

## 基于平均密度投影影像的心脏表面运动全局模型的构建方法

邓永锦, 王朝阳, 丘敏敏, 黄剑文

中山大学附属第一医院放射治疗科, 广东 广州 510080

**【摘要】目的:**构建一种基于平均密度投影(AIP)影像的心脏表面运动全局模型。**方法:**将核磁共振心电触发电影的影像数据分为训练集和测试集,进行模型的构建和验证。在AIP影像表面点云上获取基准点,通过曲面特征法确定各时相表面点云对应点。采用主成分分析算法提取特征信息,建立基准点和对应点间的映射关系,构建从AIP表面点云预测各时相表面点云的模型。**结果:**测试集上模型对应点预测误差RMSE为 $(0.209\pm 0.020)$  mm~ $(0.841\pm 0.074)$  mm,而各时相表面点云预测误差欧式距离为 $(1.399\pm 0.029)$  mm~ $(1.658\pm 0.100)$  mm。**结论:**本文提出的全局模型准确性较高,可为图像分割和临床治疗提供参考。

**【关键词】**心脏;平均密度投影;心脏表面运动;主成分分析;点云

**【中图分类号】**R318;R563.9

**【文献标志码】**A

**【文章编号】**1005-202X(2025)02-0199-09

## Construction of a global model of cardiac surface motion based on average intensity projection image

DENG Yongjin, WANG Zhaoyang, QIU Minmin, HUANG Jianwen

Department of Radiation Oncology, the First Affiliated Hospital of Sun Yat-sen University, Guangzhou 510080, China

**Abstract: Objective** To construct a global model of cardiac surface motion based on average intensity projection (AIP) image. **Methods** The cine magnetic resonance imaging data were divided into training set and test set for model construction and validation. The datum points were obtained on the AIP surface point cloud, and the corresponding points of each cardiac phase surface point cloud were found based on surface features. Principal component analysis was used to extract feature information, establish the mapping relationship between the datum points and the corresponding points, and construct a model for predicting each temporal phase surface point cloud from the AIP surface point cloud. **Results** The RMSE of the model on test set for corresponding point prediction ranged from  $(0.209\pm 0.020)$  mm to  $(0.841\pm 0.074)$  mm, while the Euclidean distance for each time phase surface point cloud prediction ranged from  $(1.399\pm 0.029)$  mm to  $(1.658\pm 0.100)$  mm. **Conclusion** The proposed global model exhibit high accuracy and can provide a reference for image segmentation and clinical treatments.

**Keywords:** cardiac; average intensity projection; cardiac surface motion; principal component analysis; point cloud

### 前言

医学影像中对心脏的分割通常需考虑心脏运动的影响<sup>[1]</sup>,而在临床治疗中如左侧乳腺癌的切线野放疗,对心脏剂量的准确评估也涉及心脏表面运动分析<sup>[2-5]</sup>。结合心电触发的动态心脏扫描是获取心脏运动的有效形式,但在常规影像扫描中(如放疗定位影像扫描)并无条件使用<sup>[6-7]</sup>。一些方法如力学模型、有

限元法、机器学习等被提出用于研究心脏运动。蒋超<sup>[8]</sup>利用动态医学图像建立左心室的三维力学模型,研究左心室的运动状态;肖鹏飞<sup>[9]</sup>和 Gomez 等<sup>[10]</sup>对心肌组织应变能解耦,构建心脏有限元模型;Dawes 等<sup>[11]</sup>通过机器学习心脏收缩运动模式与肺动脉高压的关联。但这些方法大多缺乏普适性,不能直接应用于新患者的个体化心脏分析。本研究收集患者的核磁共振心电触发电影(cine Magnetic Resonance Imaging, cine MRI)影像数据,利用点云和曲面的处理方法分析心动周期各时段心脏表面形状的变化特性,并借助主成分分析算法(Principal Component Analysis, PCA)构建一个全局心脏表面运动模型。该全局模型在临床中可应用于新患者,仅需获取常规心脏扫描的平均密度投影(Average Intensity Projection Image, AIP),即可生成新患者心动周期的

**【收稿日期】**2024-08-16

**【基金项目】**广东省医学科研基金(A2024011)

**【作者简介】**邓永锦,工程师,研究方向:放疗剂量的精确性, E-mail: dengyj27@mail.sysu.edu.cn

**【通信作者】**黄剑文,主管技师,研究方向:放疗定位的精确性, E-mail: huangjw77@mail.sysu.edu.cn

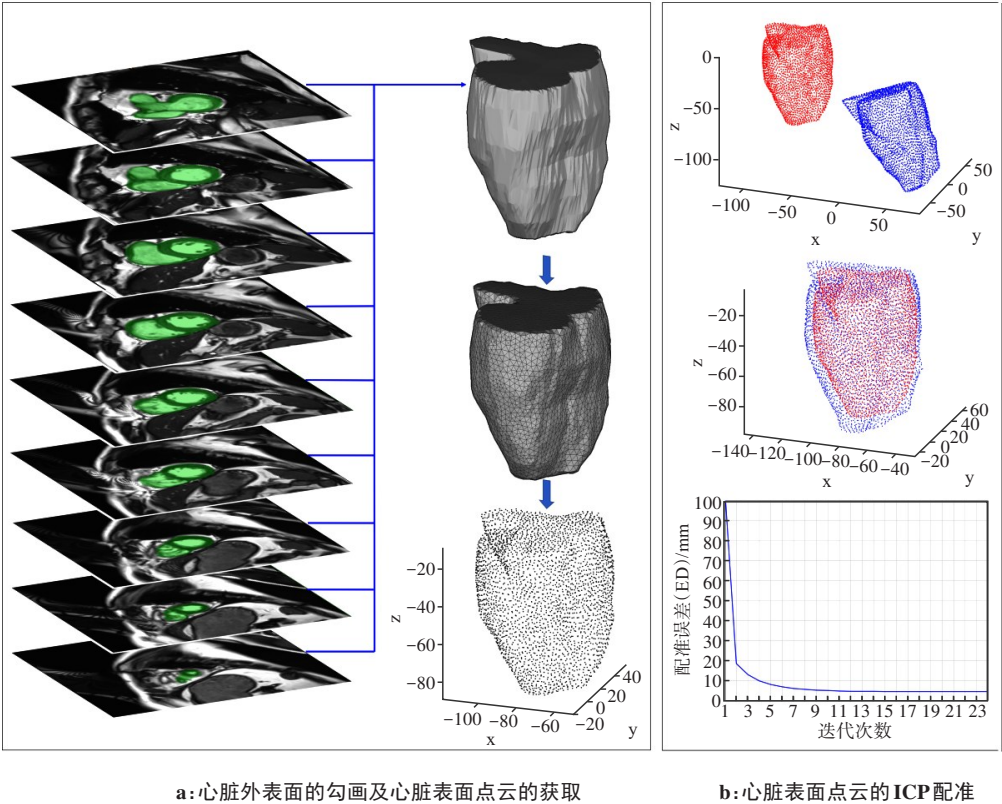
心脏表面形状,从而省去动态心脏扫描的操作,为心脏影像分割和临床治疗等提供参考。

# 1 方法

## 1.1 心脏表面点云的获取

cine MRI技术借助心电触发无创地获取心动周期内的心脏影像,是目前心脏可视化的金标准技术,可为心血管疾病患者提供重要的诊断和预后信息<sup>[12-14]</sup>。本研究将cine MRI数据通过手动勾画的方式进行心脏分割,获取三维表面形状。原始影像数据为沿着长轴方向上不同层面的多时相(25个)亮血影像构成。将每一层面相同时相的图像取出,依据扫描的层厚信息分别进行重建,即可获得25组对应单个时相的影像数据。MRI-AIP影像取自所有时相图像的平均值,其解剖信息与常规影像获取的AIP图像相对应。对于MRI的亮血影像,借由心肌外轮廓

比较准确地勾画出心脏外表面(图1a)。需要说明的是在AIP图像上勾画心脏表面时,对于带运动伪影模糊的边界,遵循将全部运动都包括进去的原则。心脏勾画的上界为沿心脏长轴方向越过主干血管的位置,下界至心尖。获取的三维表面为各层面分离的散乱点集,需要进行网格的重构细分。Delaunay三角剖分用于实现该操作,其不需要先验连通性信息<sup>[15]</sup>。网格细分为中点插值的过程:设定一长度阈值(本文取3 mm),遍历已进行三角剖分的每条边,若其长度超过该阈值,则在其中点插入一个新点。将这些新点和原始点再进行剖分。重复该操作直到所有边长都小于阈值。此外由于不同层面轮廓独立勾画,层与层之间缺少连续限制,因此分割三维表面会存在异常突起,采用高斯平滑可以消除这些突起。三角剖分的顶点表征了表面形状,提取顶点位置并以点云格式储存,即可获取心脏的表面信息(图1a)。



a:心脏外表面的勾画及心脏表面点云的获取

b:心脏表面点云的ICP配准

图1 心脏表面点云的获取和ICP配准

Figure 1 Flowchart of the acquisition of cardiac surface point cloud and ICP alignment

## 1.2 点云的配准

由于不同患者在扫描时存在一些体位上差异,需将所有的心脏点云配准至相同的参考坐标系中。本文选用迭代最近点(Iterative Closest Point, ICP)实现三维点云配准过程<sup>[16]</sup>。假设存在待移动的源点云

$P$ 和目标点云 $Q$ ,根据 $P$ 中的点在 $Q$ 中搜索最近邻配点集 $P'$ ,根据 $P$ 和 $P'$ 计算出旋转矩阵 $R$ 和平移向量 $T$ ,并对 $P$ 进行平移和旋转,可以获取两个点云的配准误差 $err$ 即目标函数为:

$$err = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \|Q_i - (R \cdot P_i + T)\|^2 \tag{1}$$

其中,  $n$  为点云点数。经多次迭代配准最小化目标函数, 使其小于设定的阈值, 则实现  $P$  和  $Q$  点云的三维配准。图 1b 中两个初始位置有差异的点云, 经过 ICP 配准实现对齐, 图 1b 显示目标函数的收敛过程。本研究在 20 例训练集病例中随机选取 1 例的 AIP 点云作为参考点云  $P_0$ , 将其他所有病例的点云配准至与  $P_0$  相同坐标系中进行分析。

1.3 获取点云基准点

点云具有数据量大且无序无拓扑结构的特点, 不便于进行直接计算<sup>[12]</sup>。通过空间网格分割编码可以对其进行下采样及有序化。降采样过程如图 2 所

示, 在三维空间中设置相同大小的有序网格对点云进行分割, 对于包含有点的网格单元, 取其内部点集的质心作为该网格内的点; 对于没有包含点的网格单元则丢弃不做处理。通过该流程实现点云的有序编码并减少计算量, 效果如图 2c 中红色点所示。降采样操作应用于参考点云  $P_0$  上, 获取的降采样点将作为接下来模型构建中的初始基准点。而其他患者基于曲面特征, 依据参考患者  $P_0$  的初始基准点寻找各自 AIP 点云的基准点, 保证所有患者的基准点在各自心脏表面位置大致相同且数量一致。

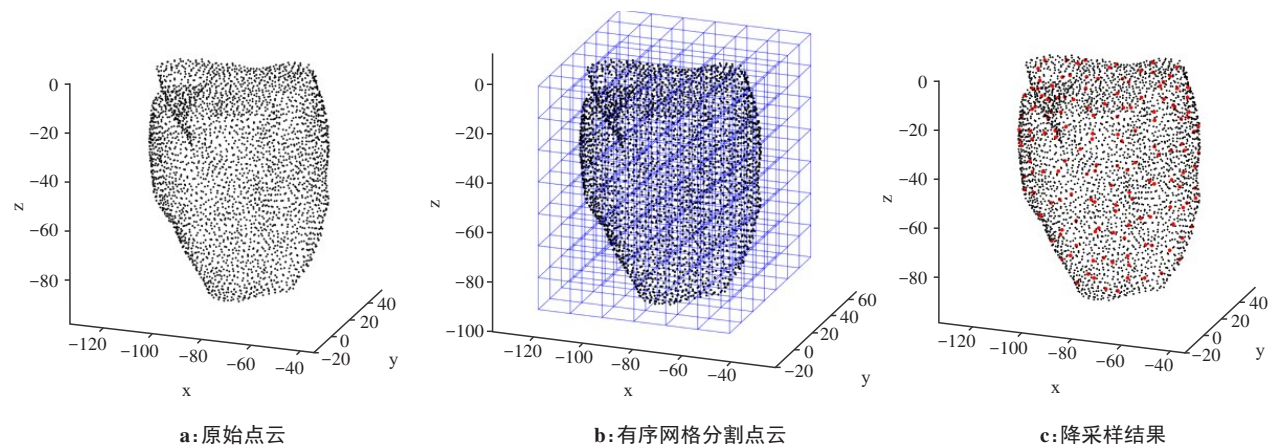


图2 点云降采样获取基准点  
Figure 2 Downsampling the point cloud to obtain datum points

在本文的建模中, 做了如下设定: (1) 对于不同患者, AIP 点云确定其心脏基本形状, 该形状信息可由各自基准点的位置信息表征; (2) 对于同一个患者, 不同时相的心脏表面形状都可由 AIP 表面形状变形而来, 即同患者各时相的心脏表面可依据曲面特征寻找与其 AIP 基准点对应的点。将 AIP 点云参照其基准点和各时相对应点的相对位移变形, 可还原出各时相表面形状。

因此采样网格的尺寸选择需做如下权衡: (1) 网格尺寸须足够小以保证基准点在心脏表面上密集分布, 每个基准点与其对应点的位移可代表其分管邻域内点集的位移; (2) 过小的网格尺寸将导致过多的基准点和过大的运算量。经过反复实验选择网格尺寸值, 让降采样结果为 150 个基准点。

1.4 曲面特征法求对应点

对于不同患者可以依据心脏形状的相似性, 在各患者的 AIP 点云上可根据曲率相似确定位置大致相同且数量一致的基准点。而对同一个患者, 模型设定不同时相的心脏表面形状都可以由 AIP 变形获

得。根据临床经验假设这种变形对表面曲率的改变较小, 即对于任一个基准点, 根据其所在邻域的曲面特征, 在不同时相的心脏表面可通过曲率相似找到其对应点。

1.4.1 确定对应点待选点 在待搜索的心脏表面上与基准点邻域曲率相似的曲面并不唯一, 本研究采用法向量法确定搜索区域。如图 3a 所示, 对于曲面  $S$  中任意的一个基准点  $p$ , 先在  $S$  中取近邻点使用最小二乘法拟合出平面, 求出  $p$  法向量。以该法向量与待搜索曲面  $S'$  的交点  $p'$  为搜索中心, 取其最邻近的  $n$  个点 (图 3a 所示的点  $a \sim g$ ) 作为待选的对对应点。太大的  $n$  会让搜索区域内出现多个曲率相似的点, 而太小的  $n$  会错过真正的对应点。本研究通过做预实验, 让邻域内搜索到的点的曲率相似度在一定误差范围内, 同时又让符合误差条件的点数尽可能少 (如只有 1 个), 最后选用的  $n$  点数为 50。

1.4.2 曲面拟合 为了将待选点与基准点进行曲率比较, 需将待选点拟合成一个图函数表示的曲面  $z = h(x, y)$ 。本文将曲面  $h(x, y)$  设定为双二次函数形式如下:



$$h(x, y) = b_1 \cdot x^2 + b_2 \cdot y^2 + b_3 \cdot x \cdot y + b_4 \cdot x + b_5 \cdot y + b_6 \quad (2)$$

其中,  $b_1 \sim b_6$  为待确定系数, 可通过最小二乘法拟合。这个图函数要求  $z$  与  $(x, y)$  具有唯一映射, 这对折叠的曲面区域不一定能保证(如图 3b 的左图所示)。该问题可通过曲面旋转操作解决。如图 3b 右图所示,

将  $p$  点的区域以  $p$  的法向量  $\mathbf{v}$  方向作为指导, 将其旋转至该法向量  $\mathbf{v}$  与  $z$  轴相平行。在区域  $n$  的点数取值合适的情况下, 可将原来多重映射转为唯一映射。根据曲面旋转和平移过程中曲率的不变性, 该操作不影响后续分析。

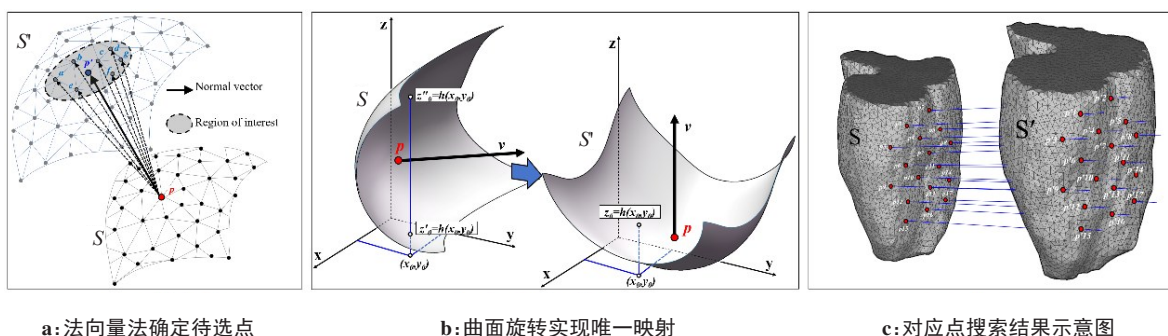


图3 曲面特征法求对应点

Figure 3 Finding corresponding points based on surface features

**1.4.3 基于曲率的点匹配** 为了描述曲面中的某一点  $p$  的曲面特征, 定义包含两个主曲率的弯曲势能<sup>[17]</sup>如下:

$$\epsilon = A \left( \frac{k_1^2 + k_2^2}{2} \right) \quad (3)$$

其中,  $A$  为曲面材料相关常数, 研究中为了比较方便, 将其设为 1。  $k_1$  和  $k_2$  是曲面中点  $p$  的两个主曲率, 在能量计算时仅关心其大小, 不考虑方向。两个面上的点弯曲势能之差表示其形变程度。算法假设对应点和基准点间的变形尽可能小, 即将  $n$  个待选点中与基准点  $p$  弯曲势能最小的点  $\bar{p}$  作为对应点:

$$\bar{p} = \arg \min_{p_{s,i}} \left( \frac{k_1(p)^2 + k_2(p)^2}{2} - \frac{k_1(p_{s,i})^2 + k_2(p_{s,i})^2}{2} \right) \quad (4)$$

其中,  $p_{s,i}$  为  $s$  内所有待搜索的点。

**1.4.4 对应点的匹配置信度和正则化约束** 若筛选出的匹配点是候选点中唯一的选择, 意味着其能量差比其他点小得多。据此可定义点  $\bar{p}$  匹配置信度为:

$$c_{\bar{p}} = \frac{\epsilon_{\bar{p}}}{\bar{\epsilon} - \sigma} \quad (5)$$

其中,  $\epsilon_{\bar{p}}$  为匹配点的弯曲势能差。  $\bar{\epsilon}$  为除匹配点  $\bar{p}$  外剩余其他待选点的平均弯曲势能差, 而  $\sigma$  为剩余其他待选点弯曲势能差的方差。若匹配点的弯曲势能差小于剩余待选点的弯曲势能测量的较小值(平均值减去标准偏差), 即  $c_{\bar{p}} < 1$ , 则认为匹配点可信。

另一方面本文加入正则化约束以消除不确定性和误匹配。将其搜索到的点  $\bar{p}$  与  $p$  构成向量  $\bar{\mathbf{v}}$ , 并计

算  $\bar{\mathbf{v}}$  与法向量  $\mathbf{v}$  的夹角。若该夹角大于设定阈值(本研究取  $20^\circ$ ), 则认为搜索到的点为误匹配点, 将其从待选点中去除, 对剩余待选点重新进行搜索。图 3c 为一个对应点搜索结果的示意图。

### 1.5 基于PCA构建全局模型

将AIP基准点和各时相的对应点在位置信息上建立映射关系, 构建全局模型。模型的一个主要假设是所有患者心脏表面相同位置在相同时相下相对AIP表面具有相近位移, 这个假设的有效性可以用模型测试集的结果来验证。由于基准点和对应点都是大数据量的位置信息矩阵, 直接构建映射模型将会极其复杂且耗时, 因此PCA被优先用来进行数据处理。PCA通过降维压缩数据, 合并相似信息和提取特别信息, 保留原始数据的绝大部分信息。它将待处理的数据写成矩阵形式并进行去中心化和计算协方差矩阵, 通过对协方差矩阵进行特征值分解得到特征矩阵(按特征值从大到小进行排列), 取特征值大的矩阵表达原始矩阵, 即可实现数据降维。在本研究PCA算法的原理和应用中, 首先将基准点和对应点的集合写成向量形式:

$$\mathbf{c} = [c_{1,1,j}, c_{1,2,j}, c_{1,3,j}, \dots, c_{N,1,j}, c_{N,2,j}, c_{N,3,j}]^T \quad (6)$$

$$\mathbf{d} = [d_{1,1}, d_{1,2}, d_{1,3}, \dots, d_{N,1}, d_{N,2}, d_{N,3}]^T \quad (7)$$

其中,  $c_{n,i,j}$  是时相  $j$  中的第  $n$  个对应点的第  $i$  个分量,  $i=1,2,3$  分别对应于  $x$ 、 $y$ 、 $z$  方向。  $N$  为总的点数。同理  $\mathbf{d}$  为AIP的第  $n$  个基准点的第  $i$  个分量。由  $\mathbf{d}$  构造构造矩阵  $\mathbf{D}$ , 其中所有维度数据减去其均值:

$$\mathbf{D} = \mathbf{d} - \bar{\mathbf{d}} \quad (8)$$

其中,  $\mathbf{D}$  表示中心点向量,  $\bar{\mathbf{d}}$  为平均点向量并由下式给出:

$$\bar{\mathbf{d}} = \frac{1}{3N} \sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^3 d_{n,i} \quad (9)$$

构造协方差矩阵  $\text{cov}(\mathbf{D}) = \mathbf{D}\mathbf{D}^T$ , 并计算特征值和特征向量。在保证信息量保留率大于 95% 的前提下, 基准点  $\mathbf{d}$  可近似表示为特征值最大的  $K$  个特征向量  $\mathbf{e}_k$  的加权和:

$$\mathbf{d} \approx \bar{\mathbf{d}} + \sum_{k=1}^K w_k \cdot \mathbf{e}_k \quad (10)$$

图 4a 显示包含 95% 信息量的基准点主成分结果 (共 16 个主成分), 提取中心向量并用矩阵表示如下:

$$\mathbf{D} \approx \mathbf{W}\mathbf{E} \quad (11)$$

其中,  $\mathbf{E} = [\mathbf{e}_1, \dots, \mathbf{e}_K]$  包含前  $K$  个特征向量, 而  $\mathbf{W} = [w_1, \dots, w_K]$  为对应的权值。至此可以比较容易地将对应点  $c$  中的每个点与主成分  $\mathbf{D}$  通过简单的线性回归进行映射:

$$\mathbf{c} = \mathbf{A} \cdot \mathbf{W}\mathbf{E} + \mathbf{A}_0 \quad (12)$$

$\mathbf{A}$  为各个主成分对应的拟合系数, 并且加入常数项矩阵  $\mathbf{A}_0$  以提高拟合精度。结合上述的式 (11) 和式 (12),  $\mathbf{c}$  可以写成:

$$\mathbf{c} \approx \mathbf{A} \cdot \mathbf{D} + \mathbf{A}_0 = \mathbf{A} \cdot (\mathbf{d} - \bar{\mathbf{d}}) + \mathbf{A}_0 = \mathbf{A} \cdot \mathbf{d} + \mathbf{B} \quad (13)$$

其中,  $\mathbf{A}$  和  $\mathbf{B}$  是将 AIP 的基准点  $\mathbf{d}$  和各时相点云的对

应点  $c$  映射关系的特征矩阵, 它描述心动周期中心脏表面的全局运动特性。另外注意到其中包含的运算为简单的矩阵点乘和加权, 其运行速度较快, 可应用于实时性要求较高的场合。

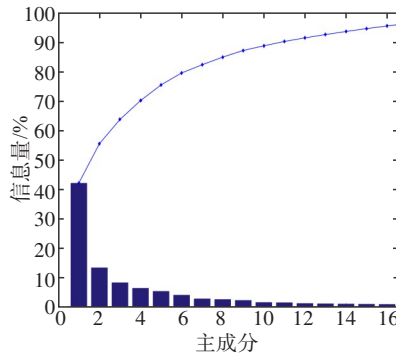
### 1.6 全局模型的验证和在新患者的应用

该全局模型应用于测试患者或新患者时, 先获取新患者的基准点  $\mathbf{d}$ , 并使用上述 PCA 方法更新模型的特征矩阵  $\mathbf{A}$  和  $\mathbf{B}$ , 则可以计算得到各时相的对应点:

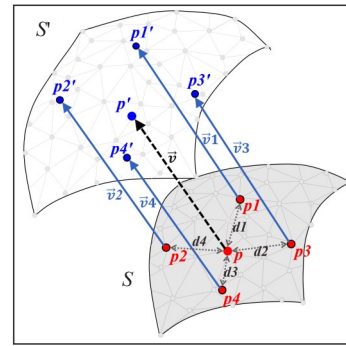
$$\mathbf{c}_{\text{nsp}} \approx \mathbf{A}_{\text{nsp}} \cdot \mathbf{d}_{\text{nsp}} + \mathbf{B}_{\text{nsp}} \quad (14)$$

其中, nsp 表示新患者。因此已知新患者的 AIP 影像, 就可以预测出心动周期中各时相的对应点。在实验条件设计基准点的分布足够密集, 保证它和对应点的相对位移可代表其邻域内点集的位移。将 AIP 点云在该位移的指导下变形, 即可生成尽可能接近各时相心脏表面的真实形状。最近邻点插值法被应用在这个过程。如图 4b 所示, 点  $p$  为 AIP 的表面  $S$  上的已知点, 要求其在一时相  $S'$  上的变形点  $p'$ 。通过最近邻法可以获得与  $p$  最接近的 4 个基准点  $p_1 \sim p_4$  (距离分别为  $d_1 \sim d_4$ )。  $p_1' \sim p_4'$  分别为  $p_1 \sim p_4$  在  $S'$  上的对应点,  $\mathbf{v}_1 \sim \mathbf{v}_4$  为它们的位移向量。则利用插值法可求得  $p$  与  $p'$  的位移向量  $\vec{v}$ :

$$\vec{v} = k \cdot \sum_{i=1}^4 \frac{1}{d_i} \cdot \vec{v}_i \quad (15)$$



a: 包含 95% 信息量的基准点主成分



b: 最近邻插值法示意图

图 4 全局模型的构建

Figure 4 Construction of a global model

该算式表示  $\vec{v}$  取  $\vec{v}_1 \sim \vec{v}_4$  的加权和, 且权重与点  $p$  到基准点  $p_1 \sim p_4$  距离  $d_1 \sim d_4$  成反比, 即越近的基准点的向量占贡献越大。式中  $k$  保证 4 个分权重之和为 1, 满足的约束如下:

$$k \cdot \sum_{i=1}^4 \frac{1}{d_i} = 1 \quad (16)$$

由 AIP 变形获得的各时相点云与真实的各时相点云并无完全一一对应的点, 但它们表征了相近或相同的表面形状, 且该形状误差可被评估。

### 1.7 模型的准确性评估

全局模型的准确性包括基准点预测各时相对应点的准确性以及由 AIP 表面形状预测各时相表面形

状的准确性。其中对应点预测的准确性采用RMSE评估。对于某一时相预测的对应点集 $\hat{p}(\hat{x}_i, \hat{y}_i, \hat{z}_i)$ 和真实对应点集 $p(x_i, y_i, z_i)$ 存在对应的关系,故定义其RMSE为:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n ((x_i - \hat{x}_i)^2 + (y_i - \hat{y}_i)^2 + (z_i - \hat{z}_i)^2)} \quad (17)$$

其中, $n$ 为对应点数。而各时相由AIP预测表面形状点云与真实表面形状点云间没有一一对应的点关系,因此上述RMSE方法不合适。本文采用欧氏距离ED进行评估。对于某一时相的预测点云 $P(x_i, y_i, z_i)$ 和真实点云 $P(x_j, y_j, z_j)$ ,定义其ED为:

$$ED = \frac{1}{M \cdot N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \min_{P_{ij}} \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2 + (z_i - z_j)^2} \quad (18)$$

其中, $M$ 和 $N$ 分别为预测点云 $P(x_i, y_i, z_i)$ 和真实点云 $P(x_j, y_j, z_j)$ 的点数。

2 实验

本研究回顾性地选取中山大学附属第一医院25例患者的影像数据进行分析,其中男14例,女11例;年龄14~78岁,中位年龄41.6岁。图像采用西门子Prisma 3.0T MRI系统扫描获取,患者体位为头先进仰卧位,扫描层厚为8 mm,扫描过程中要求患者呼气

末屏气。随机选取其中的20例患者数据进行全局模型的构建,剩余5例患者的数据用于模型验证。此外为了更好地验证模型全局性能,本研究收集5例合作医疗单位采用相同扫描设备和条件获取的影像数据,对模型进行外部数据验证。其中男1例,女4例;年龄32~46岁,中位年龄38.8岁。所有患者数据均经过匿名化处理。

3 结果

3.1 曲面特征法求对应点

图5举例展示了6例大小和形状不同的心脏表面点云和各时相对应点结果(均为相同视角的成像以便于比较)。其中黑色点为心脏各时相表面点云叠加显示的结果,一定程度上表征心动周期中心脏表面的运动区域,而蓝色点为25个时相的表面对应点叠加显示的结果。这些对应点均基于各自AIP基准点和各时相表面点云,采用曲面特征法求解。可以看到对应点叠加显示的效果为短线,长度越长则表示该对应点附近邻域的运动范围越大。对应点在心脏表面分布均匀,且不同心脏的对应区域确实有着方向和幅度接近的运动,这意味着构建全局模型描述表面运动的可行性。

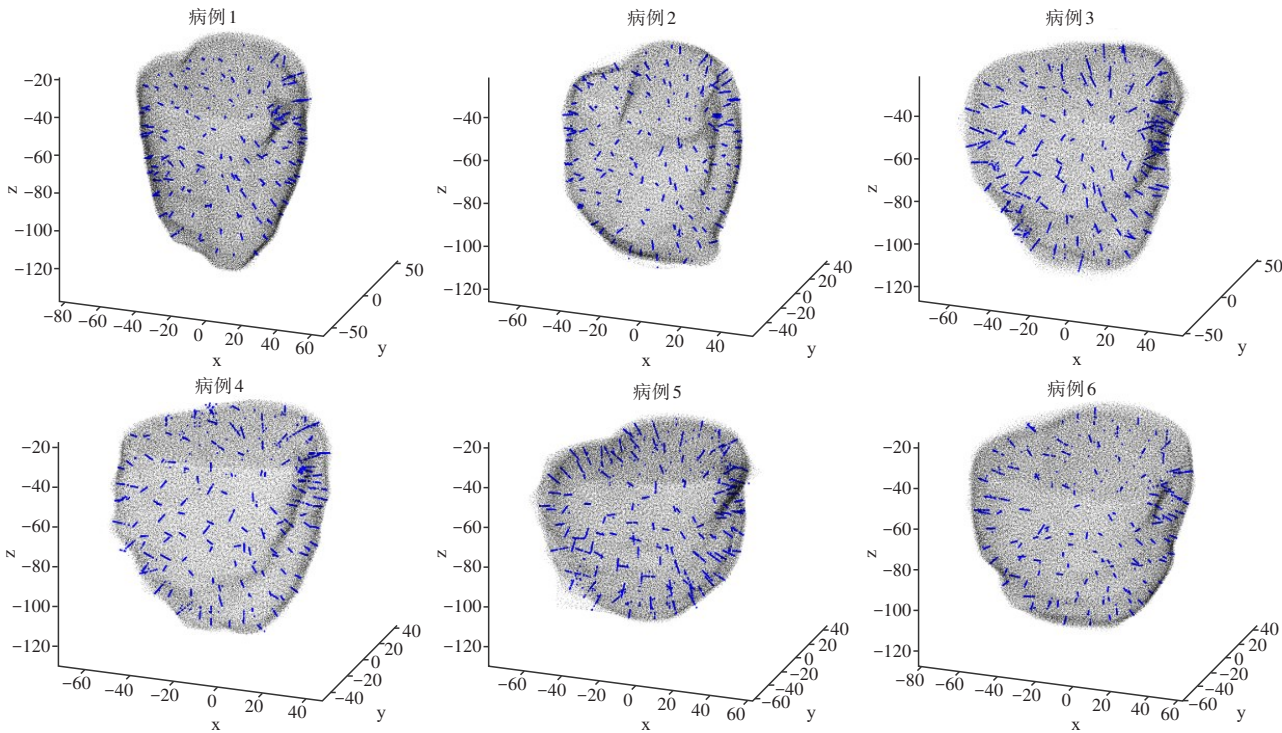


图5 心脏表面点云及各时相对应点  
Figure 5 Cardiac surface point cloud and the corresponding points in each time phase



### 3.2 全局模型的验证

图6显示了测试集的5例病例的对应点和心脏表面预测结果。这些病例心脏的大小和形状不具有严格意义上的相似性,因此可测试本文模型的全局性。所有时相的预测对应点(红色)都是采用PCA全局模型借助各自AIP基准点直接预测而成,而真实对应点(蓝色)采用曲面特征法求解,其在所有时相的对应点叠加显示如图6第1列所示,可以看到两者位置上吻合较好,大部分点处于重合的状态,即预测对应点与真实对应点较接近。图6第2列显示了模型对各时相心脏表面形状预测的效果,均选择其中一个时相的预测表面点云(红色点)与真实表面形状点云(绿色点)进行比较。预测表面点云基于AIP点云、基准点和各时相预测对应点,采用最近邻点插值法获取。点云时相选择第13个,因为它在25个时相中处于中间时相,且其在前期的测试实验中表现出了相对AIP具有最大的形变和位移。为更形象地表现模型对心脏表面形状的预测效果,将两个点云的差异以红蓝渐变的伪彩图方式呈现(图6第3列)。该伪彩图的计算方法为:取预测点云作为显示点的位置依据,计算预测点云上的每个点于真实点云的最近空间ED,作为显示点的颜色深浅依据。若两个点云差异越大,其中一个点云的每个点距离另一个点云的最近点越远,显示点的颜色越接近红色(距离数值接近5);差异越小越接近蓝色(距离数值接近0)。而若两个点云完全重合,则每个点与其最近点的距离为0,即显示全为蓝色。由点云叠加图和伪彩图可以看到预测点云和真实点云在形状比较贴合,除了偶尔会在边角或异常突起区域会出现偏差。

表1则以RMSE和ED的指标量化统计全局模型在测试集5例病例和外部验证数据的5例病例的准确性,每例病例的各项误差值都比较接近,其中对应点的RMSE值范围分别为 $(0.209\pm 0.020)$  mm~ $(0.841\pm 0.074)$  mm(测试集)和 $(0.895\pm 0.093)$  mm~ $(1.912\pm 0.138)$  mm(外部数据),而心脏表面点云的ED值范围分别为 $(1.399\pm 0.029)$  mm~ $(1.658\pm 0.100)$  mm(测试集)和 $(1.571\pm 0.080)$  mm~ $(1.779\pm 0.104)$  mm(外部数据)。

## 4 讨论

心脏运动对心脏影像分割和相关治疗的准确性至关重要,然而目前关注于此的研究较少<sup>[18-20]</sup>。通常心脏运动的分析需要借助于心电触发技术,而常规

的放疗影像获取不具备此条件<sup>[21]</sup>。已开发出来的方法缺乏可以直接应用于新患者的普适性,为此本研究构建心脏表面运动的全局模型,该模型以不同患者心脏电影图像的心脏表面数据为基础,并通过PCA应用于新患者,其中只需要新患者的心脏AIP数据。该模型为图像分割中提供参考信息,也可以为其他运动的器官的研究提供一种新思路。实际情况中,患者的心脏运动是存在个体化差异的,除了形状、大小不同外,心跳快慢、强弱、心功能不全等都会有差别<sup>[22-24]</sup>。但由于人体生理结构相似性,即使不同心脏形状存在差异,其心电传导、心肌作用力的机制相同,心脏运动的特征也存在相通之处。而本研究的目的是尽可能给出一个全局的模型,在基于现有常规影像条件上(只有AIP图像),对心脏表面运动做出更接近于真实情况的描述。因此,虽然本研究的建模样本量偏少,但基于上述心脏生理结构的相似性,可以给出一个误差在合理范围内的模型。此外为了增强模型性能的可信度,本研究还增加外部数据验证的结果。本研究在模型拟合中,根据心脏运动的相似性,假定每例病例的心脏表面相同位置在相同时相时具有相近的位移;而在心脏运动分析过程中,做如下假设:在心脏运动过程中假设表面的曲率改变较小,可以通过曲率特征法进行对应点搜索,而模型最后的误差评估证明这些假设的合理性。在拟合模型的确定上有多种模型可以选择,包括常规的回归拟合、机器学习、深度学习等<sup>[25-26]</sup>。本研究选择PCA结合最常规的线性回归模型的方式,是考虑输入输出都是数据量大的点云坐标,需要保证模型建立的简易性和容错率,又可以有高效的运行效果。PCA算法可以在保留信息下,进行降维和压缩数据;而线性拟合模型的运算过程为简单的矩阵加乘,可以实时计算。本研究在前期的测试实验中尝试了常规的二次、三次多项式拟合,以及卷积结合全连接层的神经网络,不可否认它们在训练集中表现很好,但在测试集中偏差非常大,即出现过拟合现象<sup>[27]</sup>。但这仍将会作为今后工作的改进方向,比如考虑在常规影像中增加心电信号作为模型输入,并选用机器学习进行模型构建。本研究的一个局限性是没有考虑呼吸影响<sup>[28]</sup>,因为所有患者在心电触发电影扫描时要求屏气。其次在AIP进行心脏表面勾画时,遵循包括所有运动伪影的方式。其他医疗单位在移值模型时,若勾画原则不同需要更新心脏数据,并根据本文的方法进行模型重构。

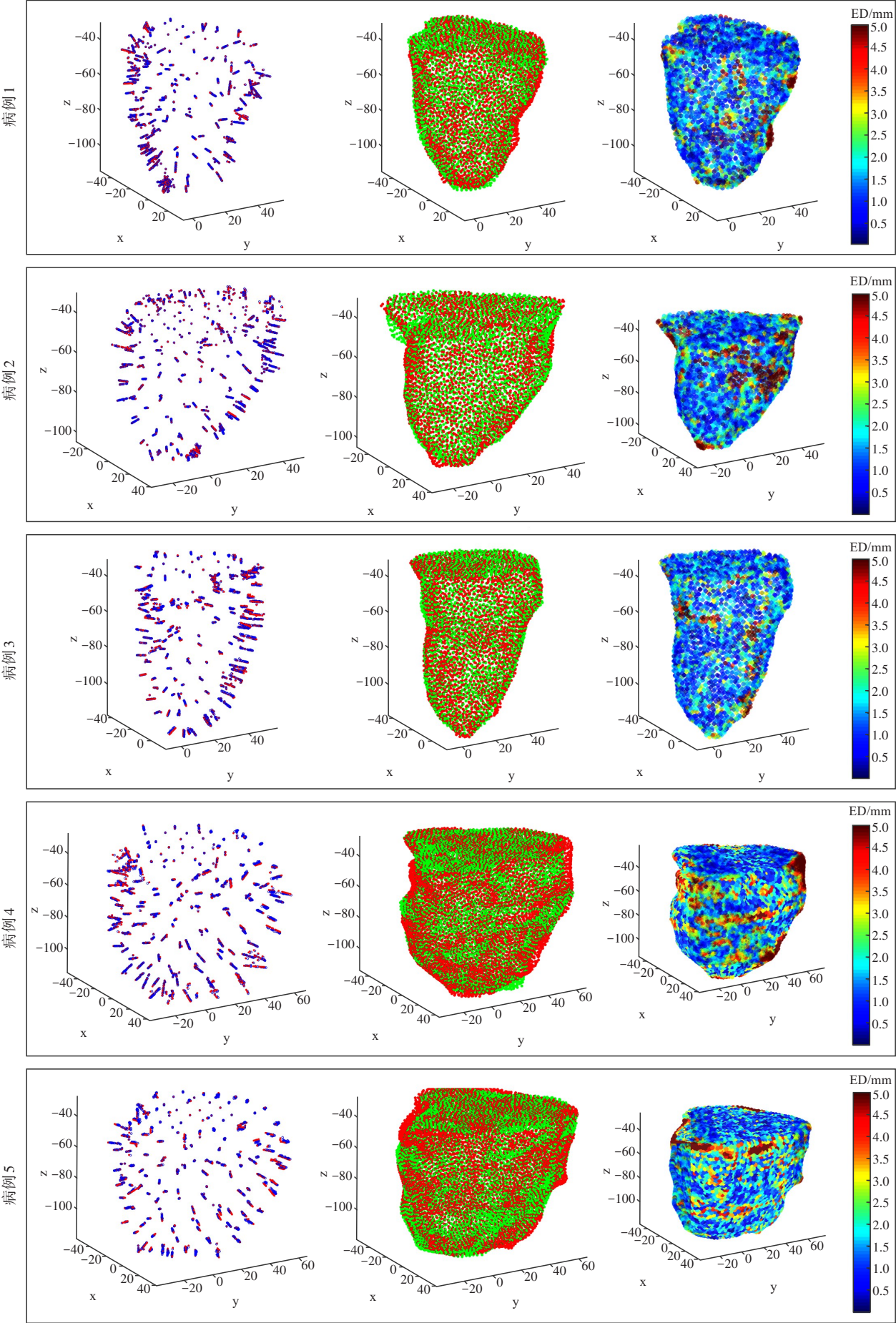


图6 全局模型的准确性验证结果  
Figure 6 Accuracy validation results of the global model



表 1 心脏表面运动全局模型的误差(mm,  $\bar{x} \pm s$ )

Table 1 Errors of the global model of cardiac surface motion (mm,  $Mean \pm SD$ )

患者序号	对应点RMSE	心脏表面点云ED
测试集		
p1	0.267±0.020	1.446±0.096
p2	0.549±0.051	1.399±0.029
p3	0.841±0.074	1.567±0.139
p4	0.209±0.020	1.445±0.061
p5	0.755±0.063	1.658±0.100
外部数据		
p1	1.202±0.069	1.571±0.080
p2	0.895±0.093	1.727±0.093
p3	1.441±0.152	1.698±0.117
p4	1.025±0.056	1.779±0.104
p5	1.912±0.138	1.746±0.110

【参考文献】

[1] Spottiswoode BS, Zhong XD, Lorenz CH, et al. Motion-guided segmentation for cine DENSE MRI[J]. Med Image Anal, 2009, 13(1): 105-115.

[2] Meattini I, Poortmans PM, Aznar MC, et al. Association of breast cancer irradiation with cardiac toxic effects: a narrative review[J]. JAMA Oncol, 2021, 7(6): 924-932.

[3] Padegimas A, Clasen S, Ky B. Cardioprotective strategies to prevent breast cancer therapy-induced cardiotoxicity[J]. Trends Cardiovasc Med, 2020, 30(1): 22-28.

[4] Zeng N, Wen W, Corsi DJ, et al. Maternal glucose levels and future risk of developing cardiovascular disease: a systematic review and meta-analysis protocol[J]. BMJ Open, 2023, 13(5): e069251.

[5] Correa CR, Litt HL, Hwang WT, et al. Coronary artery findings after left-sided compared with right-sided radiation treatment for early-stage breast cancer[J]. J Clin Oncol, 2007, 25(21): 3031-3037.

[6] Levis M, De Luca V, Fiandra C, et al. Plan optimization for mediastinal radiotherapy: estimation of coronary arteries motion with ECG-gated cardiac imaging and creation of compensatory expansion margins[J]. Radiother Oncol, 2018, 127(3): 481-486.

[7] Kataria T, Bisht SS, Gupta D, et al. Quantification of coronary artery motion and internal risk volume from ECG gated radiotherapy planning scans[J]. Radiother Oncol, 2016, 121(1): 59-63.

[8] 蒋超. 心脏力学模型构建及应力应变分析[D]. 杭州: 浙江工业大学, 2011.

Jiang C. Reconstruction of cardiac dynamic model and stress strain analysis[D]. Hangzhou: Zhejiang University of Technology, 2011.

[9] 肖鹏飞. 基于有限元方法的心脏表面运动建模技术研究[D]. 长沙: 中南大学, 2008.

Xiao PF. A study of cardiac surface motion modeling techniques based on the finite element method[D]. Changsha: Central South University, 2008.

[10] Gomez AD, Xing FX, Chan D, et al. Motion estimation with finite-element biomechanical models and tracking constraints from tagged MRI[J]. Comput Biomech Med Algorithms Models Appl, 2017, 2017: 81-90.

[11] Dawes TJ, Marvao AD, Shi W, et al. 通过机器学习三维右室运动可预测肺动脉高压预后: 一项心脏MRI研究[J]. 国际医学放射学杂志, 2017, 40(4): 461.

Dawes T, Marvao AD, Shi W, et al. Machine learning of three-dimensional right ventricular motion enables outcome prediction in pulmonary hypertension: a cardiac MR imaging study [J]. International Journal of Medical Radiology, 2017, 40(4): 461.

[12] Ammar A, Bouattane O, Youssfi M. Automatic cardiac cine MRI segmentation and heart disease classification [J]. Comput Med Imaging Graph, 2021, 88: 101864.

[13] Sandino CM, Lai P, Vasawala SS, et al. Accelerating cardiac cine MRI using a deep learning-based ESPIRiT reconstruction[J]. Magn Reson Med, 2021, 85(1): 152-167.

[14] de Roos A, Higgins CB. Cardiac radiology: centenary review [J]. Radiology, 2014, 273(Suppl 2): S142-S159.

[15] Shi P, Sinusas AJ, Constable RT, et al. Point-tracked quantitative analysis of left ventricular surface motion from 3-D image sequences [J]. IEEE Trans Med Imaging, 2000, 19(1): 36-50.

[16] He Y, Yang J, Hou XM, et al. ICP registration with DCA descriptor for 3D point clouds[J]. Opt Express, 2021, 29(13): 20423-20439.

[17] Courant R, Hilbert D. Methods of mathematical physics[M]. Hoboken, NJ, USA: John Wiley & Sons, Inc, 1989.

[18] Hooning MJ, Botma A, Aleman BM, et al. Long-term risk of cardiovascular disease in 10-year survivors of breast cancer[J]. J Natl Cancer Inst, 2007, 99(5): 365-375.

[19] 尹慧平, 张耀楠, 何颖. 基于CT图像的全心脏分割方法研究[J]. 现代计算机, 2016(32): 62-66.

Yin HP, Zhang YN, He Y. Research on an improved localization method of whole heart in CT images[J]. Modern Computer, 2016(32): 62-66.

[20] 骆国程, 赵永界. PET图像中基于形态学和样条模型方法进行心脏的边缘提取[J]. CT理论与应用研究, 2002, 11(3): 1-6.

Luo GC, Zhao YJ. Heart contour fitting in pet image using mathematical morphology and spline model [J]. Theory and Applications, 2002, 11(3): 1-6.

[21] 李倩, 佟颖, 巩贯忠, 等. 基于心电门控4D-CT量化冠状动脉分叉口位移及外放边界研究[J]. 中华肿瘤防治杂志, 2018, 25(16): 1186-1189.

Li Q, Tong Y, Gong GZ, et al. Displacements and margin of coronary artery major bifurcations based on electrocardiograph-gated 4D-CT [J]. Chinese Journal of Cancer Prevention and Treatment, 2018, 25 (16): 1186-1189.

[22] Ouyang Z, Schoenhagen P, Wazni O, et al. Analysis of cardiac motion without respiratory motion for cardiac stereotactic body radiation therapy[J]. J Appl Clin Med Phys, 2020, 21(10): 48-55.

[23] Wiputra H, Chan WX, Foo YY, et al. Cardiac motion estimation from medical images: a regularisation framework applied on pairwise image registration displacement fields[J]. Sci Rep, 2020, 10(1): 18510.

[24] 韩伟, 李志雄, 郝英剑, 等. 基于CT影像的人体心脏三维重构[J]. 中国医学物理学杂志, 2023, 40(2): 170-175.

Han W, Li ZX, Hao YJ, et al. Three-dimensional reconstruction of the heart from CT images[J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2023, 40(2): 170-175.

[25] Worster A, Fan J, Ismaila A. Understanding linear and logistic regression analyses[J]. CJEM, 2007, 9(2): 111-113.

[26] Herzog S, Tetzlaff C, Wörgötter F. Evolving artificial neural networks with feedback[J]. Neural Netw, 2020, 123: 153-162.

[27] 李俭川, 秦国军, 温熙森, 等. 神经网络学习算法的过拟合问题及解决方法[J]. 振动、测试与诊断, 2002, 22(4): 260-264.

Li JC, Qin GJ, Wen XS, et al. Over-fitting in neural network learning algorithms and its solving strategies [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2002, 22(4): 260-264.

[28] Gravier E, Yang YY, King MA, et al. Fully 4D motion-compensated reconstruction of cardiac SPECT images[J]. Phys Med Biol, 2006, 51 (18): 4603-4619.

(编辑:陈丽霞)