

文章编号:1004-9037(2013)05-0608-06

## 4D CT 图像的肺部呼吸运动估计

苏 坡<sup>1</sup> 薛 忠<sup>2</sup> 杨建华<sup>1</sup>

(1. 西北工业大学自动化学院, 西安, 710129; 2. Houston Methodist 研究所, 美国, 休斯顿, 77030)

**摘要:** 四维计算机断层扫描(Four-dimensional computed tomography, 4D CT)通过对病人多个呼吸周期进行连续扫描,可以提供肺部全方位的动态信息,对肺部肿瘤的诊断、跟踪和放疗具有重要的作用。本文提出了一种基于B样条形变模型的四维图像配准算法对病人肺部的呼吸运动进行估计。为了充分利用4D CT的时间连贯性信息,保证4D CT配准的稳定性,定义了一个新的图像相似性测度函数,并采用迭代的方法对变形场进行优化求解。实验中,通过和成对三维B样条配准算法进行对比来验证本文算法性能。实验证明:所提的4D CT形变配准算法更加精确和稳定,配准精度可以达到 $1.22 \pm 0.74$  mm。最后作为应用,对7位病人吸气末相位到呼气末相位的呼吸运动进行估计,并给出了统计结果。

**关键词:** 图像形变配准;呼吸运动;时间连贯性;三维渲染;4D CT

中图分类号:TP399

文献标志码:A

### Estimation of Lung Respiratory Motion Based on 4D CT

Su Po<sup>1</sup>, Xue Zhong<sup>2</sup>, Yang Jianhua<sup>1</sup>

(1. School of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an, 710129, China;

2. Houston Methodist Research Institute, Houston, 77030, USA)

**Abstract:** Four-dimensional computed tomography (4D-CT) has been developed as a new imaging technology recently. By scanning the multi-breath cycle of the patient continuously, it can provide full range of lung dynamic information and plays an important role in the diagnosis, tracking and radiotherapy of lung cancer. A B-spline deformable model based registration algorithm is proposed for the accurate estimation of lung respiratory motion using 4D CT data. A new image similarity measure is defined to take advantage of temporal coherence information of 4D CT and guarantee the stability of registration. Meanwhile, the deformation field between end-inhale phase CT and other respiratory phase CT is refined by an iterative way. The registration algorithm is evaluated by comparing with pairwise 3D B-spline based registration algorithm according to simulated ground-truth deformation field. The results demonstrate that the proposed algorithm is more accurate and stable, and it can yield a registration error of  $1.22 \pm 0.74$  mm. Finally, the algorithm is applied to 4D CT data of seven patients to estimate the lung respiratory motion between end-inhale and end-exhale phases.

**Key words:** deformable image registration; respiratory motion; temporal coherence; 3D rendering; 4D CT

## 引 言

肺癌是癌症引起人类死亡的第一杀手,全世界

每年约有118万人死于肺癌<sup>[1]</sup>。目前,图像引导放射治疗<sup>[2]</sup>(Image-guided radiation therapy, IG-RT)是肺癌治疗的主要手段之一。在放射治疗过程中由于受呼吸运动、心脏搏动等生理运动的影

响,肿瘤靶区会发生移动和变形,从而造成肿瘤靶区位置的不确定性严重限制了放疗的效果,其中以呼吸运动的影响最为显著。因此,对呼吸运动准确估计对肺癌靶区的精确勾画、放射剂量的准确计算、放疗计划的合理设计有着重要的意义。

目前对呼吸运动的估计与监测主要有间接法和直接法两种方法<sup>[3]</sup>。间接法采用体表标记物的运动推算呼吸运动或者采用数学模型估计呼吸运动。沈君姝等<sup>[4]</sup>利用模拟定位机和体表标记物对呼吸运动进行了监测和分析。Tsunashima 等<sup>[5]</sup>应用呼吸传感器测量皮肤标记物的运动进而推算出肿瘤在呼吸时的三维运动。虽然利用体表标记物可以获取局部呼吸运动的信息,但是这类方法需要安装额外装置,存在误差大、费时、费力等缺点。Lujan 等<sup>[6]</sup>采用高阶余弦函数的数学模型来描述呼吸运动,该模型反映了呼吸运动的普遍规律,由于呼吸运动具有特异性,每个人之间的呼吸运动具有明显的差异,用同一模型来估计不同个体的呼吸运动会产生比较大的误差。直接法采用传统 CT,MR 和 X 射线透视等图像直接估计和测量呼吸运动。这些成像技术不能详尽地提供整个呼吸过程的空间信息,或者不能很好的反映呼吸过程中肿瘤和其他组织器官的形变问题,因而会产生比较大的误差。

4D CT<sup>[7]</sup>是近些年出现的一种新的成像技术,它为精确估计呼吸运动提供了很好的基础。4D CT 相对于传统的 3D CT 加入了时间轴,它动态地采集病人呼吸时的 CT 图像,然后通过图像的重建和重新排列得到病人在不同呼吸相位的 3D CT 图像。4D CT 可以提供个体在整个呼吸过程的全部运动信息,因而利用 4D CT 可以精确估计肺部呼吸运动,从而帮助医生制定个体化的精确放疗计划。

本文提出了一种基于 B 样条形变模型的四维图像配准算法,实现对 4D CT 中其他呼吸相位 CT 图像到吸态末 CT 图像(目标图像)的精确配准。为了充分利用 4D CT 蕴含的时空信息,提高配准的稳定性,本文定义了一个新的图像相似性测度,同时采用迭代的方法优化求解其他呼吸相位 CT 图像到目标图像之间的变形场,从而估计肺部的呼吸运动。

## 1 图像形态配准方法

### 1.1 基于 B 样条的三维图像形变配准

由于呼吸运动的非线性,全局性的配准算法如

放射变换、刚性变换等不能实现不同呼吸相位的 CT 图像的精确配准。形变配准利用变形场描述浮动图像中各个点的位移,因而可以实现不同呼吸相位 CT 图像的配准。

对于所有的形变配准算法来说,目的就是寻找一个变形场  $\mathbf{h}(x)$ ,对浮动图像  $I_M$  进行空间变换,使变换后的图像  $I_M(x+\mathbf{h}(x))$  和目标图像  $I_T$  达到空间位置的对齐。两幅图像的形变配准可以用式(1)进行描述

$$\mathbf{h} = \operatorname{argmin}_{\mathbf{h}} (E_s(I_T, I_M, \mathbf{h}) + \omega \mathcal{R}(\mathbf{h})) \quad (1)$$

式中: $I_T$  和  $I_M$  分别为目标图像和浮动图像。式(1)中的第 1 项给出两个图像在变形场  $\mathbf{h}$  下的相似度,第 2 项为关于变形场的正则项,通常为变形场的空间连续性和平滑性的约束项。Rueckert<sup>[8]</sup>提出了一种基于 B 样条的自由形变配准算法,该算法利用三次 B 样条<sup>[9-10]</sup>对变形场进行建模,通过求解 B 样条网格控制点的运动,然后插值得到浮动图像中各个点的位移,具体如下

$$\mathbf{h} = \sum_{l=0}^3 \sum_{m=0}^3 \sum_{n=0}^3 B_l(u) B_m(v) B_n(w) \mathbf{c}_{i+l, j+m, k+n} \quad (2)$$

式中: $B_l$  表示三次 B 样条第  $l$  阶插值基函数

$$\begin{aligned} B_0(r) &= (1-r)^3/6 \\ B_1(r) &= (3r^3 - 6r^2 + 4)/6 \\ B_2(r) &= (-3r^3 + 3r^2 + 3r + 1)/6 \\ B_3(r) &= r^3/6 \end{aligned} \quad (3)$$

$\mathbf{x}=(x, y, z)$  为图像空间的一个体像素,  $\mathbf{c}$  表示控制点的位移,控制点均匀的分布在图像空间上,如图 1 所示。 $i = \lfloor x/n_x \rfloor - 1$ ,  $j = \lfloor y/n_y \rfloor - 1$ ,  $k = \lfloor z/n_z \rfloor - 1$ ,  $u = x/n_x - \lfloor x/n_x \rfloor$ ,  $v = y/n_y - \lfloor y/n_y \rfloor$ ,  $w = z/n_z - \lfloor z/n_z \rfloor$ ,  $\lfloor \cdot \rfloor$  表示下取整。 $n_x, n_y, n_z$  分别表示控制点在  $x, y, z$  三个方向的间隔。小的间隔会产生细致的网格,提高变形场模型的自由度,但同时会增加计算的复杂度。控制点之间间隔大小的选择通常根据具体的应用通过实验来选择。

为了保证所求得的变形场光滑、连续,Rueckert<sup>[8]</sup>定义  $\mathcal{R}(\mathbf{h})$  为

$$\begin{aligned} \mathcal{R}(\mathbf{h}) &= \frac{1}{V} \int_0^X \int_0^Y \int_0^Z \left[ \left( \frac{\partial^2 \mathbf{h}}{\partial x^2} \right) + \left( \frac{\partial^2 \mathbf{h}}{\partial y^2} \right) + \left( \frac{\partial^2 \mathbf{h}}{\partial z^2} \right) + \right. \\ &\quad \left. \left( \frac{\partial^2 \mathbf{h}}{\partial x \partial y} \right) + \left( \frac{\partial^2 \mathbf{h}}{\partial y \partial z} \right) + \left( \frac{\partial^2 \mathbf{h}}{\partial x \partial z} \right) \right] dx dy dz \quad (4) \end{aligned}$$

式中: $V$  为图像的体积; $X, Y, Z$  为图像三个方向的大小。由于三次 B 样条本身的光滑性, $\mathcal{R}(\mathbf{h})$  的权值系数  $\omega$  取值不是很重要,可以根据具体应用进行选

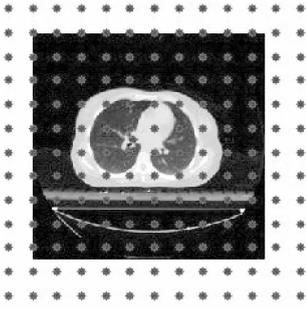


图 1 三次 B 样条控制点分布示意图(横断面)

取,例如当两幅图像的的变形比较大时,可以忽略正则项,从而允许配准产生较大的变形场。

## 1.2 基于 B 样条的四维图像形变配准

本文估计的是病人的肺部呼吸运动,一位病人的 4D CT 大约有 6~12 个呼吸相位的 3D CT。在应用中可以将吸态末相位 CT 定义为目标图像,然后采用 Rueckert<sup>[8]</sup>的方法把其他相位的 CT 图像配准到目标图像上,从而对呼吸运动进行估计。这种成对配准的方式把不同呼吸相位的 CT 图像与目标图像独立地进行配准,没有利用任何时间信息,忽略了 4D CT 在时间上的连续性,因而采用这种方式对肺部运动进行估计时,会产生不稳定的估计。

为了提高配准的稳定性和精确性,本文在配准过程中,引入 4D CT 时间连续性的信息。基本思想是在配准过程中,当前相位的图像不仅与目标图像相关,而且与该相位 CT 相邻的两个相位 CT 相关。因此定义新的图像相似性测度,并将式(1)改写成四维配准形式。具体如下:假设 4D CT 图像为  $I = \{I_0, I_1, \dots, I_{N-1}\}$ ,其中  $N$  为呼吸相位数,  $I_0$  是目标图像(吸态末 CT)。新的四维配准表达式为

$$\{\hat{h}_i\} = \operatorname{argmin}_{h_i} (E_s((I_0, I_{i-1}, I_i, I_{i+1}, h_{i-1} h_i, h_{i+1})) + \omega \mathcal{R}(h_i)) \quad (5)$$

式中:  $h_i$  为第  $i$  呼吸相位图像到目标图像的变形场。第  $i$  呼吸相位图像与目标图像相似性测度定义为

$$E_s = \sum_{x \in \Omega} \{ |e_i(x + h_i(x)) - e_0(x)|^2 + \sum_{k=-1,1} |e_i(x + h_i(x)) - e_{i+k}(x + h_{i+k}(x))|^2 \} \quad (6)$$

式中:  $\Omega$  为图像空间,  $x$  为图像空间的一个体像素,  $e_i(x)$  表示第  $i$  呼吸相位图像空间位置  $x$  处的图像

亮度。

同样,本文采用三次 B 样条对变形场进行建模。由于 B 样条自身的光滑性,可忽略式(5)的第 2 项(变形场的正则项)。在求解第  $i$  个呼吸相位图像  $I_i$  到目标图像  $I_0$  的变形场  $h_i$  时,本文采用迭代的方法逐步优化求解。首先利用 Rueckert<sup>[8]</sup>的方法分别把其他呼吸相位的图像  $I_i$  配准到目标图像  $I_0$  上,得到初始的变形场  $h_i^{(0)}$ 。然后根据式(5,6),利用基于 B 样条三维图像形变配准迭代的求解 4D CT 第  $i$  呼吸相位的图像与目标图像之间的变形场  $h_i^{(t)}$ ,直至前后两次迭代收敛( $\|h_i^{(t+1)} - h_i^{(t)}\| < \epsilon$ )。对于 B 样条控制点间隔  $n_x, n_y, n_z$  的选取,通过实验发现  $n_x = n_y = n_z = 6$  可以取得比较好的配准结果。

图 2 给出一个本文配准算法对一位病人 4D CT 进行配准的例子。图 2(a) 是目标图像,为该病人的吸态末相位 CT。图 2(b) 是该病人的呼态末相位 CT。由于呼吸运动,呼态末 CT(灰度)和吸态末 CT(红色)有比较明显的差别,见图 2(c)。通过配准,变形后的呼态末 CT(灰度)和吸态末 CT(红色)达到了匹配,如图 2(d) 所示。

## 2 肺部呼吸运动估计

对各个呼吸相位的图像应用 3D 区域生长法<sup>[11]</sup>得到肺部区域的二值化图像。在应用区域生长法之前,首先对图像进行各向异性扩散滤波<sup>[12]</sup>,这样的好处是在实现对图像进行平滑操作的同时又能保持图像的边缘。接下来对二值化图像进行数学形态学操作,就粗略地提取出了整个肺部区域。把提取出的肺部区域作为一个掩膜应用在配准所得到的变形场上就可以得到肺部的呼吸运动。图 3 为通过本文的方法估计出的两位病人从呼态末到吸态末的肺部呼吸运动的幅值图,对肺部呼吸运动幅值进行 colormap,从蓝色到红色表示呼吸运动的幅值越来越大。对这两位病人肺部进行三维重建,得到三维肺部呼吸运动的幅值图,如图 4 所示。从图 3,4 可以看出,在一次呼吸过程中,肺部运动主要集中在肺的中下部,肺部呼吸运动的最大幅值不小于 18 mm。

## 3 结果与分析

在实验部分,通过和成对三维 B 样条配准算法进行对比来验证本文算法性能;接着把本文的算

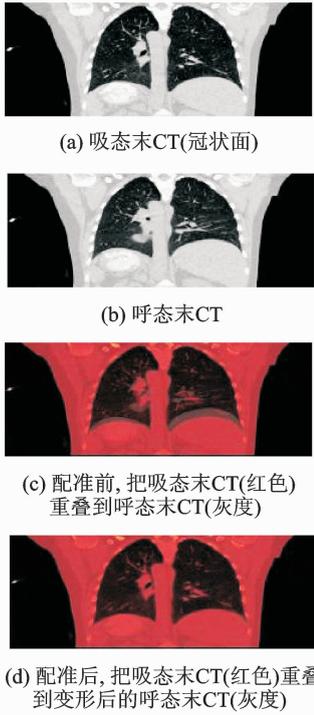


图 2 配准结果

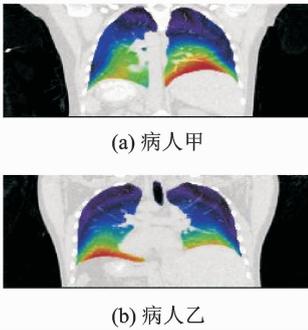


图 3 本文算法估计出的两位病人肺部呼吸运动幅值图

法应用在 7 位病人的 4D CT 数据上,对病人肺部呼吸运动进行估计并给出统计结果。

图像配准的精确与否,直接影响呼吸运动估计的准确性。为了评价和衡量形变配准,需要知道目标图像和浮动图像之间“真正的”的变形场(Ground truth),然后通过比较配准算法产生的变形场和 Ground truth 来对配准算法进行评价。具体地说, $\mathbf{x}$  表示目标图像空间  $\Omega$  的一个体像素, $\mathbf{h}_g(\mathbf{x})$  表示 Ground truth, $\mathbf{h}_r(\mathbf{x})$  表示配准算法求得的变形场。定义形变配准误差为  $\mathbf{h}_g(\mathbf{x})$  和  $\mathbf{h}_r(\mathbf{x})$  平均的欧氏距离

$$E_d(\mathbf{h}_r, \mathbf{h}_g) = \frac{1}{N} \sum_{\mathbf{x} \in \Omega} \|\mathbf{h}_r(\mathbf{x}) - \mathbf{h}_g(\mathbf{x})\|_2 \quad (7)$$

式中: $N$  为目标图像体像素的数目。

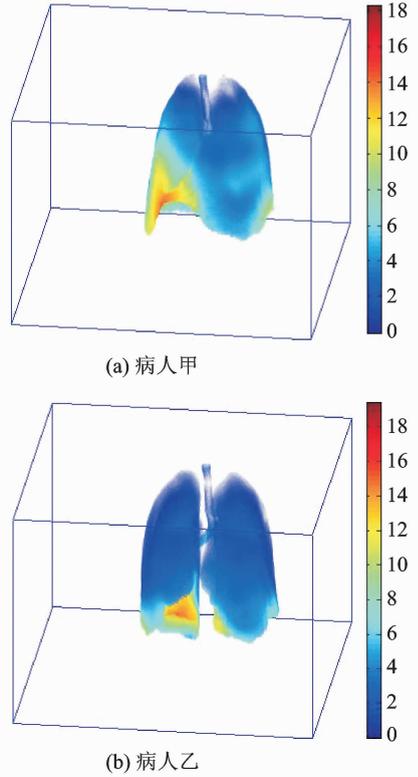


图 4 两位病人肺部呼吸运动幅值的三维渲染图

用 10 个病人的 4D CT 来验证本文配准算法精度。每个病人的 4D CT 都含有 7 呼吸相位的 3D CT  $I = \{I_0 I_1 I_2 \cdots I_6\}$ ,其中第 1 个为吸态末 CT,即目标图像  $I_0$ ,第 7 个为呼态末 CT  $I_6$ 。所有 CT 图像分辨率为  $0.98 \text{ mm} \times 0.98 \text{ mm} \times 3.0 \text{ mm}$ 。由于现实中 4D CT 其他相位图像到目标图像之间变形场的 Ground truth  $\mathbf{h}_g(\mathbf{x})$  是不知道的,因此通过仿真产生 4D CT 图像和 Ground truth 来验证本文算法,具体过程如下:

首先采用 Rueckert<sup>[8]</sup>的方法把其他呼吸相位图像  $I_1, I_2, \cdots, I_6$  配准到目标图像  $I_0$ ,得到变形场  $\mathbf{H} = \{\mathbf{h}_1 \mathbf{h}_2 \cdots \mathbf{h}_6\}$ 。接着对变形场  $\mathbf{H}$  进行求逆<sup>[13]</sup>,得到逆变形场  $\tilde{\mathbf{H}} = \{\tilde{\mathbf{h}}_1 \tilde{\mathbf{h}}_2 \cdots \tilde{\mathbf{h}}_6\}$ ,通过逆变形场  $\tilde{\mathbf{H}}$  对目标图像  $I_0$  进行变换,得到变换后图像  $\tilde{I}_1, \tilde{I}_2, \cdots, \tilde{I}_6$ ,加上目标图像  $I_0$ ,本文仿真产生了新的 4D CT 的  $\tilde{I} = \{I_0 \tilde{I}_1 \tilde{I}_2 \cdots \tilde{I}_6\}$ 。忽略变形场求逆误差和图像重采样误差,可以认为新 4D CT 的  $\tilde{I} = \{I_0 \tilde{I}_1 \tilde{I}_2 \cdots \tilde{I}_6\}$  中其他呼吸相位图像  $\tilde{I}_1 \tilde{I}_2 \cdots \tilde{I}_6$  到目标图像  $I_0$  之间变形场的 Ground truth 为  $\mathbf{H} = \{\mathbf{h}_1 \mathbf{h}_2 \cdots \mathbf{h}_6\}$ 。然后分别用本文算法和成对的基于 B 样条的三维图像配准散算法<sup>[8]</sup>把仿真 4D CT 其他呼吸相位图像  $\tilde{I}_1, \tilde{I}_2, \cdots, \tilde{I}_6$  配准到目标图像  $I_0$ ,得到变形

场  $\mathbf{H}^{4D} = \{h_1^{4D} h_2^{4D} \dots h_6^{4D}\}$  和  $\mathbf{H}^{3D} = \{h_1^{3D} h_2^{3D} \dots h_6^{3D}\}$ 。利用式 (7) 可以计算出同一个人  $\mathbf{H}^{4D}$ ,  $\mathbf{H}^{3D}$  和 Ground truth  $\mathbf{H}$  之间的平均欧氏距离, 对 10 位病人的结果进行统计就得到两种算法的配准误差。图 5 给出本文 4D CT 配准算法和成对配准算法<sup>[8]</sup>配准误差的对比图。本文算法的配准误差为  $1.22 \pm 0.74$  mm, 而成对配准算法<sup>[8]</sup>的配准误差为  $1.43 \pm 1.06$  mm。从图 5 可以看出本文算法配准误差更加小。

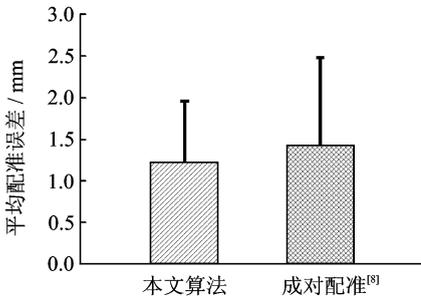


图 5 配准误差直方图

作为所提出的配准算法的应用, 本文对肺部从吸态末到呼态末这半个呼吸周期的呼吸运动进行估计。用本文 4D CT 配准算法对 7 位病人的 4D CT 进行配准, 得到不同呼吸相位 CT 到呼态末 CT 的变形场。本文只取出吸态末 CT 到呼态末 CT 的变形场, 通过该变形场计算出从吸态末到呼态末肺部呼吸运动幅值, 并给出该幅值的统计规律。图 6 为 7 位病人从吸态末到呼态末半个呼吸周期肺部呼吸运动幅值的盒状图。在盒状图中, 盒上、下端各表示呼吸运动幅值的 3/4 和 1/4 位数, 盒中的线表示幅值的中位数, 盒中的点表示呼吸运动幅值的平均值, 盒上下的短线表示呼吸运动幅值的最大值和最小值。可以看出从吸态末到呼态末肺部 75% 的区域运动的幅值小于 1 cm, 肺部呼吸运动的最大幅值可以达到 2 cm 左右。

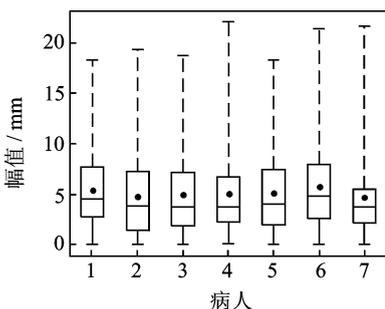


图 6 7 位病人肺部呼吸运动的盒状图

## 4 结束语

本文提出一种基于 B 样条形变模型的四维图像配准算法, 通过配准其他 4D CT 吸态末相位 CT 和其他呼吸相位 CT 图像对病人肺部的呼吸运动进行估计。本文的算法充分利用了 4D CT 蕴含的呼吸运动时空信息, 克服了传统测量肺部呼吸运动费时、费力、误差大的缺点。实验证明本文的配准算法更加稳定 (配准误差  $1.22 \pm 0.74$  mm), 可以准确地估计病人肺部的呼吸运动, 因而可以为肺癌病人的精确放疗提供很大的帮助。

### 参考文献:

- [1] Pirozynsky M. 100 years of lung cancer[J]. *Respire Med*, 2006, 100:2073-2084.
- [2] 孙文泽, 宋丽萍, 马军, 等. 图像引导下放射治疗中心型非小细胞肺癌的配准范围、配准方式及靶区外放的研究[J]. *中南大学学报(医学版)*, 2013, 38(2): 132-137.  
Sun Wenze, Song Liping, Ma Jun, et al. Scope and method of image registration and clinical target volume margin for central-type non-small cell lung cancer in image-guided radiotherapy[J]. *J Cent South Univ: Med Sci*, 2013, 38(2): 132-137.
- [3] 李宝生, 王丽英. 呼吸运动分析在肺癌放射治疗中的应用研究现状[J]. *中华肿瘤防治杂志*, 2006, 13(10): 790-792.  
Li Baosheng, Wang Liying. Research development of respiration motion analysis in radiotherapy of lung cancer[J]. *Chinese Journal of Cancer Prevention and Treatment*, 2006, 13(10): 790-792.
- [4] 沈君姝, 王健琪, 翟振宇, 等. 三维肿瘤运动和体表标记物运动研究[J]. *中国医学物理学杂志*, 2006, 23(1): 1-4.  
Shen Junshu, Wang Jianqi, Zhai Zhenyu, et al. Research on motion of 3D tumor and skin marker[J]. *Chinese Journal of Medical Physics*, 2006, 23(1): 1-4.
- [5] Tsunashima Y, Sakae T, Shioyama Y, et al. Correlation between the respiratory waveform measured using a respiratory sensor and 3D tumor motion in gated radiotherapy[J]. *Int J Radiat Oncol Biol Phys*, 2004, 60(3): 951-958.
- [6] Lujan A E, Larsen E W, Balter J M, et al. A method for incorporating organ motion due to breathing into 3D dose calculations[J]. *Med Phys*, 1999, 26

- (5):715-720.
- [7] Li G, Citrin D, Camphausen K, et al. Advances in 4D medical imaging and 4D radiation therapy [J]. *Technology in Cancer Research & Treatment*, 2008, 7 (1):67-81.
- [8] Rueckert D, Sonoda L I, Hayes C, et al. Nonrigid registration using free-form deformations: Application to breast MR images[J]. *IEEE Trans Med Imaging*, 1999, 18(8):712-721.
- [9] 刘剑,魏国,孙金玮. 基于 B 样条整体最小二乘非线性多功能传感器信号重构方法[J]. *数据采集与处理*, 2013, 28(3):294-300.  
Liu Jian, Wei Guo, Sun Jinwei. Signal reconstruction of nonlinear multifunctional sensor based on B-spline total least squares method[J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2013, 28(3):294-300.
- [10] 李开宇. 基于 B 样条插值的图像边缘检测[J]. *南京航空航天大学学报*, 2007, 39(2):198-203.  
Li Kaiyu. Image edge detection based on B-spline interpolation [J]. *Journal of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics*, 2007, 39(2):198-203.
- [11] Justice R K, Stokely E M, Strobel J S, et al. Medical image segmentation using 3-D seeded region growing[C]//*Proc SPIE Symposium on Medical Imaging*. Newport Beach, USA; [s. n.], 1997:900-910.
- [12] Goyal A, Bijalwan A, Chowdhury M K. A comprehensive review of image smoothing techniques[J]. *International Journal of Advanced Research in Computer Engineering and Technology*, 2012, 1(4):315-319.
- [13] Chen M, Lu W, Chen Q, et al. A simple fixed-point approach to invert a deformation field [J]. *Medical Physics*, 2008, 35(1):81-88.

**作者简介:**苏坡(1985-),男,博士研究生,研究方向:医学图像处理,模式识别, E-mail: super030049@126.com; 薛忠(1971-),男, Research Scientist, 研究方向:医学图像分析; 杨建华(1967-),教授,研究方向:集成测试技术,生物图像处理。