经网络模型可以对瓦里安dIMRT计划叶片位置进行预测。

【关键词】动态调强放疗; 多叶准直器; 日志文件; 人工神经网络; 位置偏差

【中图分类号】R312; R811.1

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2021)12-1495-07

Prediction of multi-leaf collimator leaf positional deviations based on artificial neural network

ZHANG Liyuan, JIA Nan, ZHENG Xiaona, ZHANG Bo, LI Songli, HAN Quanxiang

Department of Radiation Oncology, Zhengzhou Central Hospital, Zhengzhou 450052, China

Abstract: Objective To predict the multi-leaf collimator (MLC) leaf positional deviations during dynamic intensity-modulated radiotherapy (dIMRT) by log file analysis and artificial neural network (ANN) method. **Methods** The dIMRT DynaLog files from Varian Trilogy (50 cases) and the dIMRT Trajectory log files from TrueBeam and Edge (30 cases of each) were retrieved. A 3-layer ANN model with hidden layer of 22 neurons was developed for each MLC leaf, with 14 features extracted from the log files, such as leaf planned positions, dose, gantry angle, jaw position, leaf gap, leaf velocity and leaf motion status, as input parameters, and the delivered leaf position recorded by log files as output. The proposed model was trained on 70%, validated and tested on 30% of the total data. Mean square error (MSE) was taken as the cost function to evaluate the model performance. **Results** The leaf velocity was the most relevant input feature to positional deviation, with a Pearson correlation coefficient greater than 0.7. Significant differences were found in the mean absolute error (MAE) between moving and resting leaf. The maximum MSE in predicting the leaf positions on test set were less than 9×10^{-5} , 3×10^{-5} and 3×10^{-5} mm² for Trilogy, TrueBeam and EDGE, respectively; and the predicted leaf positions closely matched the actual positions during the treatment delivery. There was significant difference in MAE of the model in predicting the positions of current leaf and other leaves ($P < 0.001$). **Conclusion** The proposed log file-based ANN model is capable of predicting the Varian MLC leaf position during dIMRT.

Keywords: dynamic intensity-modulated radiotherapy; multi-leaf collimator; log file; artificial neural network; positional deviation

前言

【收稿日期】2021-06-13

【基金项目】河南省高等学校重点科研项目(21A320066)

【作者简介】张丽媛, 硕士, 主管技师, 研究方向: 医学物理, E-mail: liyuannana0306@163.com

【通信作者】韩全乡, 副主任医师, 研究方向: 肿瘤放射治疗, E-mail: hanquanxiang1@163.com

动态调强放疗(dIMRT)依赖多叶准直器(Multi-leaf Collimator, MLC)产生高度适形靶区剂量分布, 治疗过程中MLC偏离预期位置会导致剂量偏差, 给患者治疗带来潜在风险。研究表明0.3 mm叶片位置误差会导致计划靶区2%剂量学错误^[1], MLC位置精度检测是直线加速器质量保证的重要内容。加速器日志文件包含计划执行时MLC预期及实际位置, 通过日志分析可进行MLC位置偏差研究。由于MLC

位置对剂量照射精度的直接影响,提前预测并在剂量计算中考虑这些误差影响有利于提高计划执行准确性和更有效的MLC质控。有研究基于动态日志文件使用神经网络方法对千禧MLC位置进行预测^[2],但是TrueBeam系列轨迹日志文件和高分辨率MLC预测性能却没有相关研究。本文基于神经网络结合动态日志和轨迹日志预测千禧MLC和高分辨率MLC dIMRT计划位置偏差,为剂量验证、MLC质控等应用提供方法和工具。

1 资料与方法

1.1 数据资料

选取Trilogy 50例dIMRT计划, TrueBeam和Edge各30例dIMRT计划,平均5~9野,头颈部、胸部及腹部病例大致相等,数据收集期无MLC相关故障。Trilogy和TrueBeam配备千禧MLC(Millennium MLC, M-MLC), Edge配备高分辨率MLC(High Definition MLC, HD-MLC)。治疗计划基于Eclipse 13.5光子优化,6 MV均整模式,2.5 mm计算网格,各向异性解析算法。MLC质量控制依据AAPM TG-142号报告执行。

Trilogy动态日志(DynaLog)采样间隔0.05 s, TrueBeam和Edge轨迹日志(Trajectory)采样间隔0.02 s。日志记录加速器执行过程中机械信息(如机架、准直器及MLC位置等)及剂量信息(如剂量率、机器跳数及射束状态等)。Python编程解析日志文件获取采样点信息。

1.2 特征参数

日志提取14个参数为模型输入(表1),日志记录叶片实际位置为模型输出。14个特征除采样点叶片位置外分为7类,其对MLC位置误差影响分别予以描述:(1)控制点剂量:控制点剂量会影响MLC速度,从而影响叶片位置误差,研究表明IMRT剂量率达到600 MU/min时,23% MU照射超过MLC设定 ± 1 mm容差限值^[3];(2)机架角度:MLC附件重量过大,机架旋转时可能发现漂移,研究表明瓦里安机器不同机架角叶片最大漂移0.7 mm^[4];(3)铅门位置:TrueBeam和Edge具有铅门跟随功能,LoSasso等^[5]发现铅门位置与MLC位置误差有一定相关性;(4)叶片托架:叶片托架与MLC控制器通信延迟可能会导致叶片位置错误,MLC校准过程也可能发生错误,是叶片系统错误主要原因^[6];(5)叶片间距:叶片间距影响剂量照射准确性和空间分布,特别间距较小射野^[5]。叶片间距(Leaf Gap, LG)计算方法为叶片对位置之差绝对值:

表1 特征与叶片位置误差皮尔森相关系数

Tab.1 Pearson correlation coefficient of features and multi-leaf collimator (MLC) leaf positional deviations

特征	M-MLC		HD-MLC
	Trilogy	TrueBeam	Edge
采样点叶片位置	-0.035	-0.030	-0.029
采样点剂量	0.036	0.019	0.006
机架角度	0.207	0.270	0.302
X1铅门位置	0.024	-0.004	0.085
X2铅门位置	-0.007	0.046	0.053
Y1铅门位置	0.171	0.125	0.156
Y2铅门位置	0.187	0.106	0.155
Bank A托架位置	-0.019	0.082	0.023
Bank B托架位置	-0.019	0.008	0.078
叶片间距	0.499	0.195	0.278
叶片速度	0.894	0.708	0.735
叶片启动状态	-0.048	-0.006	-0.009
叶片静息状态	-0.716	-0.486	-0.436
叶片加速状态	0.404	0.207	0.209

$$LG = |p_l - p_r| \quad (1)$$

其中, p_l 和 p_r 代表左右叶片位置;(6)叶片速度:dIMRT为出束时叶片运动照射技术,研究表明叶片速度对MLC位置误差影响至关重要,速度越大MLC位置误差也越大^[7]。叶片速度计算方法为当前采样点与上一采样点位置之差绝对值除以采样点时间:

$$v_i(t) = \left| \frac{\text{Pos}_i - \text{Pos}_{i-1}}{t_i} \right| \quad (2)$$

其中, Pos_i 和 Pos_{i-1} 分别代表当前与上一采样点位置, t_i 为采样间隔;(7)叶片运动状态:叶片运动状态会影响位置准确性,研究表明静息叶片位置误差小于运动叶片位置误差^[8], Park等^[9]证明叶片加速度会影响位置准确性。叶片启动状态(Leaf Starting Status, LSS)定义上一采样点叶片速度为0,当前采样点叶片速度大于0;叶片静息状态(Leaf Resting Status, LRS)定义为上一采样点与当前采样点叶片速度均为0;叶片加速状态(Leaf Accelerating Status, LAS)定义为当前采样点速度大于上一采样点且上一采样点速度大于0:

$$\text{LSS} = v_{bc}(t) > 0 \ \& \ v_{ab}(t) = 0 \quad (3)$$

$$\text{LRS} = v_{bc}(t) = 0 \ \& \ v_{ab}(t) = 0 \quad (4)$$

$$\text{LAS} = v_{bc}(t) > v_{ab}(t) \ \& \ v_{ab}(t) > 0 \quad (5)$$

其中, $v_{ab}(t)$ 、 $v_{bc}(t)$ 分别代表上一采样点和当前采样点叶片速度。

1.3 神经网络

神经网络(Artificial Neural Network, ANN)由多层神经元组成,神经元通过权重决定其重要性,每一层从上一层接受输入,计算结果通过非线性函数转换后传递至下一层。研究表明神经网络优于传统机器学习模型^[10]。为单个MLC叶片建立一个3层ANN,隐藏层22个神经元,输入层14个神经元,输出层1个神经元。模型输入为日志提取14个特征参数(表1),输出为日志记录叶片实际位置。使用莱文贝格—马夸特(Levenberg-Marquardt)优化算法更新权重和偏置系数,代价函数为预测与实际叶片位置均方误差(Mean Square Error, MSE),算法实现基于MATLAB 2019a,隐藏层神经元个数通过综合考虑模型性能及优化时间得到。

1.4 模型训练、验证和测试

数据随机分为3个部分,70%数据用于训练,15%数据用于验证,剩下15%数据用于测试。通过训练集和验证集调整模型超参数获得最佳泛化性能,得到的最优模型在测试集上预测叶片位置并与实际位置比较,统计模型预测结果(图1)。均方误差、误差直方图和平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE)等指标评估模型性能及预测准确性。

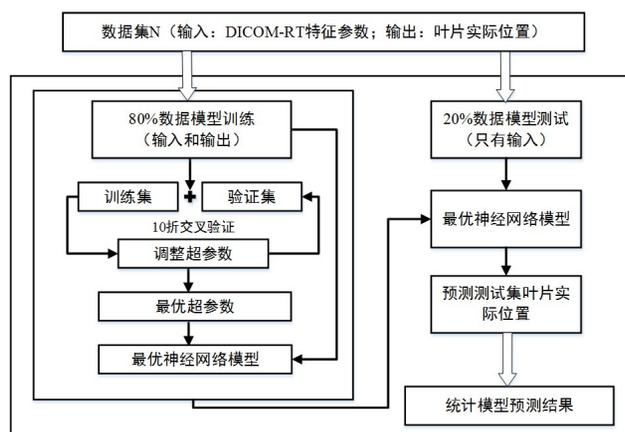


图1 技术验证流程图

Fig.1 Technical verification flowchart

1.5 特异性测试

测试当前叶片模型能否用于其它序号叶片位置预测,对其进行特异性测试,如30号叶片模型预测30号叶片为当前叶片,预测1~29和31~120号叶片为其它序号叶片,比较模型预测结果MAE中位数。

1.6 统计学方法

统计分析基于SPSS 25软件,由于MAE非正态分布,使用秩和(Mann-Whitney *U*)检验对其进行显著性分析, $P < 0.05$ 为差异有统计学意义。

2 结果

2.1 特征参数

表1总结60对叶片特征与位置误差皮尔逊(Pearson)相关系数。M-MLC和HD-MLC具有类似性质,叶片速度为相关系数最大特征达0.7以上,Trilogy甚至接近0.9。叶片静息状态呈中等程度负相关,相关系数-0.4~-0.7。机架角度相关系数0.2~0.3, Y方向铅门相关系数0.1~0.2。Trilogy叶片间距、加速状态相关系数0.4~0.5,与位置误差有一定相关性;而TrueBeam和Edge这两项相关系数只有0.2左右,与位置误差相关性较弱。采样点叶片位置、剂量, X方向铅门位置,MLC托架和启动状态与位置误差相关系数接近0。

2.2 模型性能

本文基于MSE评估模型预测性能,图2a、图2c和图2e显示M-MLC(Trilogy和TrueBeam)及HD-MLC(EDGE)90号叶片训练、验证及测试集MSE。MSE随着训练进行快速下降,Trilogy MSE 20次迭代后降至 9×10^{-5} 内,而TrueBeam和Edge 20次迭代降至 3×10^{-5} 内。通常机器学习模型随训练进行,训练集上出现过拟合导致模型验证集上误差增大,本文ANN模型MSE达到收敛后不再下降,验证集和测试集MSE与训练集几乎重合,训练过程没有出现过拟合。预测误差直方图为模型性能评估另一个指标,图2b、图2d和图2f为M-MLC及HD-MLC某计划26号叶片预测误差直方图,预测位置误差类似于峰值为0正态分布,说明预测位置与实际位置达到极好一致性,结果也显示Trilogy预测误差大于TrueBeam和Edge。

2.3 MLC位置偏差

图3为MLC中间21个叶片(叶片编号25~45)实际位置减去计划位置绝对值及实际位置减去预测位置绝对值偏差箱图。每个箱代表一个叶片位置偏差,中间线代表偏差中位数,不一定在箱中间,体现样本偏度,底部和顶部线代表偏差1/4和3/4分位数。图3表明预测位置均比计划位置更接近于实际位置,Trilogy位置偏差由0~0.30 mm降至0~0.02 mm, TrueBeam位置偏差由0~0.05 mm降至0~0.01 mm, EDGE位置偏差由0~0.07 mm降至0~0.01 mm。

2.4 运动与静息叶片位置偏差

图4为运动与静息叶片MAE柱状图。Trilogy运动叶片计划位置绝对偏差(实际位置减去计划位置)平均值0.175 mm,模型预测位置绝对偏差(实际位置减去预测位置)平均值0.009 mm,MAE减小了19倍; TrueBeam运动叶片计划与预测位置MAE为0.019和0.004 mm,减小了5倍; Edge运动叶片计划与预测位

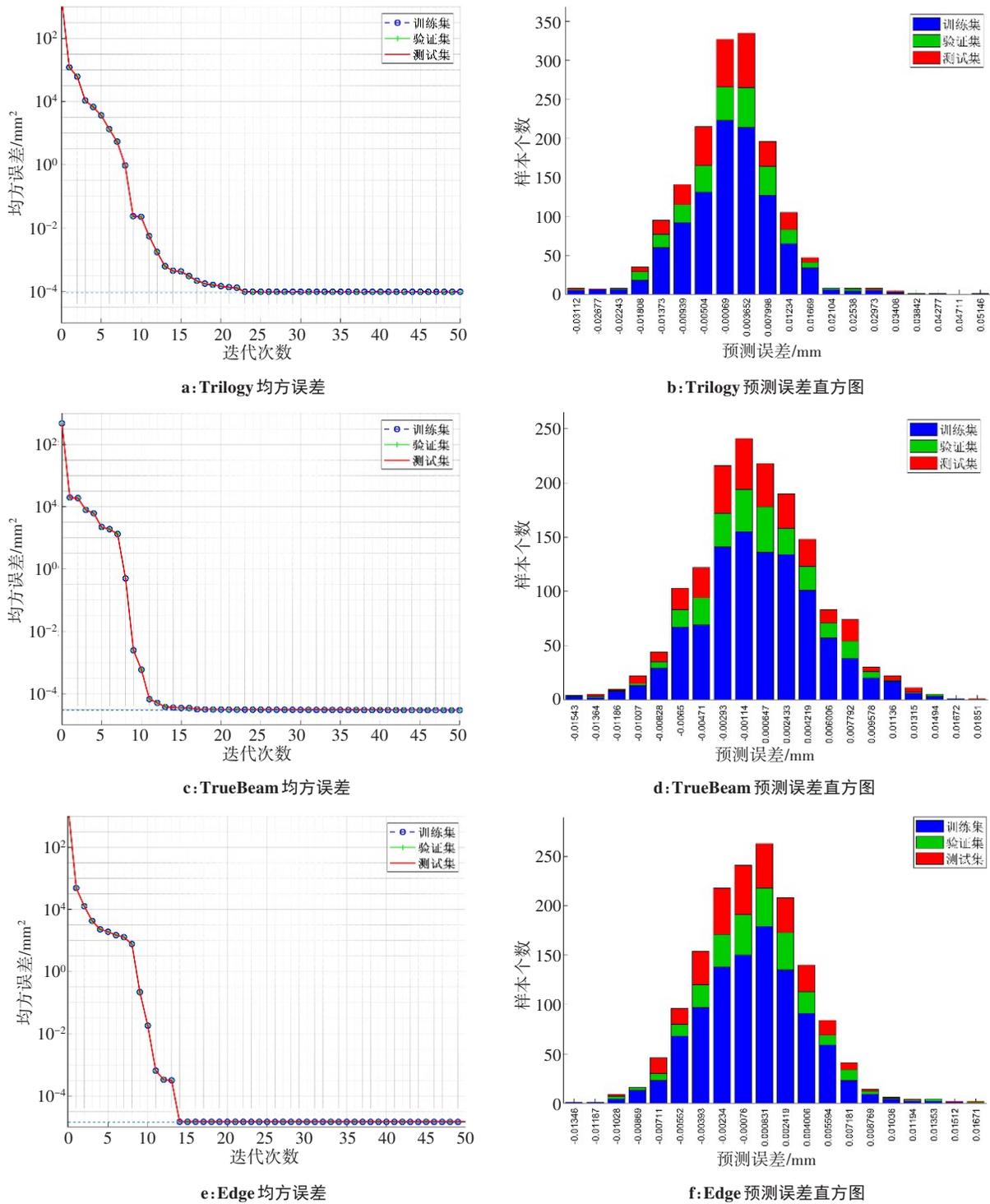


图 2 均方误差和统计直方图评估模型性能

Fig.2 Mean square error and statistical histogram to evaluate model performance

置 MAE 为 0.021 和 0.003 mm, 减少了 7 倍。Trilogly、TrueBeam 及 Edge 静息叶片计划位置 MAE 为 0.017、0.010 和 0.011 mm, 静息叶片预测位置 MAE 为 0.006、0.003 和 0.003 mm, MAE 减少 3 倍左右。

2.5 模型特异性

模型预测当前叶片和其它序号叶片 MAE 具有显著性差异 ($P < 0.001$), Trilogly、TrueBeam 和 Edge 预测当前叶片 MAE 中位数为 0.007、0.003 和 0.003 mm, 预

测其它序号叶片 MAE 中位数 0.100、0.014 和 0.014 mm, 该数值近似叶片计划位置偏差, 说明当前叶片模型不能用于其它序号叶片位置预测具有特异性。

3 讨论

MLC 位置偏差是影响剂量投照准确性关键因素之一。表 1 列出对位置偏差具有预测能力参数, 多数

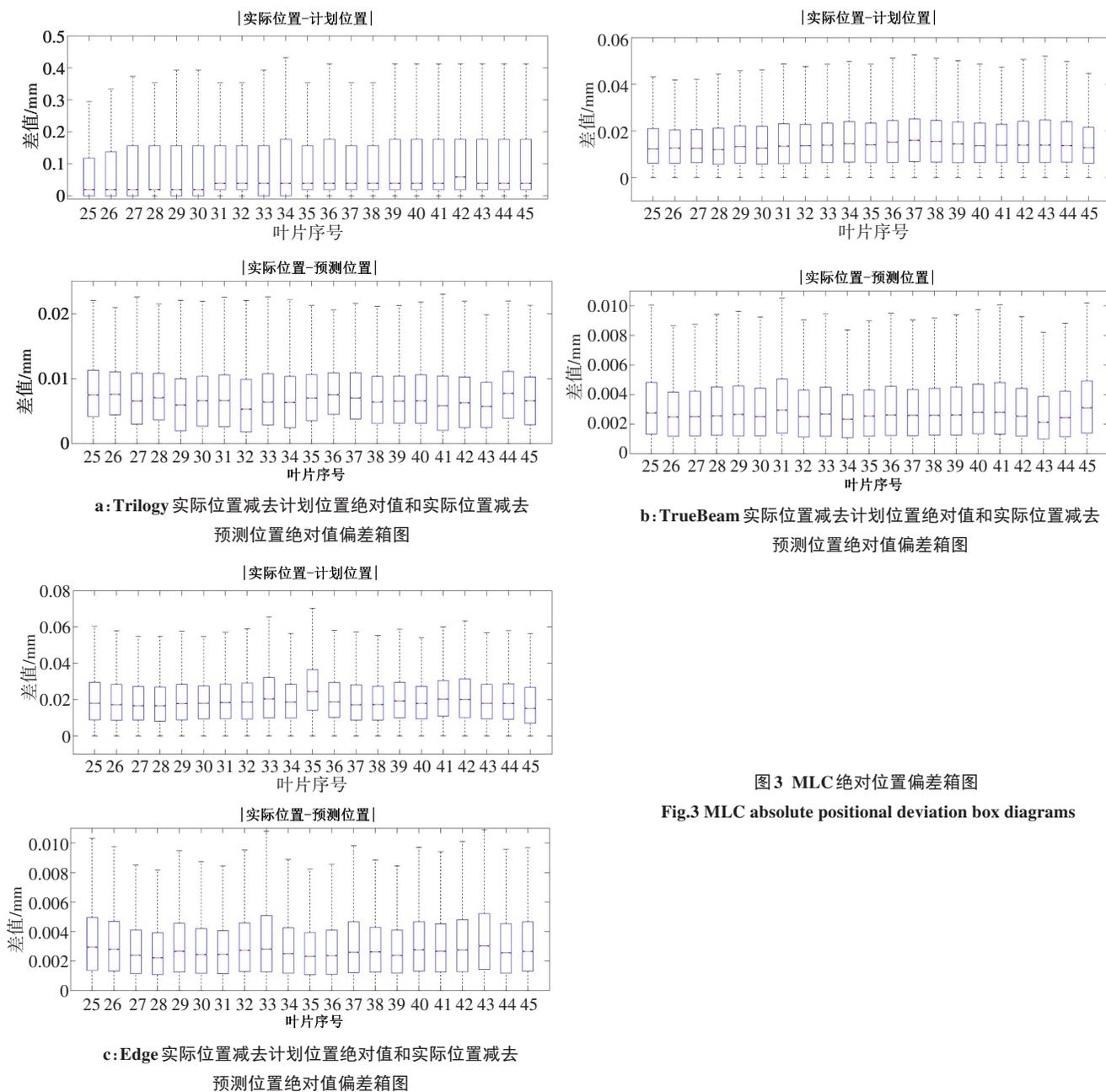


图3 MLC绝对位置偏差箱图

Fig.3 MLC absolute positional deviation box diagrams

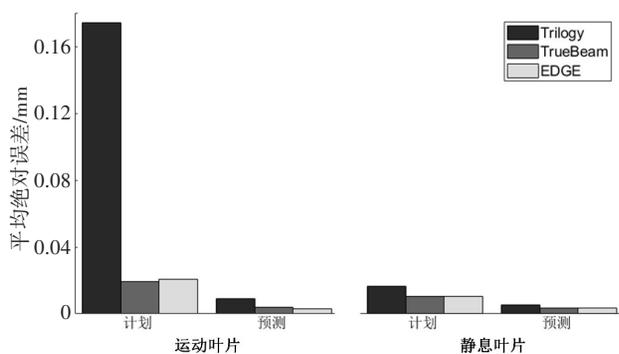


图4 运动和静止叶片计划与预测位置平均绝对误差
Fig.4 Average absolute deviation between planned and predicted positions of the moving and resting leaves

参数与叶片位置偏差相关,如叶片速度、间距、机架角度等。特征与位置偏差相关性有强有弱,其中叶

片速度相关性最强,相关系数达0.7以上,但仅考虑叶片速度的模型预测性能不如组合许多其它参数(如叶片间距、叶片状态等)模型,表明还存在跟速度无关的特征会导致计划与实际位置间差异,例如叶片静息状态,包含叶片静息状态模型可以区分运动和静息叶片,而运动与静息叶片位置偏差具有明显差异(图4)从而提高模型预测准确性。

Carlson等^[8]基于机器学习方法使用DICOM-RT计划文件和DynaLog日志文件预测MLC位置偏差,发现某些叶片运动参数对模型没有明显影响,例如叶片加速度和相邻叶片运动,包含这些参数会导致训练数据过拟合,降低验证集上模型均方根误差,妨碍模型的通用性,但在计划复杂度对 γ 验证通过率影响研究论文中,叶片加速度对MLC误差有影响^[9]。

综合考虑,本文没有量化叶片加速度数值对位置偏差的影响,但是以加速状态信息作为特征输入。

Olasolo-Alonso 等^[6]研究 Clinac 和 TrueBeam 系列设备 MLC 位置误差影响因素,发现动态日志记录叶片实际位置与计划位置存在一个采样间隔通信延迟,意味着对于给定的控制周期,日志记录实际值是当前叶片实际位置而计划值是下一控制周期计划位置。Clinac 设备延迟效应导致 MLC 平均误差 0.306 mm,消除延迟后平均误差 0.030 mm,延迟效应与叶片最大速度及平均速度相关^[6]。由于延迟效应,动态日志 MLC 位置误差统计信息中包含与叶片速度成正比系统误差分量,这也跟表 1 中 Trilogy 叶片速度与位置误差相关系数(0.894)要大于 TrueBeam 及 EDGE(分别是 0.708 和 0.735)现象相一致。由于延迟效应具有固定模式,神经网络可充当系统滤波器消除动态日志记录中延迟效应的影响,使得没有被延迟效应掩盖因素研究得以进行。动态日志记录间隔为 0.05 s,叶片最大速度为 25 mm/s,延迟误差最大可达 1.25 mm,而 MLC 0.3 mm 位置偏差能导致计划靶区 2% 剂量误差^[1]。本研究 Trilogy 运动叶片 MAE 为 0.175 mm,而 TrueBeam 和 Edge 运动叶片 MAE 小于 0.03 mm,Trilogy 运动叶片 MAE 显著大于其它两台设备,因此基于动态日志的 MLC 故障预测^[11-12],剂量验证通过率预测等研究需要通过技术手段消除通信延迟的影响。

MLC 位置误差对调强放疗剂量分布准确性产生不利影响^[13-14]。Rangel 等^[1]研究 MLC 位置误差对 dIMRT 靶区和危及器官剂量影响发现 2 mm 内随机误差对剂量分布影响可以忽略,但 0.3 mm 系统误差能导致靶区 2% 或危及器官 2 Gy 剂量变化。李成强等^[15]研究 MLC 位置误差对鼻咽癌调强放疗剂量的影响得到类似结论。Kim 等^[16]研究 MLC 位置误差对肺癌 SBRT VMAT 计划影响,发现叶片外扩或内收对肺、心脏及脊髓影响较大,0.5 mm 外扩能导致双肺 V_{12} 增加 33.1%。程燕铭等^[17]研究鼻咽癌 IMRT 和 VMAT 对 MLC 位置误差剂量学敏感度发现 MLC 偏移误差敏感度最小,分别为 -0.26%/mm 和 -0.65%/mm,其次是外扩误差 4.87%/mm 和 8.68%/mm,最大是内收误差 -6.04%/mm 和 -9.88%/mm,偏移、外扩和内收误差 VMAT 引起的剂量学敏感度均大于 IMRT^[17]。因此放疗计划实施前预测 MLC 位置误差可对剂量分布偏差大小进行估计,直接计划临床相关参数(如 DVH),方便临床决策是否调整计划。

Agnew 等^[18-19]和 Neal 等^[20]通过分析非晶硅平板影像设备(EPID)图像评估日志文件可靠性,发现日

志文件可检测加速器平均 MLC 误差为 0.03 mm,但是放疗实施 MLC 位置误差取决于跟患者相关的计划特征,广义的结果对特定放疗计划适用性有限。由于 MLC 位置差异对特定患者计划整个放疗实施期间是一致的,因此本研究预测方法适用于患者整个治疗过程中 MLC 质控,如回顾性分析计划实施鲁棒性,回顾性评估各病种计划鲁棒性,比较机器性能和模型预测能力。还可以通过日志文件和预测模型跟踪特定叶片的 MLC 错误以判断加速器是否需要维护,如某加速器 MLC 误差具有很大的随机性,而神经网络模型无法预测超出目标响应原始范围的 MLC 错误,因此预测模型性能变差表明 MLC 可能需要维护,而不是对预测模型进行修改。

叶片模型不能用于其它序号叶片位置预测,每个叶片需单独训练建立模型,表明当前 MLC 位置预测局限性。日志记录数据不包含计划系统版本、剂量计算模型、MLC 临床参数(如叶片漏射、DLG)等信息,不同机构这些参数可能并不相同会导致预测结果差异,因此将叶片模型用于其它机器 MLC 位置预测需根据该机器数据重新训练,收集不同机器日志文件建立更为通用模型是下一步工作目标。

4 结论

本研究基于加速器日志文件实现并验证人工神经网络模型,该模型以极高精度对瓦里安千禧 MLC 和高分辨率 MLC 动态调强计划进行叶片位置预测,为剂量验证、MLC 质控等应用提供必要的方法和工具。

【参考文献】

- [1] RANGEL A, DUNSCOMBE P. Tolerances on MLC leaf position accuracy for IMRT delivery with a dynamic MLC [J]. Med Phys, 2009, 36(7): 3304-3309.
- [2] OSMAN A F, MAALEJ N M, JAYESH K, et al. Prediction of the individual multi-leaf collimator positional deviations during dynamic IMRT delivery priori with artificial neural network [J]. Med Phys, 2020, 47(4): 1421-1430.
- [3] STELL A M, LI J G, ZEIDAN O A, et al. An extensive log-file analysis of step-and-shoot intensity modulated radiation therapy segment delivery errors [J]. Med Phys, 2004, 31(6): 1593-1602.
- [4] ROWSHANFARZAD P, MCGARRY C K, BARNES M P, et al. An EPID-based method for comprehensive verification of gantry, EPID and the MLC carriage positional accuracy in Varian linacs during arc treatments [J]. Radiat Oncol, 2014, 9(1): 249.
- [5] LOSASSO T. IMRT delivery performance with a Varian multileaf collimator [J]. Int J Radiat Oncol Biol Phys, 2008, 71(Suppl 1): S85-S88.
- [6] OLASOLO-ALONSO J, VÁZQUEZ-GALIÑANES A, PELLEJERO-PELLEJERO S, et al. Evaluation of MLC performance in VMAT and dynamic IMRT by log file analysis [J]. Phys Med, 2017, 33(1): 87-94.
- [7] KABAT C N, DEFOOR D L, MYERS P, et al. Evaluation of the Elekta Agility MLC performance using high-resolution log files [J]. Med Phys, 2019, 46(3): 1397-1407.
- [8] CARLSON J N, PARK J M, PARK S Y, et al. A machine learning

- approach to the accurate prediction of multi-leaf collimator positional errors[J]. *Phys Med Biol*, 2016, 61(6): 2514-2531.
- [9] PARK J M, WU H-G, KIM J H, et al. The effect of MLC speed and acceleration on the plan delivery accuracy of VMAT[J]. *Br J Radiol*, 2015, 88(1049): 20140698.
- [10] SHEN C, NGUYEN D, ZHOU Z, et al. An introduction to deep learning in medical physics: advantages, potential, and challenges[J]. *Phys Med Biol*, 2020, 65(5): 05TR01.
- [11] 邓永锦, 肖振华, 欧阳斌, 等. 基于R语言BP神经网络瓦里安NovalisTx直线加速器MLC系统故障预测模型研究[J]. *中华放射肿瘤学杂志*, 2018, 27(5): 495-499.
- DENG Y J, XIAO Z H, OUYANG B, et al. Research on multi-leaf collimator fault prediction model of Varian Novalis Tx medical linear accelerator based on BP Neural Network realized by R language[J]. *Chinese Journal of Radiation Oncology*, 2018, 27(5): 495-499.
- [12] WU B B, ZHANG P P, TSIRAKIS B, et al. Utilizing historical MLC performance data from trajectory logs and service reports to establish a proactive maintenance model for minimizing treatment disruptions[J]. *Med Phys*, 2019, 46(2): 475-483.
- [13] KATSUTA Y, KADOYA N, FUJITA Y, et al. Quantification of residual dose estimation error on log file-based patient dose calculation[J]. *Phys Med*, 2016, 32(5): 701-705.
- [14] MCGARRY C K, AGNEW C E, HUSSEIN M, et al. The use of log file analysis within VMAT audits [J]. *Br J Radiol*, 2016, 89(1062): 20150489.
- [15] 李成强, 陶城, 朱健, 等. 多叶准直器叶片位置误差对鼻咽癌调强放疗剂量的影响[J]. *中华放射医学与防护杂志*, 2015, 35(7): 544-547.
- LI C Q, TAO C, ZHU J, et al. Impact of Multileaf collimator position errors on simultaneous integrated boost intensity-modulated radiotherapy for nasopharyngeal carcinoma[J]. *Chinese Journal of Radiological Medicine and Protection*, 2015, 35(7): 544-547.
- [16] KIM J, PARK S Y, KIM H J, et al. The sensitivity of gamma-index method to the positioning errors of high-definition MLC in patient-specific VMAT QA for SBRT[J]. *Radiat Oncol*, 2014, 9(1): 167.
- [17] 程燕铭, 胡彩容, 阴晓娟, 等. 鼻咽癌IMRT和VMAT计划对机器跳数和MLC误差剂量学敏感度对比研究[J]. *中华放射肿瘤学杂志*, 2017, 26(10): 1199-1203.
- CHENG Y M, HU C R, YIN X J, et al. Dosimetric sensitivity with MU and MLC errors in IMRT versus VMAT plan for nasopharyngeal carcinoma[J]. *Chinese Journal of Radiation Oncology*, 2017, 26(10): 1199-1203.
- [18] AGNEW A, AGNEW C, GRATTAN M, et al. Monitoring daily MLC positional errors using trajectory log files and EPID measurements for IMRT and VMAT deliveries[J]. *Phys Med Biol*, 2014, 59(9): N49.
- [19] AGNEW C E, IRVINE D M, MCGARRY C K. Correlation of phantom-based and log file patient-specific QA with complexity scores for VMAT [J]. *J Appl Clin Med Phys*, 2014, 15(6): 204-216.
- [20] NEAL B, AHMED M, KATHURIA K, et al. A clinically observed discrepancy between image-based and log-based MLC positions[J]. *Med Phys*, 2016, 43(6 Part 1): 2933-2935.

(编辑:陈丽霞)