

基于体表标志点的肿瘤呼吸运动跟踪方法

丁兰洲^{1,2}, 张怀岑¹, 梁晓坤¹, 谢耀钦²

1. 广东医学院信息工程学院, 广东 东莞 523808; 2. 深圳先进技术研究院低成本健康重点实验室, 广东 深圳 518055

【摘要】目的:探讨一种基于体表标志点的肿瘤呼吸运动跟踪方法,避免放疗过程中植入式的肿瘤跟踪对患者造成的损伤。**方法:**利用双目视觉系统对体模表面标志点进行实时跟踪,根据双目视觉原理,得出标志点的三维坐标运动情况;同时利用瓦里安微焦点X线机和飞利浦移动式C臂组成的正交X线图像采集装置获取离散时刻下肿瘤图像,通过两幅图像肿瘤的二维坐标计算出其三维坐标;再采用粒子群优化(PSO)后的最小二乘支持向量机(LSSVM)方法拟合出任意时刻肿瘤的三维坐标,实现肿瘤的实时定位与跟踪。**结果:**双目视觉系统能够准确计算出标志点的三维坐标,并能实时跟踪体表标志点;LSSVM-PSO避免了常规LSSVM交叉验证选取参数方法带来的盲目性,得到最优拟合参数,拟合出任意时刻下肿瘤坐标值与实际值之间不超过1.8 mm,拟合精度高,能够很好跟踪肿瘤运动。**结论:**基于体表标志点的肿瘤跟踪是一种很好的替代植入式跟踪方法,可以减少呼吸运动对精确放疗产生的影响以及避免手术植入标志点造成不必要的损伤。

【关键词】呼吸运动;肿瘤跟踪;体表标志点;正交X线;数据拟合;双目视觉系统

【中图分类号】R814

【文献标识码】A

【文章编号】1005-202X(2016)04-0403-05

Tumor respiratory motion tracking method based on extracorporeal markers

DING Lan-zhou^{1,2}, ZHANG Huai-ling¹, LIANG Xiao-kun¹, XIE Yao-qin²

1. School of Information Engineering, Guangdong Medical College, Dongguan 523808, China; 2. Key Laboratory for Health Informatics, Shenzhen Institutes of Advanced Technology, Shenzhen 518055, China

Abstract: Objective To discuss on the tumor respiratory motion tracking method based on extracorporeal markers, avoiding injuries caused by implanting tumor trackers during the radiotherapy. **Methods** A binocular vision system was used to track the extracorporeal markers in real-time, and the three-dimensional (3D) coordinate motions of the markers were obtained based on the principle of binocular vision. Tumor images in discrete time were collected by an orthogonal X-ray image acquisition device composed of Varian micro-focus X-ray machine and Philips mobile C-arm. The 3D coordinates of tumors in the two images were calculated from their two-dimensional coordinates. And the tumor 3D coordinates at any time were fitted by least squares support vector machine (LSSVM) with particle swarm optimization (PSO), realizing the real-time tumor localization and tracking. **Results** The 3D coordinates of markers were accurately calculated and the extracorporeal markers were tracked in real-time by binocular vision system. The LSSVM-PSO obtained the optimal fitting parameters without blindness which came from the conventional LSSVM cross-validation for selecting parameters. The error between fitting coordinates at any time and the actual coordinates was less than 1.8 mm. The LSSVM-PSO showed high fitting accuracy, and tracked tumor motions well. **Conclusion** The tumor motion tracking method based on extracorporeal markers can properly replace the implanting tumor tracking method, reducing the impact of respiration motion on precise radiotherapy and avoiding the injuries caused by implanting markers during surgery.

Key words: respiratory motion; tumor tracking; extracorporeal marker; orthogonal X-ray; data fitting; binocular vision system

前言

放疗效果一直是临床关心的重点,但因呼吸运

动造成的肿瘤位置偏移一直是放疗过程中面临的主要挑战。相关研究表明,呼吸运动中肿瘤位置会偏移2~3 cm,这就很难在不伤害正常组织的情况下给予肿瘤足够的照射剂量^[1-3]。为了解决呼吸运动的影响,传统治疗常采用呼吸门控技术和等中心位移等方法,但这些方法对呼吸要求严格,治疗效率低,正常组织仍然受到较大伤害^[4]。为了能够精确定位肿瘤,减少射线对周围正常组织的损伤,理想的解决方

【收稿日期】2015-12-25

【基金项目】东莞市科技局项目(20110904)

【作者简介】丁兰洲(1990-),男,硕士,研究方向:影像引导放疗, E-mail: wamlanzhou@163.com。

【通信作者】张怀岑(1962-),男,教授,硕士研究生导师,研究方向:医学影像物理, E-mail: huailing@163.com。

法是对肿瘤进行实时的跟踪^[5]。常用的植入标记点的跟踪方法是通过往人体内植入X线成像高清晰的金属颗粒或者是可以电磁跟踪的标定点,在放疗中通过对这些标志点的实时成像,来达到实时肿瘤跟踪的目的,该方法已在临床得到广泛应用,但植入过程会对患者造成新的创伤。为避免植入过程对患者造成的二次损伤,许多学者提出了无创呼吸运动下的肿瘤跟踪方法,能够很好地替代植入标记点法^[6-9]。Gu等^[6]采用的多雷达无线系统对呼吸运动进行实时跟踪,通过集成在直线加速器上的雷达装置实时监控胸腹部运动,该呼吸运动的跟踪方法可靠性好,并能保证肿瘤的跟踪准确度;Li等^[7]利用体外标志物进行呼吸跟踪,采用核回归方法处理呼吸运动造成的肿瘤偏移,最终得到内部肿瘤与外部标志物的复杂非线性关系,能够通过体表标记物准确、鲁棒地跟踪内部肿瘤。

本文提出的基于体表标志点的呼吸运动肿瘤跟踪方法,系统的整体流程如图1所示。该方法主要是通过胸腹部体模表面固定标志点代替植入体内的标志点,采用双目视觉系统对标志点进行实时跟踪、获取标记点的三维坐标,同时利用正交的X线装置采集离散时刻下的肿瘤图像,计算出肿瘤的三维坐标,再通过粒子群算法优化的最小二乘支持向量机(Least Squares Support Vector Machines, LSSVM)拟合出任意时刻下肿瘤的位置,通过对标志点的实时跟踪进而实现对肿瘤的实时跟踪。

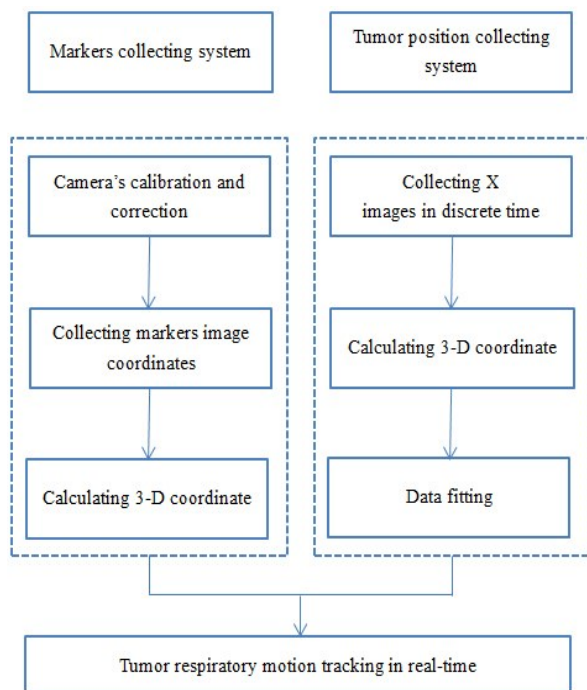


图1 系统整体流程图

Fig.1 Flow chart of system

1 体表标志点的实时跟踪

目前对运动目标定位跟踪的研究多是基于单目视觉,使用一台摄像机获取运动目标,但是会丢失场景中的三维信息。本文采用基于双目视觉的跟踪系统对体表标志点进行实时跟踪,双目视觉通过模拟人的双眼机制,使用两台摄像机从两个视点获取不同视觉下的一组目标图像,再根据目标在不同图像中的视差推断出目标的三维信息。

在该系统中需要用到视觉系统中的3个坐标系,分别是世界坐标系(X_w, Y_w, Z_w)、摄像机坐标系(X_c, Y_c, Z_c)、图像坐标系[图像的像素坐标(u, v)和物理坐标(x, y)],如图2所示。利用红外摄像头采集标记点的红外成像图,根据图像的像素和物理坐标,再通过坐标系之间的转换即可计算出标志点的三维坐标。图3是双目视觉原理图, $A(x, y, z)$ 为标志点三维坐标, $a_l(u_l, v_l)$ 、 $a_r(u_r, v_r)$ 分别表示标志点在左右摄像头成像平面 C_l 、 C_r 上的坐标, O_l 、 O_r 是摄像头的光心, O_l 、 O_r 到成像平面 C_l 、 C_r 的距离是焦距。

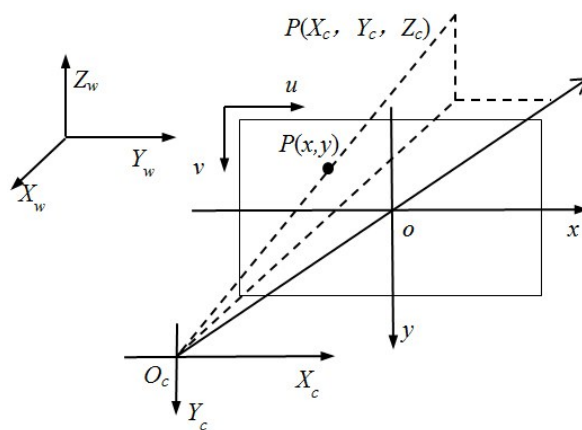


图2 视觉系统中的坐标系

Fig.2 Coordinate system in vision system

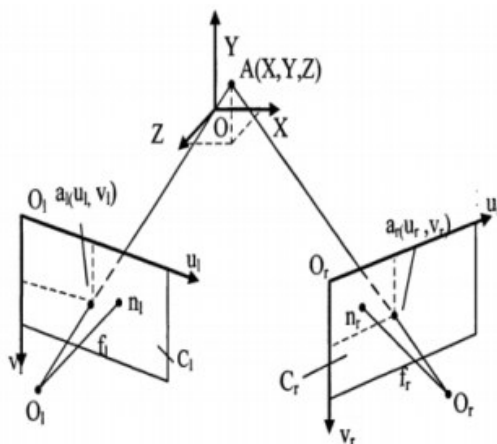


图3 双目视觉原理图

Fig.3 Diagram of binocular vision system

因此可以获得3个坐标系的转换关系:

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_u & -f_u \cot \theta & u_0 \\ 0 & f_v / \sin \theta & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \leftarrow \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \frac{1}{z_c} \begin{bmatrix} f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

可以简化为:

$$z_c \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} ff_u & -ff_u \cot \theta & u_0 \\ 0 & ff_v / \sin \theta & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

将上式缩写成

$$z_c q = k[R \quad t]Q \quad (3)$$

其中, z_c 是比例常数, k 是摄像头的内部参数矩阵, R 是外部旋转矩阵, t 是平移向量, q 和 Q 分别表示像素坐标和世界坐标。

为了获取准确的图像坐标,需要事先对摄像头进行标定,获取内外参数,本文使用的双目摄像头的焦点和位置固定不变,因此其内部参数是恒定的。首先,分别对两个摄像头进行标定,获得内部参数矩阵、畸变系数,然后再对双目视觉系统进行立体标定获取旋转矩阵 R 和平移向量 t 。其中 $t = [129.606 \ 4.459 \ -0.939]$, 摄像机的内部参数如表1所示。

表1 摄像头的内部参数

Tab.1 Intern parameters of camera

	u_0	v_0	f_x	f_y
Left camera	282.307	112.869	593.197	591.365
Right camera	267.500	206.500	611.820	604.896

2 肿瘤的三维定位与拟合

2.1 正交X线下的肿瘤三维定位

目前放疗技术由三维适形放疗逐步向调强放疗、影像引导放疗发展,本文的X线影像采集系统是基于图像引导放疗技术的两套光源和探测器共同构成,并且成像系统正交放置,位置固定。因为不能旋转,无法进行三维成像,但是由于两套系统正交放置,因此可以通过所成的两个二维影像,确定空间中任一点的三维坐标,而且二维图像不需要重建过程,可以实现放疗中的实时影像跟踪,图4为该系统原理图,肿瘤的三维坐标可通过下式得出:

$$\frac{x_1}{D_{1-s} + D_{1-d}} = \frac{x}{D_{1-s} - z} \quad (4)$$

$$\frac{y_1}{D_{1-s} + D_{1-d}} = \frac{y}{D_{1-s} - z} \quad (5)$$

$$\frac{y_2}{D_{2-s} + D_{2-d}} = \frac{y}{D_{2-s} - z} \quad (6)$$

其中, (x, y, z) 是肿瘤距离正交X线系统光心的坐标, (x_1, y_1) 和 (x_2, y_2) 分别是肿瘤在两幅X线图像上的图像坐标, D_{1-s} 和 D_{2-s} 分别表示光心到放射源的距离, D_{1-d} 和 D_{2-d} 分别表示探测板到光心的距离。

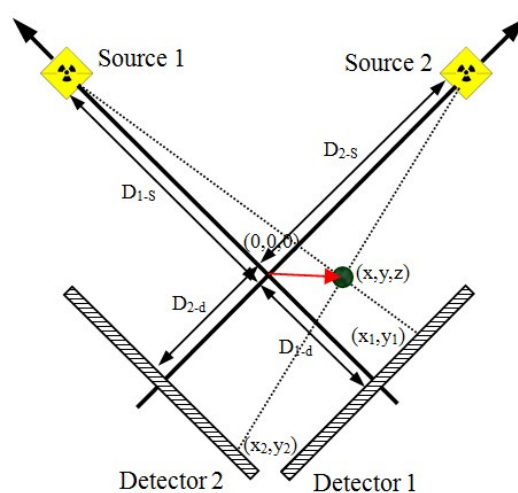


图4 正交X线原理图

Fig.4 Diagram of orthogonal X-ray

采集肿瘤图像时,通过控制4D载物台的旋转和上下、前后、左右3个方向的移动,可以采集到体模在不同位置、角度下肿瘤的三维坐标。该正交X线图像采集装置系统如图5所示。

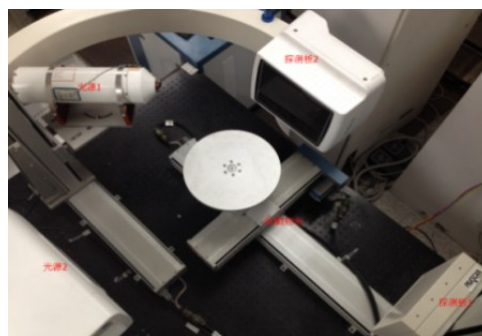


图5 正交X线装置图

Fig.5 Orthogonal X-ray device

2.2 离散时刻肿瘤数据的拟合

通过双目视觉跟踪系统采集到的体表标志点的坐标是实时的,但内部肿瘤的坐标是离散时刻采集的,通过对两者的坐标进行拟合,才能获得完整实时的肿瘤坐标。

支持向量机(Support Vector Machines, SVM)是Vapnik等^[10-11]提出的一种新型机器学习方法,它在解决小样本、高维模式识别、非线性方面有着明显的优势,并且推广应用到函数拟合中。本文采用的是基于LSSVM的方法对离散的肿瘤数据点进行拟合^[12],它在标准SVM的基础上采用最小二乘线性系统作为损失函数,将标准SVM中不等式约束变为等式约束,并且将误差平方和和损失函数作为训练集的经验损失,就可以把解二次规划问题变成解线性方程组,降低了计算复杂度,提高运算速度。

对于标准的SVM,其二次优化问题是:

$$\begin{cases} \min \Phi(w) = \frac{1}{2}(w \cdot w) + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) \\ s.t. y_i - (w \cdot \psi(x_i)) - b \leq \varepsilon \\ (w \cdot \psi(x_i)) - b - y_i \leq \varepsilon \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0 \end{cases} \quad (7)$$

而LSSVM的优化问题则是:

$$\begin{cases} \min J(w, e) = \frac{1}{2} w^T w + \frac{1}{2} \gamma \sum_{i=1}^l e_i^2 \\ s.t. y_i = w^T \Phi(x_i) + b + e_i \end{cases} \quad (8)$$

引入Lagarange函数:

$$L(w, b, e; \alpha) = J(w, b, e) - \sum_{i=1}^l \alpha_i (w^T \Phi(x_i) + b + e_i - y_i) \quad (9)$$

α_i 为Lagarange乘子,对上式函数的变量求偏导数,并令偏导数为零,可得:

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial w} = 0 \rightarrow w = \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i \Phi(x_i) \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \rightarrow \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial e_k} = 0 \rightarrow \alpha_k = \gamma e_k \\ \frac{\partial L}{\partial \alpha_k} = 0 \rightarrow w^T \Phi(x_i) + b + e_i - y_i = 0 \end{cases} \quad (10)$$

消除变量 w 和 e 后,可以得到对偶问题的一个线性系统:

$$\begin{bmatrix} 0 & 1_l^T \\ 1_l & \Omega + I/\gamma \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y \end{bmatrix} \quad (11)$$

其中, $y = [y_1, \dots, y_l]$, $1_l^T = [1, \dots, 1]$, $\alpha = [\alpha_1, \dots, \alpha_l]$, $\Omega_{jk} = K(x_k, x_j) = \Phi(x_k) \Phi(x_j)^T$, 所以LS-VSM的函数拟合变为:

$$f(x) = \sum_{k=1}^l \alpha_k K(x, x_k) + b \quad (12)$$

其中, α 和 b 的值可由式(11)求逆计算得出。上式中采用结构简单、泛化能力强的径向基函数作为核函数,因此只需要对 σ 进行优化。

在LSSVM中对参数的选取采用的是交叉验证方法,存在盲目耗时的缺点,本文采用粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)对LSSVM的参数进行优化。PSO首先初始化一群随机粒子,通过

迭代搜索最优解,在每一个迭代中,粒子通过跟踪两个极值来更新自己:一个是个体极值 $pbest$, 表示粒子本身找到的最优解;另一个是全局极值 $gbest$, 表示整个种群目前找到的最优解。在找到两个最优值时,粒子根据下式更新自己的位置和速度:

$$v_{i+1} = \omega v_i + c_1 \cdot \text{rand} \cdot (pbest_i - x_i) + c_2 \cdot \text{rand} \cdot (gbest_i - x_i) \quad (13)$$

$$x_{i+1} = x_i + v_{i+1} \quad (14)$$

其中, v 是粒子速度; x 是当前粒子的位置; $pbest_i$ 是粒子本身所找最优解位置; $gbest_i$ 是整个种群目前找到最优解的位置; ω 是惯性权重,一般取 0~1 之间; c_1 、 c_2 是学习因子,是 0~2 之间的随机数。

PSO 优化 LSSVM 的主要过程是: (1) 初始化的参数设置,包括学习因子、最大迭代次数、粒子的初始速度等; (2) 粒子的当前最优位置为初始位置,粒子群体中的最小适应度所对应的初始位置为群体最好位置; (3) 利用适应度函数计算每个粒子的适应度,如果每个粒子的适应度优于其经过的最好位置 $pbest$ 或 $gbest$, 则将其赋予 $pbest$ 或 $gbest$; (4) 按式(13)和式(14)对各粒子的速度和位置进行更新; (5) 检验最大迭代次数是否满足,若满足,则停止迭代,输出优化的 LSSVM 参数,否则调至步骤(2)。

3 结果与分析

实验中,正交X线装置使用的硬件是瓦里安的微焦斑X线机和飞利浦的移动式C形臂X光机,双目视觉系统采用的是JOAN的红外摄像头,采用体模模拟人体呼吸运动,正交X线下采集得到的体模图像如图6所示,图中的黑色小点模拟肿瘤的位置,3个浅色的圆形小球即为标记点。在X线图像的采集过程中,是在离散时刻下对体模进行曝光采集,标记点的定位与跟踪是全程实时进行。

根据其中1个标记点的三维坐标绘制出的呼吸运动曲线如图7所示,该体模的呼吸周期约为3.5 s,前后方向运动幅度最大,符合人体胸腹部的呼吸运动规律。

PSO 优化后的 LSSVM 拟合出的一个呼吸周期

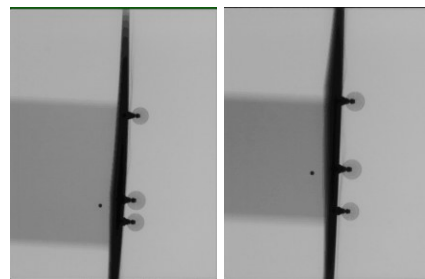


图6 正交X线的成像图

Fig.6 Images of orthogonal X-ray

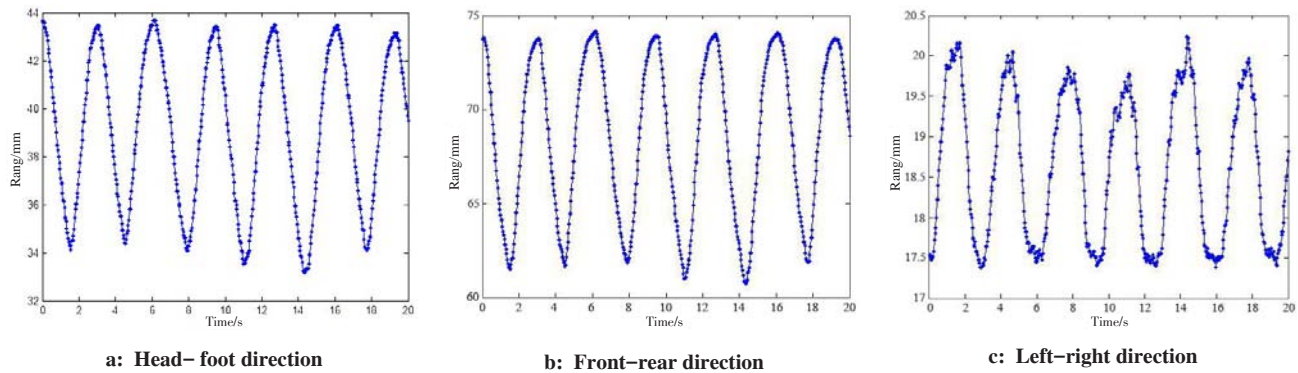


图7 标记点的呼吸运动曲线图

Fig.7 Respiratory motion graph of markers

下的肿瘤坐标如图8所示,并将肿瘤实际坐标与拟合出的坐标比较,得出的最大误差不超过1.8 mm。其中的误差主要因为:在计算肿瘤的实际坐标中,因手动测量的 D_{1-s} 、 D_{2-s} 、 D_{1-d} 、 D_{2-d} 与实际值之间存在误差,

导致计算出的肿瘤坐标与实际值有偏差;在X图像采集前,对瓦里安微焦斑X线机的校准过程中,很难确保光源的中心垂直照射在探测版中心,导致得到的肿瘤二维图像坐标存在偏差。

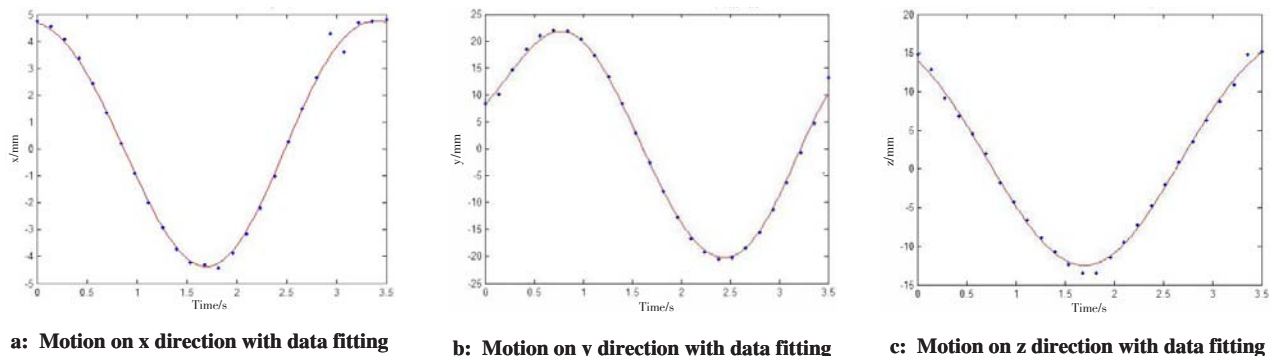


图8 肿瘤坐标的拟合

Fig.8 Fitting of tumor coordinates

4 总结与讨论

采用体表标志点进行实时跟踪实现对呼吸运动跟踪与肿瘤的精确定位,结果表明双目视觉系统能够对标记点进行实时跟踪和坐标的准确计算,可以利用体表标志点的变化表征呼吸运动;优化后的LSSVM法能够准确拟合出肿瘤的运动曲线,并且算法运算速度快,实时性好。但本文实验中所采集的数据全部是基于呼吸体模采集的,不会受内部其他器官运动造成干扰,与实际临床中复杂的治疗环境还有很大的差别。因此,本课题组未来的研究方向是减少测量误差,以及进行精确的校准过程;改善拟合算法,提高拟合精度和运算速度,并进一步进行临床验证。

【参考文献】

- [1] JIANG S B. Radiotherapy of mobile tumors [J]. Semin Radiat Oncol, 2006, 16(4): 239-248.
- [2] RAU A W. Real-time tumor localization with electromagnetic transponder for image-guided radiotherapy application[D]. Germany: Ruperto-Carola University of Heidelberg, 2009.

- [3] LOKE W F, CHOI T Y, MALEKI T, et al. Magnetic tracking system for radiation therapy [J]. IEEE Trans Biomed Circuits Syst, 2010, 4(4): 223-231.
- [4] MINOHARA S, KANAI T, ENDO M, et al. Respiratory gated irradiation system for heavy-ion radiotherapy [J]. Int J Radiat Oncol Biol Phys, 2000, 47(4): 1097-1103.
- [5] URSCHER H C. Treating tumors that move with respiration[M]. Berlin Heidelberg: Springer, 2007.
- [6] GU C, LI R, JIANG S B, et al. A multi-radar wireless system for respiratory gating and accurate tumor tracking in lung cancer radiotherapy [C]. Engineering in Medicine and Biology Society, 2011 Annual International Conference of the IEEE, 2011: 417-420.
- [7] LI R J, XING L. A kernel method for real-time respiratory tumor motion estimation using external surrogates [C]. 10th International Conference on Machine Learning and Application, 2011: 206-209.
- [8] MAGERAS G S, YORKE E, JIANG S B. "4D" IMRT delivery [M]. Berlin Heidelberg: Springer, 2006.
- [9] BIBAULT J E, PREVOST B, DANSIN E, et al. Image-guided robotic stereotactic radiation therapy with fiducial-free tumor tracking for lung cancer [J]. Radiat Oncol, 2012, 7(1): 1.
- [10] VAPNIK V N. The nature of statistical learning theory [M]. New York: Springer, 2000.
- [11] VAPNIK V N. Statistical learning theory [M]. New York: Wiley, 1998.
- [12] VAN G T, DE B J, DE M B, et al. Least squares support vector machines [M]. Singapore: World Scientific, 2002.

(编辑:陈丽霞)