

# 基于 C 臂的三维追踪和定位方法综述

韩念龙<sup>1,2</sup> 谢耀钦<sup>1</sup> 安 谋<sup>1</sup> 方康玲<sup>2</sup>

<sup>1</sup> (中国科学院深圳先进技术研究院生物医学与健康工程研究所 深圳 518055)

<sup>2</sup> (武汉科技大学信息科学与工程学院 武汉 430081)

**摘 要** 基于 C 臂的三维追踪和定位方法的研究主要通过预测算法来实现。文章主要介绍了现行一些主流的由于呼吸运动引起目标位置不规则变化的预测算法。并对整个预测算法做了归纳和总结,此外,还讨论了它的发展趋势。

**关键词** 追踪定位;呼吸运动;预测算法;误差分析

## A Review of 3-D Tracking and Positioning Methods Based on C-arm

HAN Nian-long<sup>1,2</sup> XIE Yao-qin<sup>1</sup> AN Mou<sup>1</sup> FANG Kang-ling<sup>2</sup>

<sup>1</sup> (Institute of Biomedical and Health Engineering, Shenzhen Institutes of Advanced Technology,

Chinese Academy of Sciences, Shenzhen 518055, China)

<sup>2</sup> (College of Information Science and Engineering, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081, China)

**Abstract** The research on 3-D tracking and positioning based on C-arm is mainly completed by the prediction algorithm. This paper mainly introduces some popular prediction algorithms caused by respiration motion which can change the targets position irregularly. Meanwhile, this paper has made a summary and induction about the prediction algorithms. And we discuss the development trends as well.

**Keywords** tracking and positioning; respiration motion; prediction algorithm; error analysis

## 1 引 言

在放射治疗中,器官运动的特征将影响到放射治疗计划方案的确定,因此对其进行描述是十分重要的。肿瘤(尤其是在肺和胃区域内)以及肾结石的运动与呼吸运动有着密切的联系。因此,如果有呼吸运动的规律特征作为一个指标,就可以很方便地确定肺部和胃部的治疗方案,特别是针对个人的治疗提出特定的治疗方案。

近十几年来,国内外有关由呼吸运动引起目标位置改变的预测算法研究已日趋成熟。

## 2 基于 C 臂的三维追踪定位方法的研究进展

对于目标靶区的追踪和定位主要依赖于 CT 图像,但由于其存在系统延迟<sup>[1]</sup>(比如图像采集时间、数据传输时间、机器处理时间等延迟),以及长时间 X 射线照射会给患者带来极大的不必要伤害,所以在临床应用中应尽量减少 X 射线的照射,及尽量少采集 X 光图片。而由于所采集的图片来源减少,所以不能进行目标位置的实时追踪和定位,但此问题可通过预测算法来解决,且运用预测算法还可弥补系统延迟带

**作者简介:** 韩念龙,硕士研究生,研究方向为数字图像处理, E-mail: han.nl@siat.ac.cn; 谢耀钦,研究员,研究方向为医学图像的处理和分析,肿瘤放射物理学; 安谋,研究助理,研究方向为医学图像重建; 方康玲,教授,研究方向为数字图像处理、模糊控制、无线传感器网络。

来的误差。目标的运动主要是由呼吸运动引起的,而呼吸运动主要对胸腹部器官肿瘤以及肾结石的追踪和定位两方面影响比较大。国内外有关呼吸运动引起目标位置改变的预测方法的研究已有很长时间,所获成果亦颇多。

## 2.1 索引预测方法

呼吸运动的周期性在呼吸轨迹分析中已被作为一个主要的假设,由于它具有较好的再现性,故可以比较简单地根据基本的呼吸运动模式来制定特定的治疗方案。其中,谐波分析已经被广泛地应用到呼吸模式特征的分析。而傅立叶波谱的峰值经常被用来确定周期运动中占主导地位的瞬时轨迹。但是,由于该方法并没有一个较好的基本周期模式,所以尚不能用来确定结果的好坏。

Ruan 等人于 2006 年提出了一种索引方法<sup>[2]</sup>,量化了因呼吸运动而导致的信号不规律性。该方法通过找到最合适采样信号的周期带限信号,然后计算其根均方残差值。而这个带限信号对于放射治疗是非常有用的。最后从他们的仿真结果也可以看出,所提出的这种索引方法能够适应很多种治疗方法。与改进的余弦函数方法(之前有关呼吸的模型方法)相比,此方法更具代表性、更灵活,同时也具有较好的计算效率。但是该研究尚需寻找更好的指标作为判断依据,另,该方法对于瞬时呼吸病理模型的效果亦不是很好。

## 2.2 局部回归预测方法

Murphy 研究了自适应线性滤波方法对肿瘤运动的预测精度<sup>[3]</sup>的影响,其研究指出滤波器的更新频率对预测精度有很大影响。Sharp<sup>[4]</sup>以一个未包含预测的系统作为参照,并选用均方根误差作为衡量标准,评价了不同的预测模型(线性预测、神经网络预测以及卡尔曼滤波)对腹部肿瘤运动的预测效果,发现预测算法在不同的预测时间和成像频率时的均方根误差比不预测的小。

但以上两种传统预测算法均存在缺点。其中,线性预测不易选择最优历史状态数,且只适用于延时很小的系统。线性预测和卡尔曼滤波均为线性模型,当所被估计过程和变量为非线性时,其预测效果受影响。基于以上不足,Ruan 等人于 2007 提出局部加权回归算法<sup>[5]</sup>,相比传统预测算法来说,该算法预测时的均方根误差最小,同时,它还可以有效地减少预测算法的错误率和延迟时间长度,能够比较好地适用于较长时间的预测。Ruan 等人所提出的方法除了可以应用在频率和位移会发生较大漂移的情况之外,还可

以应用在很多的案例中。比如,在那些变化十分剧烈的均值漂移的特例中,属于不同呼吸阶段的样本可能会被聚合到一起。这时,在权值中合并均值漂移是一个较为直接的补偿方法。但考虑到其平均位置漂移的影响,所以还需通过更多的实验和分析来进一步地提高所得结果的精确度。

## 2.3 状态增大预测方法

对于图像引导放射治疗系统(IGRT),人们希望能通过减少成像数量来降低放射剂量,因此,需要外部替代物在不同图像之间推断肿瘤的位置。这个过程也依赖于外部信号和内部肿瘤运动之间的一致性关系。

Ruan 等人于 2007 年提出了一种新的方法<sup>[6]</sup>,这种方法能够通过外部的替代信号映射内部的肿瘤位置。一般地,使用一个状态增大技术可以获得系统的动态变化,但这会引起明显的系统延迟,因此需要通过依赖呼吸相位的模型来响应这个模式。由此,Ruan 引入了一个通用类,这个类模型里面采用的参数为线性,并且把线性和二次模型作为特殊模型来研究。这种方法通过外部替代信号的增强状态来推断内部肿瘤的位置变化,解决了由于引入高阶动态系统而产生的滞后模糊性,并且它避免了将内部和外部的轨迹分割到不同的相位。目前,状态增大的最优化已经通过相关实验进行了验证。另外,这种方法能够推广到自适应在线算法系统。作为一个初步研究,该方法验证了一个比较简单的对应映射的存在,以及在更高的准确度下进行估计的可能性。

值得注意的是,Ruan 在此研究里的数据并没有说明当用自适应估计模型的时候,其估计准确度是否存在明显的提高。但一般而言,对于运动变化做出模型的改进是必要的。此外,这种方法的算法复杂度较高,因此尚需进一步研究其相位偏移估计及其在外部和内部的策略。

## 2.4 平均位置预测方法

呼吸运动引起的目标位置漂移之所以比较难以追踪定位,主要是由于目标的位置都是瞬时变化、无规律可循造成的。而应用一个移动的平均滤波窗来追踪平均肿瘤位置是一个较为简单的方法,其中,此窗的大小和呼吸周期相一致。由于平均位置追踪方法不需要每个时刻的瞬时位置,只需通过追踪一般的轨迹趋势即可得到,所以可以实现基本的追踪和定位。但是,由于呼吸运动是在半个周期内完成测量的,所以需要很可靠的相位测量。而在实际工作中,由于噪声

的影响, 相位测量实现起来比较困难。Ruan 等人于 2007 年给出一种通过之前的时间和当前瞬时信号值形成的状态向量<sup>[7]</sup>, 这种状态向量不需要精确地计算瞬时相位。此方法是从当下和之前时刻的呼吸信号值中构造一个状态矢量, 同时加入一个椭圆模型来调整数据。而椭圆的离心率和方向在呼吸运动中可以俘获滞后。但是, 此方法在平均位置漂移率、检测不正常的陡变、适当调整步长等方面还需要更多的处理。

## 2.5 基于后验概率的预测方法

放疗过程中, 若采用图像引导、呼吸门控或实时追踪技术对受呼吸运动影响较大的胸腹部肿瘤目标进行治疗时, 需要对呼吸条件下目标的运动进行估计。而呼吸运动具有不确定性, 当利用传统的数学模型来描述其变化规律时, 无法有效的处理该问题。周寿军等人于 2009 年提出基于后验概率的呼吸信号预测方法<sup>[8]</sup>: 利用呼吸状态判别技术能有效控制跟踪过程, 解决呼吸的非线性逼近和基线漂移等问题。该模型能较好地预测呼吸运动, 平均误差较小, 相似度较高, 状态识别正确率较高。在应对信号变化和延时等方面, 后验概率较传统算法具有更满意的估计结果。

## 2.6 基于双目视觉的呼吸运动实时跟踪方法

朱超凡等人于 2011 年提出了基于双目视觉的呼吸运动实时跟踪方法<sup>[9]</sup>。该方法不仅可以使视觉测量标记物的最大运动范围与实际测量相差很小, 而且能进行实时计算, 同时还具有较高的运行精度。

该方法首先使用由双摄像机组成的计算机视觉系统, 实时匹配出标记物在左右两摄像机所采集图像中的具体坐标; 然后依据双目成像的基本原理, 计算出标记物在腹部表面的三维坐标值; 最后结合时间参数, 计算出该特征点三维坐标的变化情况, 以此来完成对呼吸运动的实时跟踪。而在目标跟踪过程中, 使用鲁棒性较强的 SIFT 算法作为目标图像匹配方法, 且在算法设计过程中采用动态选择匹配图像和局部搜索的策略。

该研究采用自动提取动态范围图像和标记物图像的特征进行匹配的方法, 实现了双目视觉的三维跟踪。但是, 该方法仅是对腹部表面单点进行运动跟踪, 在实际的临床应用中, 还需要研究胸腹部肿瘤靶区与标记物之间的对应关系。

## 2.7 其他方法

N.Riaz 等于 2008 年将支持向量回归算法应用于植入标记的运动预测<sup>[10]</sup>, 其预测效果优于自适应线性滤波。但是, 希望通过引入先验知识和生理知识来优

化肿瘤运动的预测, 并根据目标的不确定程度有选择性地获取图像实现非均匀成像, 减少对患者不必要的辐射。

Ruan 等人于 2009 年提出了一种新定义的性能分析方法<sup>[11]</sup>, 该方法能在无人监管的情况下自动实现目标的追踪定位, 可以大大地提高整个治疗过程的效率, 减少经济支出, 同时该方法适应性也比较好。

同年, Ruan 等人又提出了内核估计预测算法<sup>[12]</sup>。该算法不需要去探寻一个决定性的协变量响应, 也不需要一个特有的估计值来预测目标的位置。而是通过已经获得的目标历史位置样本值来分配目标可能出现的位置值。这个算法的核心部分是通过一个有效率的内核估计算法来计算协变量和响应的联合密度函数。

Ruan 等人于 2010 年提出了一种在放大的协变量响应空间内基于内核密度估计的多维处理算法<sup>[13]</sup>。该方法通过主成份分析和对各种结构分析进行降维处理来构建一个合适的低维特征空间, 其中内核密度估计对于限定的训练集数据来说是十分有效的。

Ruan 等人于 2010 年提出了假设检验方法<sup>[14]</sup>, 其通过观测瞬时响应来判断实时追踪定位是否出现了较大的误差。作者将下一个时刻的肿瘤位置作为一个随机变量, 通过基于内核密度估计来计算经验概率分布。

Ruan 等人于 2010 年拓展了在增量空间中使用局部动态模型来观测呼吸运动造成的影响<sup>[15]</sup>, 其通过一个延迟坐标系来描述呼吸运动在一个增量平面内的局部小范围模式。

# 3 基于 C 臂的三维追踪和定位方法主要研究问题

基于 C 臂的三维追踪和定位方法在近十几年来取得了飞速的发展, 但由于呼吸运动本身具有随机性, 加上预测的时间相对比较短, 所以并没有广泛地应用到实际临床中。追踪和定位算法主要研究的问题有呼吸模型的建立、算法稳定性分析、误差分析、预测时间长短分析等。

## 3.1 呼吸模型的建立

呼吸运动估计的不确定性主要来自呼吸的自主和非自主性以及噪声影响。Wu Huanmei 将呼吸信号分为四种状况<sup>[16]</sup>: 呼气、呼气末、吸气、不规则状态。对于某一对象个体来说, 不同的呼吸状态具有不同的速率、幅度分布范围和分布特点, 当然不同状况的特

征序列之间还存在某种程度的重叠。在正常呼吸下,对于不同的对象个体,上述状况分布具有差异性,主要在呼气末过程的长度、分布的周期、幅度、形状和速率变化等有所区别。

用统一的直线模型拟合在局部非线性较强时存在匹配不当问题;用局部非线性拟合目标存在动态范围有限、拟合参数不易选择的问题。针对上述复杂的局部动态情况,有必要获取对象的初始样本,并建立个体的呼吸状态特征集。

### 3.2 算法稳定性分析

稳定性是追踪和定位预测算法的重要指标之一,这是因为只有当该算法稳定了才可以被很好的应用到临床中。此外,稳定性分析里面也应该包含算法复杂度的分析。减少算法的复杂度有利于整个算法运行时间的缩减,同时也可以提高整个系统的稳定性。第2大节里面所介绍的近十年的主流研究,都保证了整个算法的稳定,有的已经被应用到临床中,取得了比较好的效果。

### 3.3 误差分析

误差是衡量最终结果的一个重要指标。较小的误差值能够保证整个算法的可靠性。在本文第2大节里所介绍的算法均可达到较小的误差,但大多数方法只能应用到特定的案例中,所以还需要进一步研究一种误差小且可以广泛应用于一般化病理的算法。

### 3.4 预测时间长短分析

一般地,预测时间太短不能弥补由于系统延迟(比如图像采集时间、数据传输时间、机器处理时间等)所造成的影响,因此较长的预测时间是临床所需要的。而预测时间增加之后又会出现较大的误差。这两方面需要做一个权衡的处理,希望在预测时间相对长的情况下能保证较小的误差。

## 4 小结

基于C臂的追踪和定位算法已日趋成熟,目前已经发展成为多方法的融合,并且正向着更高效率、自适应、算法复杂度小的方向发展。性能更加优化的预测算法的出现,将是下一代新的X射线肿瘤放疗和肾结石碎石等由于呼吸运动引起位置变化的预测算法的新趋势。它可以有效减少人体所受的辐射量,同时能达到更好的治疗效果。

## 参考文献

- [1] Ruan D, Kupelian P, Low D A. Image-guide positioning and tracking [J]. *The Cancer Journal*, 2011, 17(3): 155-158.
- [2] Ruan D, Fessler J A, Balter J M, et al. Exploring breathing pattern irregularity with projection-based method [J]. *Medical Physics*, 2006, 33(7): 2491-2499.
- [3] Murphy M J, Jalden J, Isaksson M. Adaptive filtering to predict lung tumor breathing motion during image-guided radiation therapy [C] // *Proceedings of the 16th International Congress on Computer-assisted Radiology and Surgery (CARS)*, 2002: 539-544.
- [4] Sharp G C, Jiang S B, Shimizu S, et al. Prediction of respiratory tumor motion for real-time image-guided radiotherapy [J]. *Physics in Medicine and Biology*, 2004, 49(3): 425-440.
- [5] Ruan D, Fessler J A, Balter J M. Real-time prediction of respiratory motion based on local regression methods [J]. *Physics in Medicine and Biology*, 2007, 52: 7137-7152.
- [6] Ruan D, Fessler J A, Balter J M, et al. Inference of hysteretic respiratory tumour motion from external surrogates: a state augmentation approach [J]. *Physics in Medicine and Biology*, 2008, 53: 2923-2936.
- [7] Ruan D, Fessler J A, Balter J M. Mean position tracking of respiratory motion [J]. *Medical Physics*, 2008, 35(2): 782-792.
- [8] 周寿军,周智洋,邱建平,等.基于后验概率的呼吸信号预测[J]. *中国生物医学工程学报*, 2009, 28(2): 213-220.
- [9] 朱超凡,陈武凡,徐子海,等.基于双目视觉的呼吸运动实时跟踪方法研究[J]. *中国生物医学工程学报*, 2011, 30(4): 520-527.
- [10] Riaz N, Agram P, Gudmundsson O. Predicting fiducial motion in respiratory tumors for image guided radiotherapy [J]. *International Journal of Radiation Oncology Biology Physics*, 2008, 72(1): S111.
- [11] Ruan D, Fessler J A, Balter J M, et al. Real-time profiling of respiratory motion: baseline drift, frequency variation and fundamental pattern change [J]. *Physics in Medicine and Biology*, 2009, 54: 4777-4792.
- [12] Ruan D. Kernel density estimation-based real-time prediction for respiratory motion [J]. *Physics in Medicine and Biology*, 2010, 55: 1311-1326.
- [13] Ruan D, Keall P J. Online prediction of respiratory motion: multidimensional processing with low-dimensional feature learning [J]. *Physics in Medicine and Biology*, 2010, 55: 3011-3025.
- [14] Ruan D. Prospective detection of large prediction errors: a hypothesis testing approach [J]. *Physics in Medicine and Biology*, 2010, 55: 3885-3904.
- [15] Hong S M, Jung B H, Ruan D. Real-time prediction of respiratory motion based on a local dynamic model in an augmented space [J]. *Physics in Medicine and Biology*, 2011, 56: 1775-1789.
- [16] Wu H M, Sharp G C, Zhao Q Y, et al. Statistical analysis and correlation discovery of tumor respiratory motion [J]. *Physics in Medicine and Biology*, 2007, 52(16): 4761-4774.