

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2413039

# 基于无质量弹簧结构的肺组织动态建模 及变形预测方法\*

张来喜<sup>1</sup>, 朱盛杰<sup>1</sup>, 朱艳梅<sup>1</sup>, 马凯威<sup>2</sup>, 徐丰羽<sup>2</sup>

(1. 兰州理工大学机电工程学院 兰州 730050; 2. 南京邮电大学自动化学院 南京 210046)

**摘要:**在放射治疗中,人体呼吸运动将导致肺部发生变形,其上肿瘤随之发生的变形和空间运动对放射治疗的精准性和安全性产生不利影响。结合计算机断层扫描(CT)影像三维建模技术和呼吸力学原理,提出了一种基于无质量弹簧结构的肺部动态变形建模及变形预测方法。首先在放疗前根据医学影像信息建立肺部模型,然后根据呼吸预测肺部的变形及其上肿瘤的运动。实验结果表明,根据预测方法得出的肺部变形与连续医学影像观测下的变形相一致,预测值与观测值的误差在合理范围之内。研究能够在常规医学条件下准确、高效地预测呼吸运动影响下肺部的变形与力学特性,为后续肿瘤位移补偿研究提供理论和方法支撑。

**关键词:**肺部三维建模;无质量弹簧模型;动态建模;变形预测

**中图分类号:** TH113 TH69 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.1599

## Dynamic modeling and deformation prediction method of lung tissuebased on massless spring mechanism

Zhang Laixi<sup>1</sup>, Zhu Shengjie<sup>1</sup>, Zhu Yanmei<sup>1</sup>, Ma Kaiwei<sup>2</sup>, Xu Fengyu<sup>2</sup>

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China;

2. College of Automation, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210046, China)

**Abstract:**In radiation therapy, the respiration may cause lung deformation. The subsequent deformation and spatial movement of tumors on the lung adversely affect the accuracy and safety of radiation therapy. By combining computed tomography (CT) image 3D modeling technology and respiratory mechanics principle, a new method of lung dynamic deformation modeling and deformation prediction based on a massless spring mechanism is proposed in this article. First, a lung model is formulated, which is based on medical image information before radiotherapy. Then, the deformation of the lung and the movement of the tumor on it are predicted based on respiration. The experimental results show that the lung deformation obtained by this method is consistent with the deformation observed under continuous medical imaging. The error between the predicted value and the observed value is within a reasonable range. This study can accurately and efficiently predict lung deformation and mechanical properties under the influence of respiratory movement under conventional medical conditions. It provides theoretical and method support for subsequent research on tumor displacement compensation.

**Keywords:**lung 3D modeling; massless spring model; dynamic modeling; deformation prediction

## 0 引言

在放射治疗中,呼吸和心跳等由脊髓中枢神经控制的无意识自主生理运动会引起人体上躯干临近器官的运动和变形,器官上肿瘤也会随之发生显著的变形和位移,

其中肺部及其上肿瘤受呼吸运动的影响最为显著,这对放疗的精准度和安全性构成了不利影响。目前,应对肺部肿瘤变形和运动的常规方法与技术各有局限,例如呼吸门控技术<sup>[1]</sup>,使放疗加速器仅在人体呼吸较为平稳的平台期发射线束,不仅会延长单次治疗时间,而且对患者的耐受性有较高的要求。通过在气道植入内部基准标记

物能够可靠地预测肿瘤运动,但会使患者承受由于二次手术带来的风险<sup>[2]</sup>。而基于锥形束计算机断层扫描(cone beam computed tomography, CBCT)技术的医学影像引导方法<sup>[3-4]</sup>,会使得患者在术前和术中接受额外的辐射剂量,可能会使患者产生次生恶变<sup>[5]</sup>。因此亟需一种方法,能够在放疗过程中预测病患呼吸循环中任意时刻下肺部的变形情况,减少放射治疗过程中对计算机断层扫描(computed tomography, CT)的依赖,从而进一步提高放疗的精准性和安全性。该方法基于医学影像对肺组织进行3D图形建模,运用动力学建模理论研究肺三维结构的运动形式及力学特性,以及对于肺在完整呼吸循环中的瞬态变形预测。

在肺三维建模研究领域,基于医学影像的计算机三维建模是一种重要的技术,用于模拟和分析人体软组织结构和功能,其中CT扫描是医院中常见的影像技术。Koetzier等<sup>[6]</sup>分析了CT图像重建技术的发展,提出了基于深度学习重建(deep learning reconstruction, DLR)技术原理和临床应用。然而传统CT扫描只能提供人体组织的静态图像,无法根据单组CT影像捕捉呼吸运动过程。基于四维计算机断层扫描(four-dimensional computed tomography, 4DCT)的肺三维重建是一种更为先进的医学影像技术,它能够在三维空间上增加时间维度,捕捉和重建肺部结构在呼吸周期中的动态变化,例如He等<sup>[7]</sup>使用贝叶斯模型进行螺旋模式肺部4DCT重建。此外还有基于磁共振成像(magnetic resonance imaging, MRI)的三维建模技术<sup>[8]</sup>,MRI在软组织对比方面表现优异,有助于区分不同的肺部组织。但是相比于CT,MRI扫描时间更长,可能导致运动伪影。电阻抗层析成像(electrical impedance tomography, EIT)<sup>[9]</sup>是近年来发展起来的一种新型无损成像技术,但其存在的非线性和不稳定性也限制了临床应用。上述研究能够通过医学影像构建人体组织的几何模型,但为深入研究人体软组织的动态特性,还需建立其动态物理模型<sup>[10]</sup>。

人体软组织建模经历了从几何模型到物理模型的不断改进,但因其独特的生物力学特性,使得其建模极具挑战性。目前,软组织建模的主要方法是有限元法和质点弹簧方法。其中,有限元法能够模拟复杂的几何形状和物理行为,包括非线性、各向异性和大变形。相比于质点弹簧模型,有限元法需要更多的计算资源和理论构建时间。质点弹簧法相对简单,具有计算速度快和适合实时模拟的优点。但如何用简化的弹性结构正确捕捉和反映软组织的真实物理特性,需要深入研究。自Ishikawa等<sup>[11]</sup>的早期工作以来,质点弹簧模型已经成为医学可变形体建模的一种常见方法。Liu等<sup>[12]</sup>通过优化质点弹簧模型的拓扑结构,提高了质点弹簧模型对软组织各向异性的拟合能力,使模型能够根据虚拟体弹簧的伸长率拟合心脏

软组织的蠕变和松弛特性。还有研究将有限元法与质点弹簧结构相结合,Zhang等<sup>[13]</sup>使用有限元和质量弹簧方法从软组织的物理特性中获取CellNN的细胞参数,以实现在虚拟手术中准确模拟病变组织并构建异质软组织变形模型。

在建立物理模型的基础上,对软组织进行变形预测非常关键。Lei等<sup>[14]</sup>采用基于Kriging的方法对软组织在针刺作用下的变形进行建模,以平衡变形反馈的精度和效率。Tabatabaei等<sup>[15]</sup>将运动方程与非整数阶粘弹性应力-应变行为模型结合起来,形成一组偏微分方程,作为多维组织力-位移关系的模型。Tang等<sup>[16]</sup>采用有限元方法表征软组织的弹性行为,并从软组织固有动力学得出的互补位移以模拟软组织变形中的生理运动。上述软组织建模大都是在外力作用下对软组织变形的预测,是为实现虚拟手术而进行的,而针对人体器官在呼吸运动的作用下产生的变形建模很少见到文献报道。然而,对呼吸运动引起的肺变形进行建模可帮助医师在放疗前获取患者病灶的物理信息;在放疗中,根据肺变形预测方法,通过监测呼吸可得到患者在呼吸循环中任意时刻肺部肿瘤的空间坐标信息,实现对患者的肺部肿瘤运动的实时预测,进而引导放疗补偿机构,例如机械臂式治疗床、Cyber Knife设备<sup>[17]</sup>等,进行运动补偿,达到肺部肿瘤在空间相对静止的目的,最大限度减少放疗过程中基于CT的图像引导带给患者的额外辐射剂量。

本课题组<sup>[18]</sup>利用CT图像完成了肺部外形还原,得到了肺部随呼吸的变形运动规律,设计了单腔体仿肺软体机器人,并通过仿真和实验研究了其变形规律。本文在此基础上建立了一种基于无质量弹簧结构的肺组织变形模型,该方法运用无质量的拉伸弹簧矩阵模拟肺部柔性体在呼吸运动中的变形与力学特性,将肺的相对坐标位置等效为肺内固结点和若干位于肺壁表面的力作用点。从肺固结点位置散射出的定向弹簧阵列结构连接表面力作用点。将每个作用点处由跨肺压引发的形变驱动力等效为该点处弹簧作用单元的拉伸弹力,通过对每个弹簧单元的刚度的设定,表征肺部各位置的形变幅度。在此基础上提出了一种肺部变形预测方法,该方法基于CT影像建立无质量弹簧模型,根据潮气量、肺内压、气道压等呼吸力学指标确定弹簧系统的刚度参数,推导出肺形变量与潮气量的关联。

本文旨在常规医疗条件下,建立基于无质量弹簧结构的肺部变形动力学模型,并提供一种可复现的高适用性建模方法,以实现对于肺部在呼吸循环中的形变的实时预测,并为提高精准放疗的精确度和安全性与后续肿瘤位移补偿研究提供理论和方法支撑。

## 1 基于无质量弹簧结构的肺部建模

### 1.1 自主呼吸肺变形机理

肺位于胸廓壁、膈肌(胸腔底壁)上表面和纵隔两侧面等所围成的密封胸腔内(正常情况无气体进入),壁胸膜和肺胸膜围成的胸膜腔包围着肺部。肺部变形动力学相关的医学研究表明,由于肺本身没有肌肉,肺部自主呼吸运动需要在膈肌和肋间肌的帮助下完成<sup>[19]</sup>,如图 1 所示。

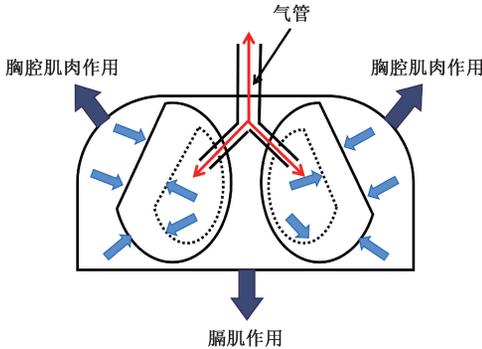


图 1 自主呼吸肺部动力学模型示意图

Fig. 1 Diagram of pulmonary dynamics model for spontaneous respiration

当人体进行吸气时,肋间外肌会收缩,使得肋骨向上和向外移动,从而扩大胸腔的前后和左右间距。同时,膈肌也会收缩,导致横膈下降,这进一步增加了胸腔的容积。由于胸腔整体扩张,胸腔内的压力相对减小,低于外界的大气压。这种压力差促使空气流入肺部,完成吸气过程。而当人体平静呼气时,呼吸肌不参与工作,膈肌在腹部压力作用下逐渐松弛,肋骨在重力作用下收缩,使得胸腔容积减小,胸腔压力增大,空气在压差作用下由肺内排出。

基于以上原理,建立了人体肺部呼吸的动力学方程<sup>[20]</sup>如下:

$$R \frac{dV}{dt} + \frac{V}{C} = -P_{pl} \quad (1)$$

式中: $R$ 为呼吸系统阻力; $V$ 为肺容积; $C$ 为呼吸系统顺应性; $P_{pl}$ 为胸膜腔压力。

自主呼吸时,胸膜腔内压和肺内压均为负压,且自主呼吸时涉及多肌肉间耦合作用,可以看作柔性多体耦合动力学问题,在力学模型建立、形变量计算方法方面难度都极高。

### 1.2 机械通气肺变形机理

除自主呼吸外,另有一种广泛应用于呼吸窘迫综合征与呼吸功能衰竭患者群体的通气供氧方式,即机械通

气。机械通气利用以呼吸机为主的机械装置,将加压空气压入肺内。此时肺内压高于外界大气压,当机械装置暂停工作后,肺内空气逐渐向外排除最终达到气压平衡。

针对机械通气,张玉欣等<sup>[21]</sup>和 Kanae 等<sup>[22]</sup>提出无自主呼吸病人机械通气时二阶非线性常微分呼吸方程:

$$P_{aw}(t) + a\dot{P}_{aw}(t) = f_E(V)V(t) + r_1\dot{V}(t) + r_2|F(t)|F(t) + b\dot{F}(t) + P_{eea} + e(t) \quad (2)$$

式中: $P_{aw}(t)$ 、 $V(t)$ 和 $F(t)$ 分别为呼吸机管道末端测得的气道压力、潮气量和气体流量; $f_E(V)$ 为肺弹性系数; $f_E(V)V(t)$ 为肺内压; $P_{eea}$ 为呼吸末端肺泡压力; $e(t)$ 为误差值;其余参数为常系数。

机械通气呼吸模型在呼吸循环中始终保持肺内压为正压,且肺部变形的力学关系较为清晰明了,并可在一定程度上对力学模型作进一步简化:在平衡时刻,肺壁所受的内外压力差在数值上近似等于肺的弹性阻力,肺弹性阻力由肺自身的弹性组织和肺泡的表面张力构成,并不涉及复杂的肌肉运动。此外,潮气量、气道压强等机械通气呼吸力学参数均可通过现代常规医学手段进行获取。综合以上所述的优点,本文建立机械通气模型,通过计算正压通气下仿肺模型的形变,对相近呼吸条件下的肺部自主呼吸形变进行预测。

### 1.3 肺变形建模

根据肺部的特殊结构与变形特性,基于机械通气肺变形机理,建立一种无质量弹簧模型如图 2 所示。将肺部看作两层结构,内部的肺泡、气管等肺内组织与肺外壁不接触,与肺壁的形变无直接关联,因此可简化为一个固定点,用 $O$ 表示,弹簧矩阵的每一个弹簧都固结于点 $O$ 。

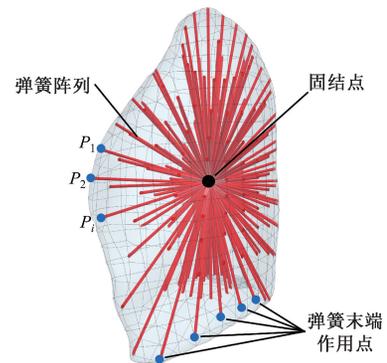


图 2 肺无质量弹簧结构模型

Fig. 2 Model of lung with massless spring mechanism

当肺部处于呼气末时刻,机械装置工作暂停,肺内压 $P_{in}$ 与外界大气压相等,肺内气体量等于功能残气量(functional residual capacity, FRC),此时也是肺容积在正常呼吸循环中最小的时刻,肺部软组织没有应力与形变。因此将呼气末时刻设定为弹簧阵列的初始状态,即所有弹簧单元处于未拉伸或未压缩的原始长度。当开始向肺

内通入空气时,即模拟人体吸气状态时,肺内压逐渐升高。在通气瞬态下,肺内压高于外界大气压,肺壁会受到内部正压力,此时弹簧受拉力,逐渐拉伸至平衡位置,弹簧的弹力与形变量关系满足胡克定律。弹簧阵列在呼吸循环中任意时刻的形变量矩阵即可表征肺部在该时刻各矢量方向的变形数据。

将每个呼吸循环划分为  $n$  个时相,并将每个时相的肺壁划分为  $m$  个等面积微元,如图3所示。则肺壁微元面积矩阵可表示为:

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} \mathbf{S}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{S}_j \\ \vdots \\ \mathbf{S}_n \end{bmatrix}_{n \times m} \quad (3)$$

式中:  $\mathbf{S}_j = [s_i \ \cdots \ s_i \ \cdots \ s_i]_{1 \times m}$  为第  $i$  个时相的面积微元矩阵,  $s_i$  为第  $i$  个时相下每个面积微元的面积,且有  $s_1 = s_2 = s_i = \cdots = s_m$ 。

在肺内固结点和肺壁间建立一组散射状定向拉伸弹簧,每个面积微元的中心点即是对应弹簧作用单元的弹簧力作用点,记作  $M_j$ 。由  $m$  个拉伸弹簧构成的弹簧矩阵表示为:

$$\mathbf{K} = [k_1 \ \cdots \ k_j \ \cdots \ k_m]_{1 \times m} \quad (4)$$

式中:  $k_j$  为第  $j$  个弹簧的刚度,第  $j$  个弹簧的作用矢量为  $O-M_j$  的射线方向,记为  $\mathbf{r}_j$ ,第  $j$  个弹簧作用矢量与模型外曲面在作用点  $M_j$  位置的法向量形成的夹角为  $\theta_j$ 。运用弹簧阵列的弹性特性模拟肺膜与肺壁软组织的柔性特性。

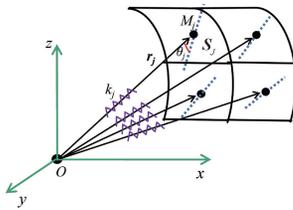


图3 无质量弹簧作用单元结构示意图

Fig. 3 Structure diagram of massless spring action unit

模型内外压差矩阵表示为:

$$\mathbf{P}_{in} = \begin{bmatrix} P_1 & & & & \\ & \ddots & & & \\ & & P_i & & \\ & & & \ddots & \\ & & & & P_n \end{bmatrix}_{n \times n} \quad (5)$$

式中:  $P_i$  为第  $i$  个时相下的压强。

弹簧单元作用角度矩阵表示为:

$$\boldsymbol{\Theta} = \begin{bmatrix} \cos \theta_1 & & & & \\ & \ddots & & & \\ & & \cos \theta_j & & \\ & & & \ddots & \\ & & & & \cos \theta_m \end{bmatrix}_{m \times m} \quad (6)$$

弹簧型变量随时相和位置变化,可用矩阵表示为:

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1j} & \cdots & x_{1m} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{i1} & \cdots & x_{ij} & \cdots & x_{im} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & \cdots & x_{nj} & \cdots & x_{nm} \end{bmatrix}_{n \times m} \quad (7)$$

弹簧阵列的平衡公式可以表示为:

$$\mathbf{P}_{in} \mathbf{S} = \mathbf{X} \mathbf{K} \boldsymbol{\Theta} \quad (8)$$

当把所有弹簧看做整体,可以得出第  $i$  个时相下各矩阵元素的计算公式:

$$(P_i - P_{ex}) S_i = \sum_{j=1}^m k_j x_{ij} \cos \theta_j \quad (9)$$

式中:  $P_{ex}$  为肺外体表压,其数值上以常压为参考基准时为0;  $S_i$  为第  $i$  个时相下肺壁内表面积,  $S_i = m s_i$ 。

当肺内压一定时,即处于某一呼吸瞬态时,由于肺内压力作用分布均匀,因此每个肺壁微元所受压力相等,所有方向的弹簧的拉力也相等,式(9)变换为:

$$\begin{cases} E = m k_j x_{ij} \cos \theta_j \\ (P_i - P_{ex}) S_i = m k_j x_{ij} \cos \theta_j \end{cases} \quad (10)$$

式中:  $E$  为弹簧阵列的弹力作用总和,在数值上与肺通气模型由内向外的压力相等。

## 2 肺部模型变形预测方法

人体深吸气后肺内所含气体量称为肺总量 (total lung capacity, TLC),呼气后肺脏所含的气量即为功能残气量,平静呼吸时每次吸入或呼出的气量称为潮气量 (tidal volume, TV)。正常情况下人体功能残气量的数值约等于肺总量的40%~60%,潮气量约为肺总量的10%,如图4所示。在人体平静呼吸循环中,潮气量曲线变化平稳且在呼气和吸气阶段呈现单调变化趋势,潮气量可在常规医疗条件下实现实时监测。基于以上因素,实时潮气量数据在医学上可以用作表征呼吸循环中的呼吸时相。因此,建立实时潮气量与弹簧阵列形变量的关联,对每个病例建立无质量弹簧模型,即可获得有效的肺部变形预测方法。

由于患者在接受放射治疗时处于平稳的正常呼吸状态,因此可以将平静呼吸时肺部形变范围作为弹簧矩阵的主要变形范围。这两种时刻的CT图像,并将这两种状态分别称为平静呼气极限与平静吸气极限。

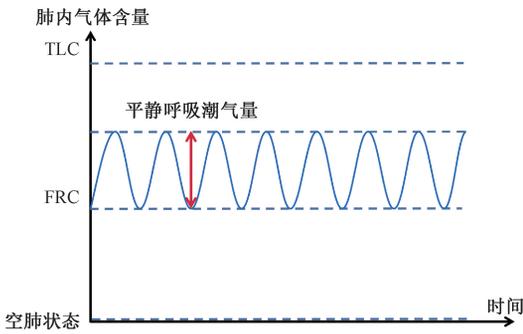


图 4 平静呼吸状态肺内气体含量曲线

Fig. 4 Lung gas volume curve during calm breathing

为简化计算,对式(10)做如下假设。

1) 模型内气压在任意时刻分布均匀,即在任意时刻下肺壁各位置处受到的压力相同。基于该假设,同一时刻弹簧阵列中所有弹簧的拉力相同。在相同呼吸时相时, $E$  为恒定值。

2) 弹簧拉力作用角度不随形状的变化而改变。由于平静呼吸时潮气量约占肺总量的 10%,因此肺部整体形变并不剧烈,在进行变形预测时,拉力作用角度的微量变化可忽略不考虑。

因此,对于每个弹簧单元,其刚度  $k_j$  与伸长形变量  $x_{ij}$  的乘积在某呼吸时相下为固定值  $\lambda$ ,用公式表示为:

$$k_j x_{ij} = E / \cos \theta_j = \lambda \quad (11)$$

因此对于  $k_j$  和  $x_{ij}$ ,若可以输入各个弹簧在某工作区间内的形变量,即可求出弹簧阵列中各弹簧单元的刚度数量关系。 $x_{ij}$  可以通过两组极限状态影像对比测量求出。

参量  $\lambda$  的值通过式(9)确定,当通过呼吸力学原理与医学监测技术获得肺内压数据、潮气量和呼吸时相的关联时,即可求出  $\lambda$  关于潮气量(呼吸时相)的变化曲线,实现从潮气量到弹簧矩阵形变量的关联。

### 1) 基于 CT 影像的肺三维建模

为实现肺部变形的动态预测,需要平静呼吸时两种极限状态下的肺部 CT 影像作为建模基础。定义呼气极限(exhalation limit, EL)状态和吸气极限(inspiratory limit, IL)状态,如图 5 所示。呼气极限状态为正常呼吸(呼吸幅度适中,频率均匀)时,人体最大程度呼出气体,至肺内气体含量为功能残气量时肺所处的状态;吸气极限状态为正常呼吸时,人体最大程度吸入气体时肺所处的状态。

器官运动产生的噪声和伪影、灰度值变化、几何信息畸变、细节损失等不利影响,使得 CT 图像的部分信息减少甚至出现错误。因此,在三维建模之前,需要对 CT 影像集进行图像去噪、断层间插值等预处理操作。断层间插值<sup>[23]</sup>是针对图像缺失或伪像等问题,使用数学算法来

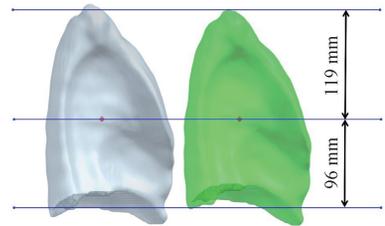


图 5 呼气极限与吸气极限对比

Fig. 5 Comparison of exhalation limit and inspiratory limit

填补断层图像之间数据空缺的一种技术手段。

使用 3D-Slicer 医学影像处理软件对预处理后 CT 图像中的有效部位进行分割提取,将 CT 图像中的有效图像区域根据像素特征分为左肺、右肺、气管、支气管、肺结节点和人体其余组织。在建立肺部变形预测模型时,可以忽略气管与支气管、结节点以及其余组织,仅保留左右双肺。经初步处理后,双肺模型留有摘除气管后的空缺,需要进行填补使得模型构成完整三维曲面,如图 6 所示。

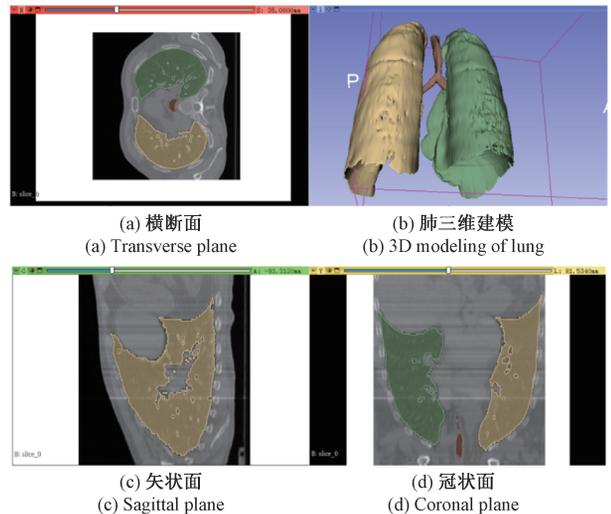


图 6 基于 3D-Slicer 的肺部 CT 分割与建模

Fig. 6 CT segmentation and modeling of lung based on 3D-slicer

使用 NX 软件对通过 CT 建模而所得的三维模型进行计算分析,可以得出每个时相的肺组织模型的容积与表面积。

### 2) 三维模型网格划分

对 EL 状态与 IL 状态的三维肺部模型进行网格划分。肺部外形轮廓为连续可变形曲面,且部分位置变形幅度和曲率较大,三角形网格能更细腻地表示曲面形状,因此网格的拓扑模型采用三角形面网格。面网格常用以描述柔性体的外部轮廓,与本模型中使用无质量弹簧阵列结构模拟肺外壁的形态的目的相吻合。设定网格大小后,计算生成的网格节点坐标即标定为模型的弹簧末端

作用点坐标,如图7所示。



图7 肺模型网格划分与作用点标定

Fig.7 Mesh division and action point calibration of the lung model

以固结点为起点,计算每条弹簧由呼气极限至吸气极限的形变量。当所有弹簧单元的形变量已知时,可计算得到所有弹簧的刚度系数为:

$$k_1 = \frac{x_{2j}}{x_{1j}} k_2 = \dots = \frac{x_{ij}}{x_{lj}} k_j = \frac{\lambda}{x_{lj}} \quad (12)$$

### 3) 计算弹簧阵列的刚度

对于肺内压  $P_{in}$  的计算,使用压力容积曲线中的数值拟合方法<sup>[24]</sup>,用 Sigmoid 函数实现,肺容积拟合表达式为:

$$V = a + \left[ \frac{b}{1 + e^{-\frac{(P_{in}-c)}{d}}} \right] \quad (13)$$

式中:  $V$  为肺容积,  $P_{in}$  为肺内压,第  $i$  个时相下  $P_{in} = P_i$ ;  $a$ 、 $b$ 、 $c$ 、 $d$  为待定常数。其中,  $a$  的值对应曲线下极限,通常为 0;  $a+b$  的值对应曲线的上极限,当  $a=0$  时,  $b$  数值上等于最大肺容积;  $c$  为曲线中心对称中点的横坐标;  $d$  取值为 4。待定常数  $b$  与  $c$  涉及最大肺容量和呼吸系统顺应性的关联应用。

根据式(9)拟合的肺部压力体积 (pressure volume, PV) 曲线如图8所示。

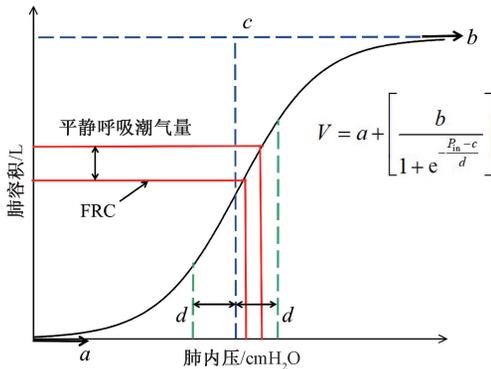


图8 Sigmoid 函数拟合的肺部 PV 曲线

Fig.8 PV curve of lung fitted by the sigmoid function

根据 Stocks 等<sup>[25]</sup>提出的成年男性和成年女性人体功能残气量与肺总量的百分比计算公式分别表示为

式(14)和(15)。

男性:

$$\frac{FRC}{TCL} \times 100\% = \frac{43.8 + 0.21A}{100} \times 100\% \quad (14)$$

女性:

$$\frac{FRC}{TCL} \times 100\% = \frac{45.1 + 0.16A}{100} \times 100\% \quad (15)$$

式中:  $A$  为年龄。

分别定义  $V_{EL}$  为三维模型计算得到的呼气末状态肺容积,  $V_{IL}$  为三维模型计算得到的吸气末状态肺容积。

因此参数  $b$  的计算公式可以表示为:

$$b = V_{EL} \times \frac{TCL}{FRC} \quad (16)$$

呼吸力学中的顺应性 (compliance,  $C$ ) 是指在呼吸过程中,肺和胸壁的弹性特性。顺应性是描述肺组织和胸壁在压力作用下发生形变的能力。具体来说,它是指在一定压力范围内,肺和胸壁每单位压力变化所能引起的容积变化,顺应性表示为:

$$C = \frac{\Delta V}{\Delta P} \quad (17)$$

式中:  $\Delta V$  为肺容积变化量;  $\Delta P$  为肺内单位压力变化量。

人体呼吸系统顺应性  $C_{RS}$  由胸廓顺应性  $C_{CW}$  和肺顺应性  $C_L$  组成,顺应性是指单位压力引起肺容积的变化大小,反应肺扩张的难易程度,数值上为呼吸系统弹力的倒数,3种顺应性有如下关系:

$$\frac{1}{C_{RS}} = \frac{1}{C_{CW}} + \frac{1}{C_L} \quad (18)$$

通常状态下,人体胸廓顺应性  $C_{CW}$  与肺顺应性  $C_L$  数值均为 0.2 L/cmH<sub>2</sub>O,因此呼吸系统顺应性取恒定值 0.1 L/cmH<sub>2</sub>O。由此,参数  $c$  的计算公式可表示为:

$$c = \frac{TCL}{2C_{RS}} \quad (19)$$

将  $V_{EL}$  和  $V_{IL}$  代入式(13),可以得到呼气末肺内压  $P_{in(EL)}$  和吸气末肺内压  $P_{in(IL)}$  的值。为了与模型在物理层面有更高的契合度,即 IL 状态下对应模型内压力为 0,可以将图8曲线左移,将  $P_{in(IL)}$  作为横轴为 0 的位置,式(13)修正为:

$$V = a + \left[ \frac{b}{1 + e^{-\frac{(P_{in}-c+P_{FRC})}{d}}} \right] \quad (20)$$

由此得到实时潮气量与肺内压的函数关系,将  $P_{in(EL)}$  和  $P_{in(IL)}$  代入式(10),即可计算得刚度矩阵  $K$  中所有元素的值。根据式(20)得到肺部模型 PV 曲线如图9所示。

### 4) 计算模型内表面积

此时,式(9)中仅剩下最后一个未知量,即表面积  $S_i$ 。由于在平静呼吸时人体肺内压约为  $-5 \sim 5$  cmH<sub>2</sub>O,在

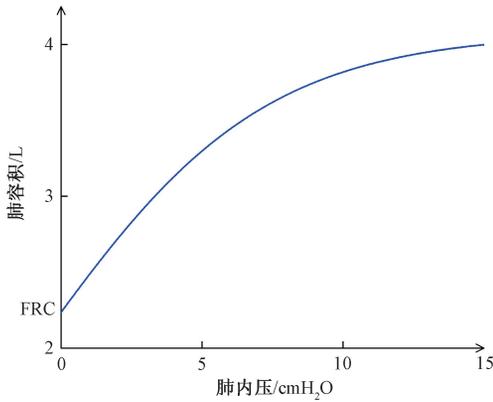


图 9 肺部模型 PV 曲线

Fig. 9 PV curve of the lung model

压强较小条件下,肺部的表面积变化与潮气量变化基本呈线性。因此可以通过输入 EL 和 IL 状态表面积和潮气量数据生成左肺与右肺各一个表面积关于潮气量的一次函数表达式,分别记作  $S_L(V_T)$  和  $S_R(V_T)$ 。

至此,式(9)中第  $i$  时相下的肺内压  $P_i$  与表面积  $S_i$  实现与潮气量  $V_T$  的函数关联,所有弹簧作用单元的刚度与作用角度已完成赋值计算。此时输入病患的实时潮气量,即可通过式(9)计算出双肺模型在各弹簧作用方向的形变量。

### 3 实验及数据分析

本文的验证实验案例选择来自 EMORY 大学医学院癌症研究中心,下载于开源医学数据网站 (<http://www.dir-lab.com>) 的 4DCT 影像集 Case3<sup>[26-27]</sup>。4DCT 技术可以通过多次连续扫描,侦测和记录呼吸过程中肺部的运动变化。实验引入 4DCT 技术仅用作对于预测方法的验证与评估,并不为预测结果提供依据。该影像集将单次呼吸循环分为 0~9 共计 10 个时相,其中 0 时相下的 CT 图对应吸气末 IL 状态,5 时相对应呼吸末 EL 状态。实验将 4DCT 影像中的 0 时相与 5 时相两组图像作为模拟常规 CT 条件下的呼吸极限状态图像输入数据与肺建模基准。由于缺乏实验案例的对应实时潮气量变化数据,实验将用 4DCT 影像信息拟合肺容积变化曲线,并转化为实时潮气量变化曲线,再使用本文肺变形预测方法,得到肺模型任意呼吸时相下的变形数据。随后将 4DCT 影像集中其余 8 个呼吸时相下的预测数据与影像测算变形数据进行对比,从而评估本研究提出的预测方法的准确性。实验结果表明,本文预测形变量随潮气量变化数据曲线与影像中肺部变形-呼吸时相曲线变化趋势基本吻合。

### 3.1 计算弹簧刚度

首先对 4DCT 影像集进行处理,对每个时相的图像进行分割处理,随后由 CT 影像得到 10 个时相下左肺与右肺共计 20 个的三维模型,通过交互式 CAD/CAM 软件计算得到这 20 个三维模型的容积与表面积信息,所得数据如表 1 所示。

表 1 各时相下双肺三维模型体积与表面积数据

Table 1 Volume and surface area data of the bilateral 3D lung models at different phases

时相	体积/mm <sup>3</sup>		表面积/mm <sup>2</sup>	
	左肺	右肺	左肺	右肺
0	1 167 863	1 367 325	80 312	82 785
1	1 132 970	1 323 780	78 831	81 851
2	1 092 487	1 275 330	77 251	79 974
3	1 071 045	1 246 100	76 316	78 918
4	1 054 543	1 211 549	75 850	78 219
5	1 038 640	1 162 461	75 053	75 998
6	1 050 067	1 222 030	75 435	78 781
7	1 085 031	1 240 963	76 647	79 765
8	1 115 439	1 303 943	78 033	80 729
9	1 148 992	1 345 243	79 524	82 112

实验采用 MATLAB 软件平台,通过由 MATLAB. app 设计工具自主开发的肺部点云计算软件实现测试参数的批量化、矩阵化计算,其交互界面如图 10 所示。

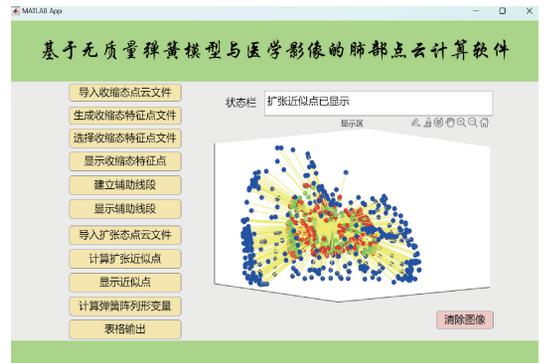


图 10 MATLAB 肺部点云计算软件

Fig. 10 MATLAB app for lung point cloud calculation

测试中选取 IL 状态点云中高斯曲率最大的 400 个弹簧末端作用点进行模拟仿真,高斯曲率公式为:

$$K'_{GC} = \frac{z_{xx}z_{yy} - z_{xy}z_{yx}}{(z_x^2 + z_y^2 + 1)^2} \quad (21)$$

式中: $z_{xx}$ 、 $z_{yy}$ 、 $z_{xy}$ 、 $z_{yx}$ 、 $z_x$ 、 $z_y$  分别为  $z$  的二阶偏导数和一阶偏导数,高斯曲率大的点表明该点位置的曲面特征明显。

用  $M_j$  表示特征点,其中下标  $j$  为特征点的序号,将中心固结点连接所有特征点,构建弹簧阵列。将 EL 状态与 IL 状态的三维模型的中心固结点置于绝对坐标系原点,将中心固结点到曲面特征点的矢量方向延长。与 EL 状态的模型交点设为  $N_j$ 。

表 2 基于 MATLAB 的参量信息

Table 2 Parametric information based on MATLAB

参量	左肺		右肺	
	数组名称	数组容量	数组名称	数组容量
IL 点云(输入)	$M_L$	13 911	$M_R$	14 654
IL 特征点(待求)	$M_{Ij}$	400	$M_{Rj}$	400
EL 点云(输入)	$N_L$	14 927	$N_R$	15 356
曲面交点(待求)	$C_{Ij}$	400	$C_{Rj}$	400
作用角(待求)	$\theta_{Ij}$	400	$\theta_{Rj}$	400
伸长量(待求)	$x_{Ij}$	400	$x_{Rj}$	400

试验需要分别对左右双肺的待求参量进行计算,为了对三维模型的空间位置数据进行高效的程序化处理,将 EL 状态与 IL 状态的节点位置信息组合为空间点云数据,输入 MATLAB 软件,各参量信息如表 2 所示。将 IL 状态的特征点命名为  $M_j$ ,对 IL 状态点云从内部固结点  $O$  位置向 400 个 IL 状态肺壁特征点位置作一条射线。在点  $N$  集中寻找与射线  $OM_j$  空间距离最近的 6 个点,使用 poly22 函数对这 6 个点的坐标进行二次多项式曲面拟合,拟合为一个空间曲面  $S_i$ ;再求解射线  $OM_j$  与拟合曲面的交点设为  $C_j$ ,线段  $M_jC_j$  的长度即为该方向弹簧单元的在正常呼吸循环中的极限伸长量  $x_j$ 。此外,用 diff 函数计算曲面  $S_j$  的法向量后,再使用 acos 函数即可求出射线  $OM_j$  与曲面法向量的夹角,并用 radtodeg 函数将夹角转化为角度制,以上所述的数据处理及曲面拟合空间示意图如图 11 所示。

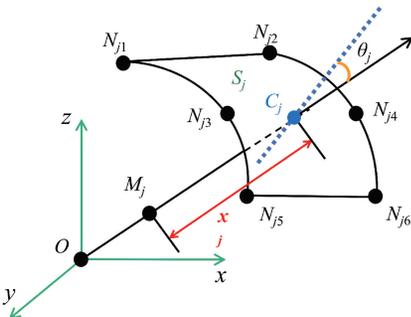


图 11 点云数据处理与曲面拟合示意图

Fig. 11 Illustration of point cloud data processing and surface fitting

### 3.2 呼吸力学参数计算

#### 1) 潮气量

本文提出的预测方法是在常规的医疗条件下,通过医疗设备获取实时潮气量数据。而仿真案例没有记录实时潮气量数据,因此需要通过医学大数据样本拟合出人体潮气量对应呼吸时相的曲线。通过对 Guy 等<sup>[28]</sup>提出的持续气道正压通气(continuous positive airway pressure, CPAP)治疗下成人呼吸数据收集,呼吸末零压状态(即通气装置不做干预的情况下)下平静呼吸的 30 组测试案例进行数据整合和处理,得到的潮气量关于呼吸时相的数据曲线如图 12 所示。

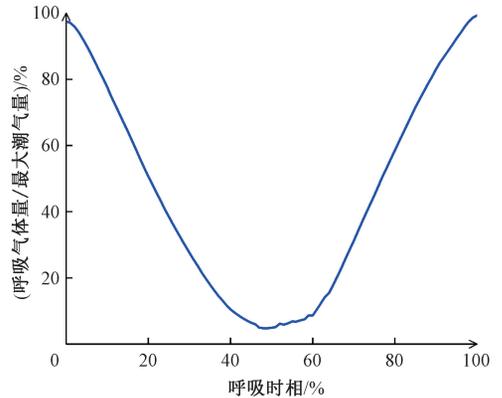


图 12 大样本案例下呼吸时相-潮气量对应曲线  
Fig. 12 Respiratory phase- tidal volume corresponding curve in large sample cases

根据曲线数据,将测试中的 10 个呼吸时相对应的数据带入,通过计算得到各时相下的潮气量和肺容积数据,如表 3 所示。

表 3 单次呼吸循环中各时相下潮气量与肺容积数据  
Table 3 Data of tidal volume and lung volume at different phases in a single respiratory cycle

呼吸时相	呼吸气体量 / 最大潮气量/L	潮气量/L	肺容积/L
0	0.993 0	0.296 7	2.533 1
1	0.776 3	0.232 0	2.468 3
2	0.507 3	0.151 6	2.388 0
3	0.276 1	0.082 5	2.318 9
4	0.104 9	0.031 4	2.267 7
5	0.049 5	0.014 8	2.251 2
6	0.086 5	0.025 8	2.262 2
7	0.312 1	0.093 3	2.329 6
8	0.585 0	0.174 9	2.411 2
9	0.829 6	0.247 9	2.484 2

2) 肺内压

该案例患者为 61 岁女性, 根据式 (15), FRC/TLC 百分比计算结果为 54.1%, 即该患者平静呼吸时的功能残气量约占肺总量的 54.1%; 具体功能残气量为 2.236 4 L, 肺总量为 4.076 5 L; 呼吸系统顺应性代入人体标准值 0.1 L/cmH<sub>2</sub>O。以上数据代入式 (16) 和 (18), 求得待定系数分别为  $a=0, b=4.076 5, c=20.382 5, d=4$ 。

表 4 各呼吸时相下气道压强数据

Table 4 Airway pressure data at each respiratory phase

时相	气道压强/(cmH <sub>2</sub> O)	等效压强/(cmH <sub>2</sub> O)	等效压强/Pa
0	22.341 8	1.181 8	115.895 0
1	22.096 3	0.936 3	91.819 7
2	21.768 8	0.608 8	59.702 9
3	21.490 9	0.330 9	32.450 2
4	21.287 0	0.127 0	12.454 4
5	21.221 3	0.061 3	6.011 5
6	21.265 1	0.105 1	10.306 8
7	21.534 0	0.374 0	36.676 9
8	21.862 8	0.702 8	68.921 1
9	22.161 8	1.001 8	98.243 0

3.3 模型内表面积计算

双肺各呼吸时相下的表面积预测值, 可通过两极限状态下双肺表面积测量值拟合线性表达式求出, 其变化曲线如图 13 所示, 其中左肺表面积拟合函数为:

$$S_L = 17\ 788V_T + 74\ 932 \quad (22)$$

右肺表面积拟合函数为:

$$S_R = 16\ 172V_T + 77\ 854 \quad (23)$$

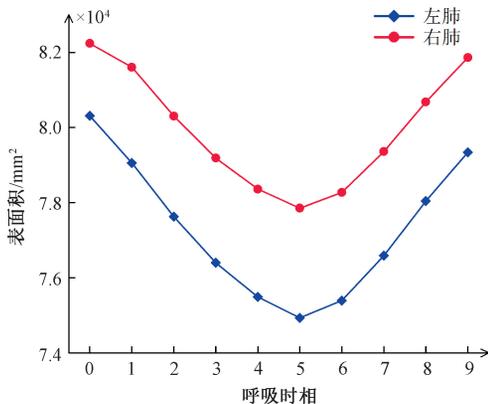


图 13 各呼吸时相下双肺模型内表面积变化曲线

Fig. 13 Variation curve of internal surface area of double lung model at different respiratory phases

3.4 实验数据分析

至此, 已完成式 (9) 左项的肺内压和双肺表面积在 10 个时相下的数值计算, 且右项中弹簧阵列刚度矩阵中各元素间的数量比关系已知, 可将数据全部带入得到单次呼吸循环中 10 个时相下双肺模型弹簧阵列的所有预测形变量。

随后通过相同的方法从 4DCT 影像集提取除 EL 和 IL 状态外其余 8 个中间时相下双肺的三维模型, 将每个弹簧矢量方向的模型预测形变量 (简称为预测量) 与对应的影像测量形变量 (简称为观测量) 进行对比。

基于以上获得的数据, 对本文提出的变形预测方法的正确性及精确度进行两方面的验证。

1) 验证变形预测方法的预测结果在各呼吸时相下与真实影像测算数据的吻合程度。

2) 验证某时刻下, 双肺不同部位的变形预测情况。

实验的统计分析环节, 引入 4 种数学量度, 分别为均方根差 (root mean squared error, RMSE)<sup>[29]</sup>、决定系数 (coefficient of determination, R<sup>2</sup>)<sup>[30]</sup>、平均绝对误差 (mean absolute error, MAE)<sup>[31]</sup> 和平均绝对偏差 (mean absolute deviation, MAD)<sup>[32]</sup>。这 4 种量度的表达式如下:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (24)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (25)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n |\hat{y}_i - y_i| \quad (26)$$

$$MAD = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n |y_i - \bar{y}| \quad (27)$$

式中:  $y_i$  均为通过 4DCT 影像观测计算的实际位移;  $\hat{y}_i$  为通过本文建模及预测理论计算所得的预测值;  $\bar{y}$  为通过 4DCT 影像观测计算的位移均值。其中 RMSE 衡量了模型预测值与实际值之间的平均偏差的平方根, 对于异常值更敏感, 但可以更好地反映预测误差的分布情况; R<sup>2</sup> 衡量了模型对数据方差的解释程度, 值越接近 1 表示模型拟合得越好; MAE 对异常值不敏感, 更加稳健, 因为它只考虑了绝对误差的平均值, 适合评估模型的整体性能, 通过以上 3 种量度对预测模型进行综合评定。此外 MAD 是所有单个观测值与算术平均值之间偏差绝对值的平均, 其优点在于不会出现正负相抵消的情况, 能够很好描述数据的离散程度。MAD 的计算并不涉及预测值  $\hat{y}_i$ , 其用来表现不同时相和模型区域内观测形变量的离散程度。

对左右肺模型各 400 个特征点位置在吸气末和呼吸

末时相之外的8个时相下的位移量的预测值和CT观测位移量进行数据处理分析后,将数据分布如图14所示。由图14可以看出,该预测模型在各时相下的均方根误差均在1 mm以内,形变量较小的时相的偏差仅在0.1 mm上下。模型的平均绝对误差在引入绝对值放大正负误差的情况下,无1.5四分位距(interquartile range, IQR)范围外的异常值,且均值与中位线接近,约为1.3 mm。考验系统总体稳定性的平均绝对偏差在所有情况下小于0.5 mm。实验结果表明,各时相下左肺模型的平均决定系数为0.937 4,右肺模型为0.954 8,综合决定系数为0.942 1,分布情况如图15所示。

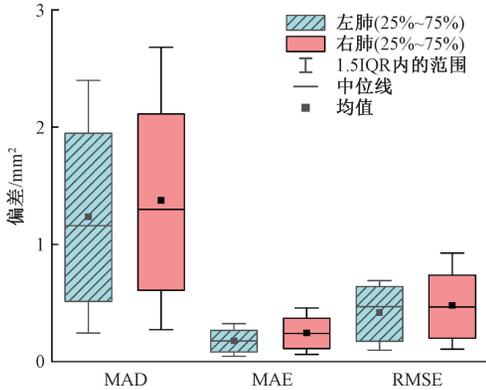


图14 MAD、MAE和RMSE分布

Fig. 14 Distribution graph of MAD、MAE and RMSE

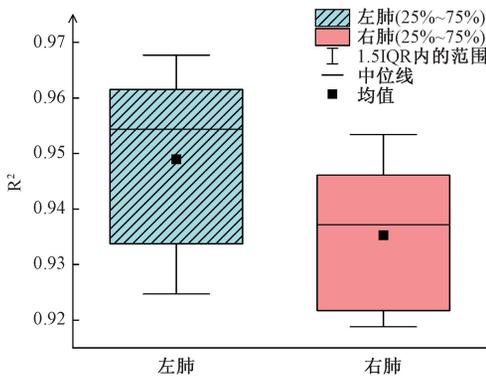


图15  $R^2$ 分布

Fig. 15 Distribution graph of  $R^2$

除了对各时相下模型特征点预测数据的综合计算,还对肺部不同区域变形进行了预测实验。首先根据肺解剖学相关原理<sup>[33]</sup>,将双肺模型按照气管分布情况进行划分。左肺划分为左肺尖、左肺上叶与下叶,右肺划分为右肺上叶、中叶与下叶,如图16所示。实验基于高斯曲率的特征点选取方法在肺顶部选取的特征点数量仅占所有特征点的3%,会因偶然性误差导致该区域内的预测精度下降,因此需引入更多测算单元,将特征点数量补充至所

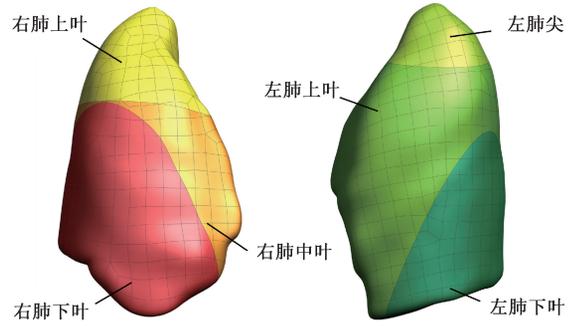


图16 双肺模型区域划分

Fig. 16 Division of double lung model region

有特征点的10%以上。

对单时刻下,位于每一区域内的特征点位移预测情况进行评估,评估形式同样是计算式(19)~(22)的4项概率统计量度,各项数据如表5所示。结果表明,表征真实观测形变量的MAD各区域存在一定的差异,但均小于1 mm<sup>2</sup>,其中肺中下部比顶部的形变离散程度更大。从生理学角度分析,在呼吸运动中,双肺下叶受膈肌影响,而肺中部受肋间肌作用,因而较顶部产生更剧烈的变形幅度,实验数据与该现象相一致。各部位的均方根差约为0.2 mm<sup>2</sup>,平均绝对误差均小于0.2 mm<sup>2</sup>。双肺模型中下区域,以及引入更多测算单元的右肺上叶与左肺肺尖的决定系数均高于0.91。与原始结果相比,引入更多特征点测算单元后,实验中该模型的综合决定系数提升约0.6%,达到0.951 9。

表5 肺部模型各区域的预测误差

Table 5 Prediction errors in different regions of the lung model

部位	RMSE/mm	MAD/mm <sup>2</sup>	MAE/mm <sup>2</sup>	$R^2$
右肺 上叶	0.233 6	0.552 0	0.137 3	0.946 1
右肺 中叶	0.297 5	0.947 3	0.161 7	0.956 5
右肺 下叶	0.193 5	0.675 7	0.115 4	0.951 4
肺尖	0.213 1	0.453 4	0.108 9	0.917 3
左肺 上叶	0.252 5	0.745 2	0.114 1	0.957 8
左肺 下叶	0.195 7	0.729 0	0.112 6	0.961 2

综合实验结果表明,本文提出的模型预测数据与连续影像观测下真实变形趋势相一致,且两者误差在合理范围之内,能够在常规医学条件下准确、高效地预测呼吸运动影响下肺部的变形数据与力学特性。

## 4 结 论

本文针对放射治疗中肺部因呼吸运动引起的变形和

肿瘤位移问题,提出了一种基于无质量弹簧结构的肺部动态建模及变形预测方法。通过分析人体在自主呼吸与机械通气状态下的肺部变形机理,建立了基于无质量弹簧结构的肺组织动态三维物理模型。在此基础上,结合呼吸力学指标,推导出肺形变量与潮气量的对应关系,获得呼吸循环中对任意瞬态肺变形信息的预测方法。最后结合 4DCT 数据,实验验证了模型预测结果与影像观测下实际肺部形变的高度一致性,并通过统计量度全面评估了模型性能。实验结果表明,模型预测方法所得的左肺决定系数为 0.937 4,右肺决定系数为 0.954 8,综合决定系数为 0.942 1。当在左肺肺尖与右肺上叶区域引入更多测算单元以降低抽样误差的影响后,综合决定系数进一步提高至 0.951 9。

尽管本文的预测方法在模拟实验中表现出色,但仍存在一定的优化空间。例如,模型的普适性需要在更多样化的临床案例中进行验证,模型的稳定性也需要在更广泛的呼吸状态下进行测试。此外,随着人工智能和机器学习技术的快速发展,未来研究要考虑将这些技术与本文的方法相结合,以进一步提高预测精度和适应性。

综上所述,本文提出的基于无质量弹簧结构的肺部动态建模及变形预测方法,不仅丰富了肺部变形预测的理论体系,也为提高放射治疗的精准度与安全性提供了有力的技术支持。

## 参考文献

- [ 1 ] SHANG D P, DUAN J H, YIN Y, et al. Impact of different respiratory gating methods on target delineation and a radiotherapy plan for solitary pulmonary tumors[J]. *Cancer Medicine*, 2024,13(10):e7322.
- [ 2 ] WILLMANN J, SIDIQI B, WANG CH Y, et al. Four-dimensional computed tomography-based correlation of respiratory motion of lung tumors with implanted fiducials and an external surrogate [J]. *Advances in Radiation Oncology*, 2022,7(3):100885.
- [ 3 ] XIE L S Q, HE K J, XU D. Adaptive visual saliency feature enhancement of CBCT for image-guided radiotherapy[J]. *Applied Sciences*, 2023,13(8):4675.
- [ 4 ] BARRAL M, CHEVALIER O, CORNELIS F H. Perspectives of cone-beam computed tomography in interventional radiology: Techniques for planning, guidance, and monitoring [J]. *Techniques in Vascular and Interventional Radiology*, 2023,26(3):100912.
- [ 5 ] SANTOS A A, DE FREITAS SILVA B S, CORREIA F F N, et al. Optimizing cone-beam computed tomography exposure for an effective radiation dose and image quality balance [J]. *Imaging Science in Dentistry*, 2024,54(2):159-169.
- [ 6 ] KOETZIER L R, MASTRODICASA D, SZCZYKUTOWICZ T P, et al. Deep learning image reconstruction for CT: Technical principles and clinical prospects[J]. *Radiology*, 2023,306(3):e221257.
- [ 7 ] HE T CH, XUE ZH, NITSCH P L, et al. Helical mode lung 4D-CT reconstruction using Bayesian model [C]. *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention-MICCAI 2013: 16th International Conference*. Berlin Heidelberg: Springer, 2013:33-40.
- [ 8 ] DUAN C H, DENG H, XIAO S, et al. Accelerate gas diffusion-weighted MRI for lung morphometry with deep learning[J]. *European Radiology*, 2022,32:702-713.
- [ 9 ] 王琦,尹鑫铭,李晓捷,等.肺部电阻抗成像电极阵列优化方法研究[J].*电子测量与仪器学报*, 2022,36(6):55-65.  
WANG Q, YIN X M, LI X J, et al. Optimization of electrode array for lung electrical impedance imaging[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2022,36(6):55-65.
- [ 10 ] TANG Y SH, LIU SH, DENG Y R, et al. Construction of force haptic reappearance system based on geomagic touch haptic device[J]. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2020,190:105344.
- [ 11 ] ISHIKAWA T, SERA H, MORISHIMA S, et al. Facial image reconstruction by estimated muscle parameter[C]. *Proceedings Third IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*. IEEE, 1998:342-347.
- [ 12 ] LIU M ZH, ZHANG X, YANG B, et al. Three-dimensional modeling of heart soft tissue motion [J]. *Applied Sciences*, 2023,13(4):2493.
- [ 13 ] ZHANG X R, WANG ZH M, SUN W, et al. Heterogeneous soft tissue deformation model based on cellular neural networks: Application in pulmonary hamartomas surgery [J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2024,95:106290.
- [ 14 ] LEI Y, LI M Y, GAO D D. Soft tissue deformation modeling in the procedure of needle insertion: A Kriging-based method [J]. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 2022,35(1):112.
- [ 15 ] TABATABAEI S S, DEGHAN M R, TALEBI H A. Real-time prediction of soft tissue deformation; A non-

- integer order modeling scheme and a practical verification for the theoretical concept [J]. *Chaos, Solitons and Fractals*, 2022,155:111633.
- [16] TANG L, LIU P X, HOU W G. Simulation of soft tissue deformation under physiological motion based on complementary dynamic method[J]. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2024, 243(5):107851.
- [17] KARKAR D, CHAUDHARI P. Cyberknife treatment for different types of tumor[J]. *Journal of Pharmaceutical Research*, 2023,8(2):248-252.
- [18] 张来喜, 文伟韬, 孟文强, 等. 单气腔仿肺软体驱动器建模与变形特性分析[J]. *仪器仪表学报*, 2024, 45(7):176-188.
- ZHANG L X, WEN W T, MENG W Q, et al. Modeling and deformation characteristics analysis of a single air-cavity lung-like soft actuator [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2024,45(7):176-188.
- [19] 秦任甲. 肺呼吸的力学原理探析[J]. *华夏医学*, 2022,35(6):135-139.
- QIN R J. Research on the mechanical principles of pulmonary respiration[J]. *Acta Medicinæ Sinica*, 2022, 35(6):135-139.
- [20] JODAT R W, HORGAN J D, LANGE R L. Simulation of respiratory mechanics[J]. *Biophysical Journal*, 1966, 6(6):773-785.
- [21] 张玉欣, 金江春植, 白晶, 等. 基于 PSO\_GRNN 网络的肺内静态压力值预测方法[J]. *仪器仪表学报*, 2020,41(5):174-184.
- ZHANG Y X, SHUNSHOKU K, BAI J, et al. The method of pulmonary static pressure value prediction based on PSO\_GRNN network[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2020,41(5):174-184.
- [22] KANAE S, MAEDA K, YANG Z J, et al. Parameter estimation of nonlinear differential equation models of respiratory system by using numerical integration technique [J]. *IFAC Proceedings Volumes*, 2006, 39(1):1288-1293.
- [23] 菅影超, 马善达, 王伟. 基于深度卷积神经网络的 CT 图像层间插值方法的初步研究[J]. *中国医学计算机成像杂志*, 2022,28(6):669-675.
- JIAN Y CH, MA SH D, WANG W. Primary study on inter-layer interpolation method of CT image based on deep convolutional neural network [J]. *Chinese Computed Medical Imaging*, 2022,28(6):669-675.
- [24] HARRIS R S, HESS D R, VENEGAS J G. An objective analysis of the pressure-volume curve in the acute respiratory distress syndrome [J]. *American Journal of Respiratory and Critical Care Medicine*, 2000,161(2):432-439.
- [25] STOCKS J, QUANJER P H. Reference values for residual volume, functional residual capacity and total lung capacity[J]. *European Respiratory Journal*, 1995, 8(3):492-506.
- [26] CASTILLO R, CASTILLO E, GUERRA R, et al. A framework for evaluation of deformable image registration spatial accuracy using large landmark point sets [J]. *Physics in Medicine & Biology*, 2009, 54(7):1849-1870.
- [27] CASTILLO E, CASTILLO R, MARTINEZ J, et al. Four-dimensional deformable image registration using trajectory modeling [J]. *Physics in Medicine and Biology*, 2010,55(1):305-327.
- [28] GUY E F S, KNOPP J L, LERIOS T, et al. Airflow and dynamic circumference of abdomen and thorax for adults at varied continuous positive airway pressure ventilation settings and breath rates [J]. *Scientific Data*, 2023, 10(1):481.
- [29] CHEN L, BAI S, LI G J, et al. Accuracy of real-time respiratory motion tracking and time delay of gating radiotherapy based on optical surface imaging technique[J]. *Radiation Oncology*, 2020,15:170.
- [30] YAN H, ZHU G P, YANG J, et al. Investigation of the location effect of external markers in respiratory-gated radiotherapy [J]. *Journal of Applied Clinical Medical Physics*, 2008,9(2):57-68.
- [31] ROBESON S M, WILLMOTT C J. Decomposition of the mean absolute error (MAE) into systematic and unsystematic components[J]. *PloS One*, 2023,18(2):e0279774.
- [32] HE P B, LI Q, ZHAO T, et al. Effectiveness of respiratory-gated radiotherapy with audio-visual biofeedback for synchrotron-based scanned heavy-ion beam delivery [J]. *Physics in Medicine & Biology*, 2016, 61(24):8541-8552.
- [33] PENG Y Y, ZHONG H L, XU ZH, et al. Pulmonary lobe segmentation in CT images based on lung anatomy knowledge[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2021,2021(1):5588629.

## 作者简介



**张来喜** (通信作者), 1996 年于南京化工学院获得学士学位, 2002 年于中国科学院研究生院获得硕士学位, 2013 年于东南大学获得博士学位, 现为兰州理工大学副教授, 主要研究方向为机械系统动力学和机器人技术。

E-mail: laixi\_zh@163.com

**Zhang Laixi** (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Nanjing Institute of Chemical Technology in 1996, received his M. Sc. degree from Graduate University of the Chinese Academy of Sciences in 2002, and received his Ph. D. degree from Southeast University in 2013. He is currently an associate professor at Lanzhou University of Technology. His main research interests include dynamics of mechanical systems, robotics.



**朱盛杰**, 2021 年于江南大学获得学士学位, 现为兰州理工大学硕士研究生, 主要研究方向为软体机器人、机器人建模与控制。

E-mail: zsj15251616755@126.com

**Zhu Shengjie** received his B. Sc. degree from Jiangnan University in 2021. He is

currently a master student at Lanzhou University of Technology. His main research interests include soft robotics, robot modelling and control.



**朱艳梅**, 2019 年于兰州理工大学获得学士学位, 现为兰州理工大学硕士研究生, 主要研究方向为机电一体化控制。

E-mail: z13919438658@163.com

**Zhu Yanmei** received her B. Sc. degree from Lanzhou University of Technology in

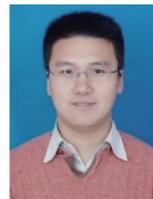
2019. She is currently a master student at Lanzhou University of Technology. Her main research interests include mechanical and electrical integration.



**马凯威**, 2013 年于安阳工学院获得学士学位, 2016 年于厦门理工学院获得硕士学位, 2020 年于东南大学获得博士学位, 现为南京邮电大学讲师, 主要研究方向为软体机器人、机器人建模与控制。

E-mail: makaiwei@njupt.edu.cn

**Ma Kaiwei** received his B. Sc. degree from Anyang Institute of Technology in 2013, received his M. Sc. degree from Xiamen University of Technology in 2016, and received his Ph. D. degree from Southeast University in 2020. He is currently a lecture at Nanjing University of Posts and Telecommunications. His main research interests include soft robotics, robot modelling and control.



**徐丰羽**, 2002 年于长春工业大学获得学士学位, 2005 年于合肥工业大学获得硕士学位, 2009 年于东南大学获得博士学位, 现为南京邮电大学教授, 主要研究方向为机器人及自动化, 具身智能装备控制技术。

E-mail: xufengyu598@163.com

**Xu Fengyu** received his B. Sc. degree from Changchun University of Technology in 2002, received his M. Sc. degree from Hefei University of Technology in 2005, and received his Ph. D. degree from Southeast University in 2009. He is currently a professor at Nanjing University of Posts and Telecommunications. His main research interests include robotics and automation and embodied intelligent equipment control technology.