

基于光学体表监控和X射线透视影像的膈肌运动自动跟踪

谭翔,戴振晖,何强,张白霖,朱琳,蔡春雅,杨耕,简婉薇,王学涛
广州中医药大学第二附属医院放射治疗区,广东 广州 510006

【摘要】目的:基于直线加速器的光学体表监控系统 and X射线透视影像利用人工智能构建膈肌顶点运动的自动跟踪模型。**方法:**同步采集7例肝肿瘤患者胸腹部的光学体表运动信息和千伏级X射线透视影像,选取其中3例患者数据利用主成分分析与偏最小二乘回归结合的方法计算不同体表感兴趣区域与膈肌运动的相关系数,选择相关系数最大的体表感兴趣区域作为光学体表监控区。首先,使用全卷积网络模型自动识别透视图像中膈肌顶点的位置;再利用随机森林方法建立体表与膈肌顶点运动的关联模型,基于体表运动信息实时预测膈肌顶点运动轨迹;最后,把自动跟踪的膈肌顶点位置与放疗医生手动勾画位置进行对比,以评估模型精度。**结果:**3例患者的体表感兴趣区域与膈肌运动的平均相关系数在前后(AP)方向最高达到 (0.73 ± 0.01) mm,上下(SI)方向最高达到 (0.88 ± 0.01) mm。自动跟踪模型预测结果与手动勾画位置的平均绝对误差和均方根误差SI方向分别为 (3.09 ± 0.79) mm和 (3.89 ± 0.89) mm,AP方向分别为 (1.42 ± 0.43) mm和 (1.78 ± 0.46) mm。**结论:**体表呼吸运动与体内膈肌运动是相关的,在放疗过程中基于光学体表运动信息可以实时跟踪体内膈肌顶点运动,该技术可用于胸腹部肿瘤放疗期间膈肌附近肿瘤的实时及无创运动管理。

【关键词】膈肌跟踪;人工智能;光学体表监控系统;透视影像

【中图分类号】R815.2

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2022)12-1453-07

Automated diaphragm motion tracking using optical surface monitoring system and X-ray fluoroscopic image

TAN Xiang, DAI Zhenhui, HE Qiang, ZHANG Bailin, ZHU Lin, CAI Chunyu, YANG Geng, JIAN Wanwei, WANG Xuetao
Department of Radiation Therapy, the Second Affiliated Hospital of Guangzhou University of Chinese Medicine, Guangzhou 510006, China

Abstract: Objective To establish an automated diaphragm apex motion tracking model with artificial intelligence based on the optical surface monitoring system of linear accelerator and X-ray fluoroscopic image. **Methods** The optical surface motion information and kV X-ray fluoroscopic images of the thoracic and abdominal regions in 7 patients with liver tumors were acquired synchronously. The principal component analysis combined with partial least squares regression was used to calculate the correlation coefficients between several body surface regions of interest and diaphragm motion in 3 patients from 7 patients, and the body surface region of interest with the largest correlation coefficient was selected as the optical surface monitoring area. After automatically identifying the position of the diaphragm apex in the fluoroscopic images using fully convolutional neural network model, the correlation model between the body surface and the diaphragm apex motion was established with random forest method to predict the trajectory of the diaphragm apex in real time based on the body surface motion information. The accuracy of the established model was assessed by comparing the automatically tracked diaphragm apex position with the position manually drawn by the radiation oncologist. **Results** The mean correlation coefficient between body surface regions of interest and diaphragm motion in the 3 patients reached a maximum of (0.73 ± 0.01) mm in the anterior-posterior direction, and a maximum of (0.88 ± 0.01) mm in the superior-inferior direction. The mean absolute error and root mean square error between the predicted results of the automated tracking model and the manually delineated position were (3.09 ± 0.79) mm and (3.89 ± 0.89) mm in superior-inferior direction, (1.42 ± 0.43) mm and (1.78 ± 0.46) mm in anterior-posterior direction. **Conclusion** The body surface respiratory motion is associated with the internal diaphragm motion. The diaphragm apex motion can be tracked in real time using the optical surface motion

【收稿日期】2022-07-08

【基金项目】广州市科技计划项目(202102010264);广东省中医院中医药科学技术研究专项(ZY2022YL07)

【作者简介】谭翔,技师,主要从事肿瘤放射治疗工作,E-mail: 1009476063@qq.com

【通信作者】王学涛,主任技师,主要从事肿瘤放射物理工作,E-mail: wangxuetao0625@126.com

information during radiotherapy, and the technique can be used for real time and non-invasive motion management of tumor near the diaphragm during radiotherapy of thoracic and abdominal tumors.

Keywords: diaphragm tracking; artificial intelligence; optical surface monitoring system; fluoroscopic image

前言

在胸腹部肿瘤放疗过程中由于呼吸运动的存在,导致靶区和危及器官所受到的实际剂量与计划剂量差异较大,这极大影响了放疗的疗效^[1-3]。有研究报道,由于呼吸运动引起的目标肿瘤运动幅度高达30 mm^[4]。对肿瘤实际位置进行实时的预测跟踪是解决由呼吸引起肿瘤运动问题的最有效办法,实时肿瘤跟踪主要通过植入射波刀(Cyberknife)的金属基准点或Calypso的射频基准点实现^[5-6]。Cyberknife是基于内外标记点之间的运动模型对肿瘤进行跟踪,该类方法需要频繁获取X线影像对模型进行更新^[7],因此会增加患者的辐射剂量。虽然植入的基准标记可以提供肿瘤的准确位置,但该方法是有创的,会增加出血的风险。基于图像的无标记追踪是肿瘤运动跟踪的有潜力的方法,然而透视图像对比度差,很难识别肿瘤靶区^[8]。由于膈肌与邻近组织对比明显,比肿瘤更容易识别^[9]。Zhang等^[10]利用线性模型评估了基于膈肌的肿瘤位置预测,该模型补偿了肿瘤和膈肌运动之间的偏移。Cervino等^[11]对10例肺癌患者透视图像中膈肌运动与上下肺肿瘤运动之间的相关性进行研究,结果表明对于大多数患者,膈肌是肿瘤运动预测的良好替代。Yang等^[12]分析肝肿瘤和膈肌的运动轨迹,发现当肿瘤与膈肌之间的距离较小时,两者在上下(Superior-Inferior, SI)方向与前后(Anterior-Posterior, AP)方向上的运动具有较高的一致性,这表明膈肌可以作为肝脏肿瘤运动的内部替代物,而无需植入基准标记。还有相关研究已经提出使用kV级X射线图像实现膈肌跟踪的方法,该方法可用于临床治疗中膈肌附近肝肿瘤或肺肿瘤的运动管理^[13-14]。

目前,已有研究证明将病人体表的呼吸信号与内部器官运动关联的可行性,随着实时光学表面成像技术的发展,更是促进了基于表面运动跟踪和内外关联模型的呼吸运动跟踪方法的发展^[15-19]。Bertholet等^[20]通过结合外部一维光学标记和kV级X射线成像,开发了一种自动肿瘤运动监测方法,该相关模型可以从外部光信号在线跟踪植入基准点的内部肿瘤,但 this 方法是侵入性的,会增加出血的风险。Vedam等^[21]利用5例肺肿瘤患者的数据构建一个线性模型,根据一维呼吸信号预测膈肌运动,但是

一维呼吸信号可能无法充分反映三维的肿瘤运动。McClelland等^[17]提出一种用于分次内运动跟踪的关联模型,该模型通过变形配准获取内部运动,并将其与基于三维表面成像获取的呼吸替代信号进行关联,但模型中使用的是一维的体表信号,不能全面表达三维体表运动信息。Fayad等^[22]基于4D-CT评估患者外表面和内部解剖标记之间的相关性,发现不同体表区域与内部标记的关联是可变的。因此,在构建内外关联模型之前需要筛选最佳体表感兴趣区域(Region of Interest, ROI),以便更精确地利用体表信息预测体内目标的运动。

在这项研究中,以膈肌作为肿瘤解剖替代物,构建体表信号与体内膈肌运动的关联模型。首先利用主成分分析与偏最小二乘回归(Partial Least Squares Regression, PLSR)结合的方法计算不同体表ROI与膈肌运动的关联系数,选择关联系数最大的体表ROI作为光学体表监控区。使用治疗前的kV透视图像和光学体表信息建立的内外关联模型实时预测膈肌位置,但是建立关联模型需要从数百张透视图像中准确提取膈肌顶点,这是一项非常繁重的工作。为了解决这个问题,开发一个自动膈肌识别模型,通过迁移学习策略将判别相关滤波器与全卷积网络相结合,以自动识别X线透视图像中的膈肌顶点。然后采用随机森林方法建立体表运动参数与体内膈肌顶点运动之间的关联模型。放疗过程中,在不进行X射线透视的情况下,利用光学体表信息实时预测膈肌的运动轨迹。

1 资料与方法

1.1 数据采集

本研究使用7例肝脏肿瘤患者的数据,在每位患者放疗前采集一组同步跟踪数据,每组数据集包含了患者体表信息和胸腹部透视图像,把透视图像按采集时间与体表监控信息进行同步。本研究将膈肌顶点作为跟踪目标,请放疗医生在7例患者数据集中的所有透视图像中手动勾画右侧膈肌顶点,作为体内膈肌顶点跟踪的基准。

使用Varian Edge直线加速器机载成像系统(Varian Medical Systems, Palo Alto)获取胸腹部透视影像,其中透视参数设置为100 kV、80 mA,图像采集帧速率为15帧/s。每组数据集获取的影像时长约为

50 s,其中图像像素大小为1 024×768,每个像素的实际大小为0.388 mm×0.388 mm。Edge加速器的机架角度调整到0°,透视方向贯穿患者左右,在该机架角度下可以保证所获取的X线图像能够反映患者膈肌在SI和AP方向的运动信息。

体表数据的采集使用了AlignRT光学体表监测系统(Vision RT Ltd, London, UK),系统包含了3台三维立体摄像机单元,每个单元配备一个近红外线投射装置和两台高分辨率体表轮廓捕捉摄像机。在患者实施治疗之前,使用AlignRT拍摄并重建患者在本次摆位后的体表轮廓,在重建的体表轮廓上绘制一个监控ROI。AlignRT使用监控模式连续获取患者体表ROI的位置,并计算其与参考体表ROI之间的相对变化,输出的体表运动信息由8个参数组成,包括床升降方向(Vertical, Vrt)、床进出方向(Longitudinal, Lng)、床左右方向(Lateral, Lat)、平移(Translation)、床转角(Rotation, Rtn)、床俯仰角(Pitch)、床翻滚角(Roll)、振幅(Amplitude, Amp)。

1.2 监控ROI选择

在光学体表监测系统选取病人胸腹部表面监控区域时,病人体表面的平坦度和方向均影响表面mesh的配准精度,导致输出的体表运动参数的精度不稳定。临床上选择的监控区域应覆盖肿瘤区域以保证内外运动关联的可靠性,不同的光学体表感

兴趣监控区域与体内膈肌运动的关联是不同的,为了确定最佳的跟踪区域,本文选取7例患者中的3例患者,分别选择膈肌对应的3个体表感兴趣区域ROI:(1)随呼吸起伏较大的左右肋弓之间的区域:ROI-1;(2)随呼吸起伏较小的胸骨和左右肋骨区:ROI-2;(3)完整胸腹部区域:ROI-3。如图1所示,分别计算这3个体表ROI的运动参数和膈肌顶点运动之间的相关系数,进而评估建立内外运动相关模型的可行性。呼吸运动中病人体表的运动与体内膈肌运动关联关系较为复杂,并且在不同病人之间存在较大差异,难以用固定的函数关系描述呼吸运动中的内外关联模型。本研究采用主成分分析与PLSR结合的方法计算内外关联系数,机器学习中的经典方法主成分分析能从复杂的数据中提取其重要部分^[23],可以满足本研究从复杂的内外运动中提取相关系数的需求。PLSR是一种结合多元线性回归和主成分分析的线性回归模型^[24],使用PLSR计算体表运动参数和体内膈肌运动之间相关系数。首先使用主成分分析减少预测变量,然后使用筛选的变量进行回归拟合,同时考虑响应变量,选择第8个主成分拟合响应变量,最后使用PLSR模型输出相关系数。选择相关系数最高的体表ROI作为构建内外关联模型的体表监控区。

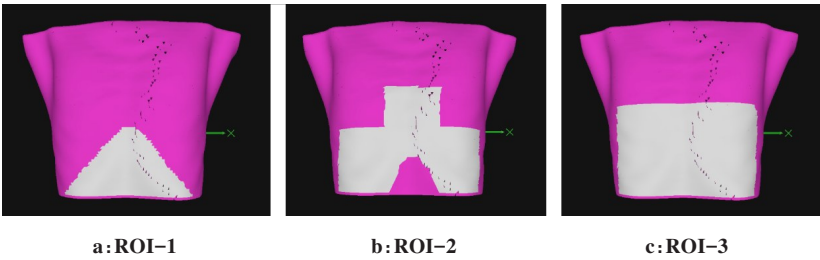


图1 光学体表监测系统中选取的3个感兴趣监测区域

Figure 1 Three monitoring regions of interest selected in the optical surface monitoring system

1.3 膈肌顶点自动识别

本研究提出一个深度学习框架自动识别X射线透视图像中的膈肌顶点,如图2所示。判别相关滤波器(Discriminative Correlation Filter, DCF)是一种高速且准确的追踪器,能够对自然图像中不同的目标进行有效的追踪。本研究把卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)和DCF结合,为了使CNN和DCF进行良好的匹配,把DCF改写成可微分的神经网络层,并与全卷积网络(Full Convolutional Network, FCN)进行连接,生成端到端的训练网络。自动识别模型的训练集为2017年视觉

识别挑战赛ImageNet Large-Scale Visual Recognition Challenge(ILSVRC 2017)的公共数据ImageNet(<http://image-net.org>),测试集为本单位7例肝肿瘤患者透视图像,每位患者扫描320~340张透视图像。网络输入图像大小为:125×125×3,使用数据扩增技术以提高模型泛化能力,扩增操作包括power-law变换和灰度反转,采用Adam优化器,基础学习率为0.001,在12 GB内存的NVIDIA RTX 2080Ti GPU进行模型训练,训练时间大约为25 h,在测试阶段,每个病人数据的处理时间约为5 s。本研究的方法是通过迁移学习,把从ImageNet大量图像中预先学习到的特征转

移到X射线透视图像中的膈肌顶点检测中。如果在第一帧图像中手动选取膈肌顶点,检测模型就可以在其余X射线透视图像上自动识别膈肌顶点。最后

把自动识别的膈肌顶点与放疗医生手动勾画位置进行对比,以评估该模型的准确性。

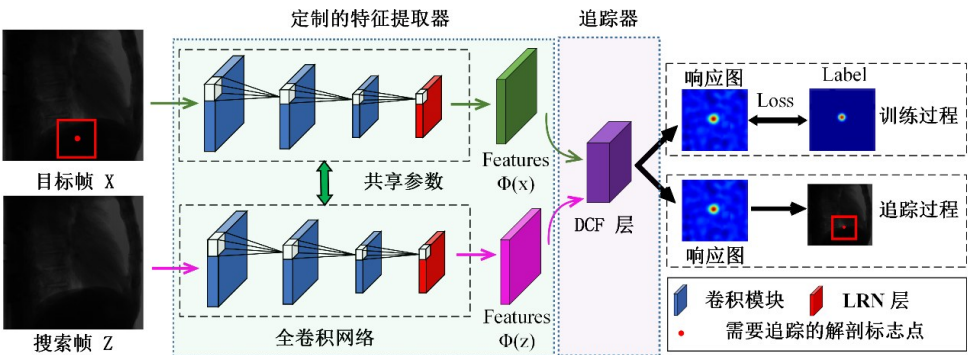


图 2 膈肌顶点自动识别流程图
Figure 2 Flowchart of the automated recognition of diaphragm apex

1.4 内外关联模型构建

随机森林算法是引导聚集算法 (Bootstrap Aggregating) 的一种具体实现,随机森林在当前所有算法中,具有极好的准确率,能够有效地在大数据集上运行,处理具有高维特征的输入样本,而且不需要降维,在生成过程中,能够获取到内部生成误差的一种无偏估计。随机森林由多个决策树组成,当对一个样本进行分类时,将样本输入到随机森林中,每棵决策树将会对该样本进行分类,最后统计每棵决策树的分类结果得出最终的分类结果^[25]。在本实验中,基于本文 1.3 部分膈肌顶点自动识别方法获取的膈肌顶点坐标和体表监测参数利用随机森林算法构建内外关联模型,如图 3 所示。关联模型的训练集和测试集采用留出法 (Hold-out) 进行划分。按采集的

体表数据的时间对同步数据集进行排序,取同步数据集前 75% 的数据作为关联模型的训练集,剩余 25% 数据作为测试集。训练集中光学体表监控系统的 8 个体表参数作为关联模型的自变量,膈肌顶点的坐标位置作为关联模型的因变量,对建立的关联模型输入测试集中的 8 个体表参数,就可以预测体内膈肌顶点运动。分别利用自动识别和手动勾画的膈肌顶点和体表数据构建内外关联模型,并把两个模型预测的膈肌顶点坐标与手动勾画的膈肌顶部坐标进行对比,评估关联模型的预测精度。

1.5 准确性评估

针对预测和人工勾画的膈肌顶点位置之间的不确定性,根据预测结果和膈肌顶点的实际位置计算平均绝对误差 (Mean Absolute Error, MAE) 和均方根

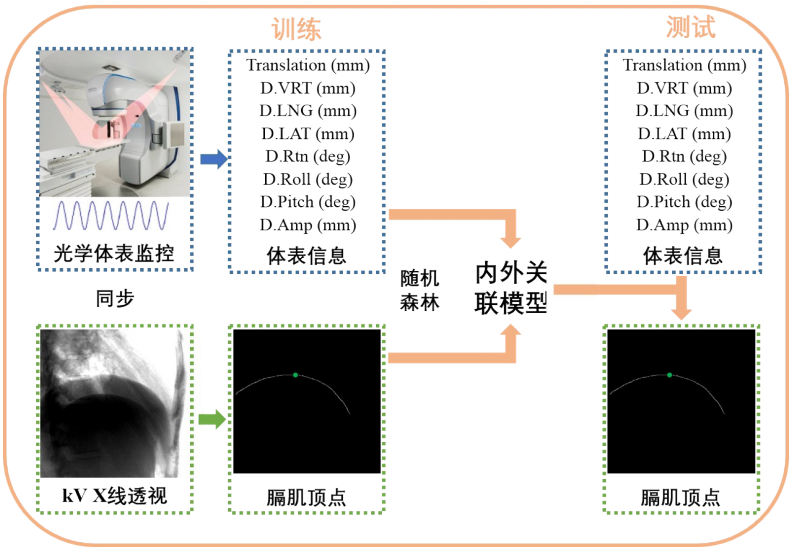


图 3 关联模型构建流程图
Figure 3 Flowchart of the construction of the correlation model

误差(Root Mean Square Error, RMSE), 这些指标的公式如下所示:

$$MAE=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n|p_i-t_i|$$

(1)

$$RMSE=\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n(p_i-t_i)^2}{n}}$$

(2)

其中, p 为预测值, t 为真实值, n 为值的总数,越小的RMSE和MAE则意味着更高的预测准确度。

由于体外体表运动信号和内部膈肌运动信号是同步记录的,因此可以在同一时间尺度上分析这两种信号。

2 结果

2.1 ROI选择结果评价

利用PLSR分别计算3个光学体表监控ROI与膈肌顶点运动的相关系数,选取其中3例病人的平均相关系数和标准差在AP和SI方向数值如表1所示。结果表明,体外光学表面运动信息与内部膈肌顶点SI方向运动高度相关,与AP方向的运动相关性较小;ROI-2与膈肌顶点的运动相关系数最小,表明胸骨和肋骨受呼吸运动影响很小,其对应的体表区域与内部膈肌运动关联最弱;ROI-1与内部膈肌顶点的运动相关系数最大,表明胸骨以下左右肋间的腹部区域随呼吸运动起伏较大,与内部膈肌运动关联最强,因此,在构建内外关联模型时可以选择ROI-1作为最佳体表监控区。

表1 不同ROI与膈肌顶点运动的相关系数

Table 1 Correlation coefficient between different regions of interest and diaphragm apex motion

方向	病人ID	ROI-1	ROI-2	ROI-3
AP	1	0.75	0.61	0.68
	2	0.73	0.56	0.66
	3	0.72	0.59	0.62
	Mean±SD	0.73±0.01	0.59±0.02	0.65±0.02
SI	1	0.89	0.75	0.82
	2	0.86	0.70	0.84
	3	0.88	0.72	0.78
	Mean±SD	0.88±0.01	0.72±0.02	0.81±0.02

2.2 内外关联模型跟踪精度评价

全卷积网络模型在透视图像中自动识别膈肌顶点位置与手动勾画位置基本一致。7例患者的透视图像内膈肌顶点自动识别结果与基准位置的平均的

MAE和RMSE在AP方向分别为(0.69±0.21) mm和(0.97±0.40) mm,在SI方向分别为(1.02±0.28) mm和(1.28±0.37) mm。图4显示了患者7的膈肌顶点实际运动轨迹和内外关联模型预测的膈肌顶点运动轨迹。黑线表示随机森林内外关联模型的预测结果,红线表示膈肌顶点的实际运动轨迹,该患者预测误差在AP方向的MAE为1.37 mm,RMSE为1.73 mm,SI方向的MAE为3.50 mm,RMSE为4.14 mm。膈肌顶点在SI方向的运动具有一定的规律性,SI方向的预测运动轨迹与实际轨迹吻合度高于AP方向预测运动轨迹与实际轨迹吻合度,大偏差主要出现在AP方向运动轨迹的波峰和波谷附近。

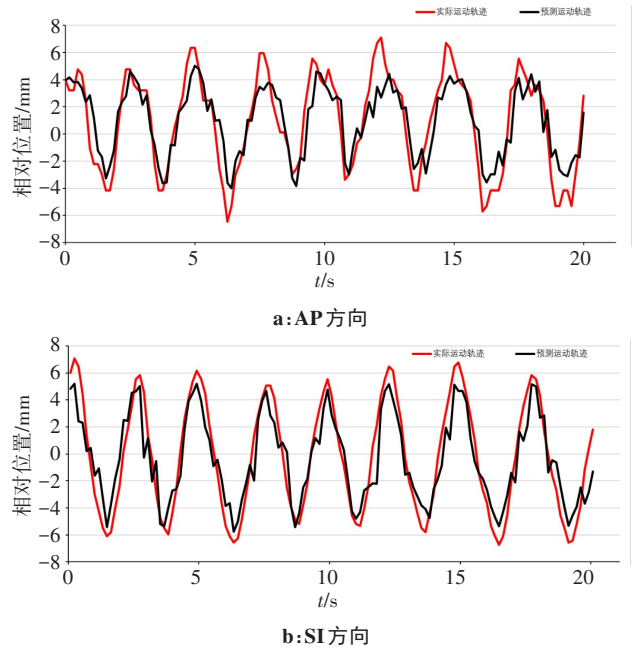


图4 实际运动轨迹和预测膈肌顶点运动轨迹对比

Figure 4 Comparison between actual and predicted diaphragm apex trajectories

表2和表3分别总结了预测模型在AP和SI方向上的预测误差。基于FCN自动识别顶点构建的内外关联模型预测结果在AP方向的平均MAE和RMSE分别为(1.42±0.43) mm和(1.78±0.46) mm,SI方向的平均MAE和RMSE分别为(3.09±0.79) mm和(3.89±0.89) mm。基于手动勾画内部膈肌顶点的相关模型的预测精度与基于FCN自动识别顶点构建的相关模型的预测精度相当,自动识别方法可以为内外关联模型提供准确的内部坐标。

3 讨论

本研究基于光学体表监控系统 and X射线透视影像同步数据构建了膈肌运动自动跟踪模型,为了在

表 2 AP 方向的预测误差(mm)
Table 2 Prediction errors in anterior-posterior direction (mm)

患者编号	基于自动识别顶点的预测模型		基于手动勾画顶点的预测模型	
	MAE	RMSE	MAE	RMSE
1	1.27	1.67	1.09	1.44
2	0.87	1.15	0.75	1.03
3	2.37	2.79	2.26	2.78
4	1.35	1.68	1.18	1.49
5	1.22	1.60	1.02	1.33
6	1.45	1.78	1.50	1.87
7	1.42	1.80	1.35	1.70
Mean±SD	1.42±0.43	1.78±0.46	1.31±0.45	1.66±0.52

表 3 SI 方向的预测误差(mm)
Table 3 Prediction errors in superior-inferior direction (mm)

患者编号	基于自动识别顶点的预测模型		基于手动勾画顶点的预测模型	
	MAE	RMSE	MAE	RMSE
1	2.15	2.78	1.77	2.23
2	1.74	2.36	1.65	2.20
3	4.03	4.89	4.04	4.94
4	3.87	4.54	3.65	4.36
5	3.21	4.36	3.22	4.55
6	3.42	4.46	3.39	4.46
7	3.23	3.84	3.30	3.52
Mean±SD	3.09±0.79	3.89±0.89	3.00±0.86	3.75±1.05

透视影像上自动获取体内膈肌顶点的运动信息,利用海量自然图像训练全卷积网络自动识别感兴趣点,通过迁移学习在透视图像上实时检测膈肌顶点。当在透视图像中选择的 ROI 与膈肌边缘相似度高时(比如心脏边缘),模型跟踪精度略有下降。这个问题可以通过划定感兴趣的区域提前限制可能的膈肌顶点范围来解决。光学体表监控系统输出的 8 个体表运动参数是相关的,本文采用主成分分析结合 PLSR 来计算体表和体内膈肌顶点的相关系数,可以有效降维并消除自变量间可能存在的复共线关系。内外相关系数结果表明体表运动信息和体内膈肌运动存在相关性,而且膈肌在 SI 方向的运动比 AP 方向的运动与体表有更大的关联。在选择光学体表监控区域时通过对比 3 个不同的 ROI 与体内膈肌顶点的相关系数,发现左右肋弓之间剑突下方对应的体表区与体内膈肌顶点的相关系数最大,因此将该区域作为构建内外关联模型的最佳光学体表监控区。在临床工作中选择的 ROI 应该能被光学体表监测系统跟踪,与内部跟踪目标的运动具有较强的相关性,并

且随着呼吸有较大幅度的运动。基于光学体表信息利用内外关联模型预测的体内膈肌顶点位置与手动勾画的膈肌顶点位置是一致的,但是,相关模型的准确性也可能会受到训练数据中呼吸类型变化的影响,在呼吸波形的波峰或波谷处膈肌与体表的关联较不稳定,表明不同周期的不规则呼吸会导致预测误差,而规律的呼吸会产生较高的预测精度。另外,虽然训练数据集越大,预测结果越稳健,但透视时间的延长会导致患者的暴露剂量增加。

本研究开发的内外关联模型与之前的研究^[26-28]相比,使用了更全面的三维体表运动信息预测横膈膜的运动,比常规的呼吸门控技术获取体表一维呼吸信号,能更准确地反映患者治疗过程中的体表运动,并且在监测过程中不需要成像更新模型。实时获取完整患者外表面的运动可以减少预测变异性和相关误差,这可以通过在运动同步和建模期间选择与膈肌最相关的 ROI 实现。本研究用随机森林方法构建内外关联模型,预测膈肌顶点运动的 RMSE 在 AP 方向为 1.78 mm,在 SI 方向为 3.89 mm,预测精度接近于 Bertholet 等^[20]利用有

创方式植入金点构建的内外关联模型(RMSE为2.31 mm)。本文方法建模所需的训练数据少,且建模速度快,训练和预测时间小于1 s,不仅减少了由临床数据采集过程给患者带来的额外照射剂量,又能满足在线自适应的效率要求。

结果表明,自动检测透视图像中的膈肌顶点位置可用于实时构建内外关联模型,基于人工勾画的膈肌顶点构建的内外关联模型的预测精度与基于FCN自动检测的关联模型的预测精度相当。然而,膈肌顶点的基线漂移或不同治疗分数的内部/外部运动之间相关性的变化可能会降低预测精度。如果训练集中出现非常规呼吸(如咳嗽、深呼吸等)将会导致关联模型的预测精度下降,可以考虑使用滤波的方式对训练集进行筛选,在治疗过程中,可以通过使用AlignRT系统的门控功能,设置检测体表的误差阈值,在病人出现非常规呼吸时暂停出束,避免由此带来的较大误差。为了获得更高的预测精度,需要在每次治疗前更新内外部关联模型。通过将体表预测位置与治疗前基于透视图像的自动检测位置进行比较,证明关联模型的预测精度。本文的研究重点在于以膈肌作为肿瘤替代物实现放疗过程中无创的内部运动跟踪,研究了体内膈肌与体表的关联,并未直接跟踪肿瘤运动,下一步需要基于肿瘤内植入金标的影像数据测试本算法性能。

4 结 论

体表呼吸运动与体内膈肌运动是关联的,本文构建的内外关联模型基于光学体表运动信息可以实时跟踪体内膈肌顶点运动,该技术可用于胸腹部肿瘤放疗期间膈肌附近肿瘤的实时无创运动管理。

【参考文献】

- [1] Gierga DP, Chen GT, Kung JH, et al. Quantification of respiration-induced abdominal tumor motion and its impact on IMRT dose distributions[J]. *Int J Radiat Oncol Biol Phys*, 2004, 58(5): 1584-1595.
- [2] Seco J, Sharp GC, Wu Z, et al. Dosimetric impact of motion in free-breathing and gated lung radiotherapy: a 4D Monte Carlo study of intrafraction and interfraction effects[J]. *Med Phys*, 2008, 35(1): 356-366.
- [3] Zhao B, Yang Y, Li T, et al. Dosimetric effect of intrafraction tumor motion in phase gated lung stereotactic body radiotherapy[J]. *Med Phys*, 2012, 39(11): 6629-6637.
- [4] Keall PJ, Mageras GS, Balter JM, et al. The management of respiratory motion in radiation oncology report of AAPM Task Group 76[J]. *Med Phys*, 2006, 33(10): 3874-3900.
- [5] Torshabi AE, Pella A, Riboldi M, et al. Targeting accuracy in real-time tumor tracking via external surrogates: a comparative study[J]. *Technol Cancer Res Treat*, 2010, 9(6): 551-561.
- [6] Dai Z, Zhang H, Xie Y, et al. Validation of geometric and dosimetric accuracy of edge accelerator gating with electromagnetic tracking: a phantom study[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 127693-127702.
- [7] Fawaz M, Phan R, Rzeszutek R, et al. Adaptive 2D to 3D image

- conversion using a hybrid graph cuts and random walks approach[C]//2012 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). 2012: 1441-1444.
- [8] Nguyen K, Haytmyradov M, Mostafavi H, et al. Evaluation of radiomics to predict the accuracy of markerless motion tracking of lung tumors: a preliminary study[J]. *Front Oncol*, 2018, 8: 292.
- [9] Wei J, Chao M. A constrained linear regression optimization algorithm for diaphragm motion tracking with cone beam CT projections[J]. *Phys Medica*, 2018, 46: 7-15.
- [10] Zhang Q, Pevsner A, Hertanto A, et al. A patient-specific respiratory model of anatomical motion for radiation treatment planning[J]. *Med Phys*, 2007, 34(12): 4772-4781.
- [11] Cerviño LI, Chao AK, Sandhu A, et al. The diaphragm as an anatomic surrogate for lung tumor motion[J]. *Phys Med Biol*, 2009, 54(11): 3529.
- [12] Yang J, Cai J, Wang H, et al. Is diaphragm motion a good surrogate for liver tumor motion?[J]. *Int J Radiat Oncol Biol Phys*, 2014, 90(4): 952-958.
- [13] Hindley N, Keall P, Booth J, et al. Real-time direct diaphragm tracking using kV imaging on a standard linear accelerator[J]. *Med Phys*, 2019, 46(10): 4481-4489.
- [14] Hirai R, Sakata Y, Tanizawa A, et al. Regression model-based real-time markerless tumor tracking with fluoroscopic images for hepatocellular carcinoma[J]. *Phys Medica*, 2020, 70: 196-205.
- [15] Seregni M, Cerveri P, Riboldi M, et al. Robustness of external/internal correlation models for real-time tumor tracking to breathing motion variations[J]. *Phys Med Biol*, 2012, 57(21): 7053.
- [16] Martin J, McClelland J, Yip C, et al. Building motion models of lung tumours from cone-beam CT for radiotherapy applications[J]. *Phys Med Biol*, 2013, 58(6): 1809.
- [17] McClelland JR, Hughes S, Modat M, et al. Inter-fraction variations in respiratory motion models[J]. *Phys Med Biol*, 2010, 56(1): 251.
- [18] Fassi A, Schaerer J, Fernandes M, et al. Tumor tracking method based on a deformable 4D CT breathing motion model driven by an external surface surrogate[J]. *Int J Radiat Oncol Biol Phys*, 2014, 88(1): 182-188.
- [19] Fayad H, Pan T, Pradier O, et al. Patient specific respiratory motion modeling using a 3D patient's external surface[J]. *Med Phys*, 2012, 39 (6 Part 1): 3386-3395.
- [20] Bertholet J, Toftegaard J, Hansen R, et al. Automatic online and real-time tumour motion monitoring during stereotactic liver treatments on a conventional linac by combined optical and sparse monoscopic imaging with kilovoltage X-rays (COSMIK)[J]. *Phys Med Biol*, 2018, 63(5): 055012.
- [21] Vedam SS, Kini VR, Keall PJ, et al. Quantifying the predictability of diaphragm motion during respiration with a noninvasive external marker[J]. *Med Phys*, 2003, 30(4): 505-513.
- [22] Fayad H, Pan T, François Clement J, et al. Correlation of respiratory motion between external patient surface and internal anatomical landmarks[J]. *Med Phys*, 2011, 38 (6 Part 1): 3157-3164.
- [23] Abdi H, Williams LJ. Principal component analysis[J]. *Wires Comp Stat*, 2010, 2(4): 433-459.
- [24] Karami E, Gaede S, Lee TY, et al. Diaphragm motion characterization using chest motion data for biomechanics-based lung tumor tracking during EBRT[C]//Medical Imaging 2016: Image-Guided Procedures, Robotic Interventions, and Modeling. International Society for Optics and Photonics, 2016, 9786: 97860Z.
- [25] Svetnik V, Liaw A, Tong C, et al. Random forest: a classification and regression tool for compound classification and QSAR modeling[J]. *J Chem Inf Comp Sci*, 2003, 43(6): 1947-1958.
- [26] Baroni G, Riboldi M, Spadea MF, et al. Integration of enhanced optical tracking techniques and imaging in IGRT[J]. *J Radiat Res*, 2007, 48 (Suppl_A): A61-A74.
- [27] Nankali S, Torshabi AE, Miandoab PS, et al. Optimum location of external markers using feature selection algorithms for real-time tumor tracking in external-beam radiotherapy: a virtual phantom study[J]. *J Chem Inf Comp Sci*, 2016, 17(1): 221-233.
- [28] Gierga DP, Brewer J, Sharp GC, et al. The correlation between internal and external markers for abdominal tumors: implications for respiratory gating[J]. *Int J Radiat Oncol Biol Phys*, 2005, 61(5): 1551-1558.

(编辑:陈丽霞)