

7-15-2020

ICP Optimized B-Spline Non-Rigid Registration for 4D-CT Images

Wenjie Tang

1. Wu Han University of Technology, Wuhan 430070, China;;2. Shenzhen Institutes of Advanced Technology Chinese Academy of Sciences, Shenzhen 518500, China;;

Ruotong Li

2. Shenzhen Institutes of Advanced Technology Chinese Academy of Sciences, Shenzhen 518500, China;;

Xuesong Deng

3. Shenzhen second people's hospital, Shenzhen 100730, China;;

Weixin Si

2. Shenzhen Institutes of Advanced Technology Chinese Academy of Sciences, Shenzhen 518500, China;;

See next page for additional authors

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

ICP Optimized B-Spline Non-Rigid Registration for 4D-CT Images

Abstract

Abstract: In order to improve the accuracy and speed of registration between two groups of 4D-CT images under different physiological activities, *based on FFD model of multi-resolution B-spline, a registration algorithm using ICP to optimize the model is proposed. The ICP algorithm is added before the traditional b-spline to realize the point cloud registration between two groups of 4D-CT images: the appropriate model is generated from the two segmented groups of 4D-CT images, then the two groups of point clouds in the model are registered with ICP.* The improvement rates of similarity measurement at level 1, level 2 and level 3 are 8.68%, 10.46% and 2.39% respectively, and the speed improvement rates are -51.89%, 41.71%, 81.09% respectively.

Keywords

ICP, B-spline, Non-rigid registration, CT images

Authors

Wenjie Tang, Ruotong Li, Xuesong Deng, Weixin Si, and Wang Qiong

Recommended Citation

Tang Wenjie, Li Ruotong, Deng Xuesong, Si Weixin, Wang Qiong. ICP Optimized B-Spline Non-Rigid Registration for 4D-CT Images[J]. Journal of System Simulation, 2020, 32(7): 1301-1311.

ICP 优化下的 B 样条四维 CT 图像弹性配准方法

汤雯洁^{1,2}, 李若桐², 邓雪松³, 司伟鑫², 王琼²(1. 武汉理工大学, 湖北 武汉 430070; 2. 中国科学院深圳先进技术研究院, 广东 深圳 518500;
3. 深圳市第二人民医院, 广东 深圳 100730)

摘要: 为提高不同生理状态下两组四维 CT 图像之间配准的精度和速度, 基于多分辨率 B 样条的自由形变模型(Free Form Deformation, FFD), 提出一种使用迭代最近点(Iterative Closest Point, ICP)优化该模型的配准算法。在传统 B 样条之前加入 ICP 算法实现两组四维 CT 图像间的点云配准: 根据分割完的两组四维 CT 图像生成点云数据和灰度数据, 使用 ICP 对模型中的两组点云配准。level 1, level 2, level 3 相似性测度提高率分别为: 8.68%, 10.46%, 2.39%, 速度提高率分别为: -51.89%, 41.71%, 81.09%, 结果证明新模型在不同控制网格大小配准上精度和速度都有提高。

关键词: ICP; B 样条; 非刚性配准; CT 图像

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2020) 07-1301-11

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.19-VR0436

ICP Optimized B-Spline Non-Rigid Registration for 4D-CT Images

Tang Wenjie^{1,2}, Li Ruotong², Deng Xuesong³, Si Weixin², Wang Qiong²

(1. Wu Han University of Technology, Wuhan 430070, China; 2. Shenzhen Institutes of Advanced Technology Chinese Academy of Sciences, Shenzhen 518500, China; 3. Shenzhen second people's hospital, Shenzhen 100730, China)

Abstract: In order to improve the accuracy and speed of registration between two groups of 4D-CT images under different physiological activities, based on FFD model of multi-resolution B-spline, a registration algorithm using ICP to optimize the model is proposed. The ICP algorithm is added before the traditional b-spline to realize the point cloud registration between two groups of 4D-CT images: the appropriate model is generated from the two segmented groups of 4D-CT images, then the two groups of point clouds in the model are registered with ICP. The improvement rates of similarity measurement at level 1, level 2 and level 3 are 8.68%, 10.46% and 2.39% respectively, and the speed improvement rates are -51.89%, 41.71%, 81.09% respectively.

Keywords: ICP; B-spline; Non-rigid registration; CT images

引言

术中配准是肝脏消融治疗手术导航系统的关键环节, 导航定位的效果直接取决于配准的速度和质

量^[1]。临床手术前后两次数据采集的过程中, 病人与成像设备之间的相对位置会发生改变。并且在 CT 仪扫描过程中将会伴随着病人的呼吸运动, 这将会对医学图像产生干扰, 同时手术过程中的操作也会对术中图像产生影响。为了排除这些因素产生的干扰, 获取手术所需要的完整信息, 需要将两个不同时间下采集到的两组 CT 图像集进行配准。

医学图像配准作为医学图像处理的关键技术



收稿日期: 2019-08-23 修回日期: 2019-11-07;
基金项目: 国家自然科学基金(U1813204, 61802385, 61802386), 广州市科技计划(201704020141);
作者简介: 汤雯洁(1995-), 女, 湖北黄冈, 硕士生, 研究方向为医学图像处理。

<http://www.china-simulation.com>

• 1301 •

之一，具有很高的临床和实践价值。自由呼吸下，人体内部软体组织形态会产生变化，为了更好地了解病灶区域的变换信息和各个组织结构在不同时刻的对应关系，我们对目标图像和待配准图像进行配准，即找到待配准图像组和目标图像组之间对应点的变化关系^[2]，实现两组图像间的对齐。

图像配准即处理图像之间的严格对齐问题：采用合适的空间变换方法，使得待配准图像和目标图像的对应点达到空间上的一致^[2]。图像配准有两种：刚性配准和弹性配准^[3]。刚性配准一般用来解决图像间的平移和旋转的配准问题，例如：骨头的配准，而弹性配准则用来解决产生形变的图像间的配准问题^[4]。目前国内外刚性配准的研究已经成熟，可以用来提高弹性配准的速度和精度。Marek Wodzinski 等^[5]在 B 样条弹性配准之前加入了刚性对齐的方法，对手术规划前以及手术后的乳腺 CT 进行刚性配准。结果证明对待配准图像先进行粗配准，再进行精细配准不仅能提高配准的速度还能提高配准的精度。

目前，常见的非刚性配准方法有 Horn-Schunck 光流法、Demons 算法、快速 Demons 算法、水平集算法以及 B 样条的 FFD 模型算法等^[6]。几种算法中，B 样条具有良好的对局部形变控制的特性：一个控制点的移动只会影响到相邻的控制点，并且只会对图像局部产生影响，不会对整个图像造成影响。因此，B 样条在弹性配准上具有很大优势^[6]。

用 B 样条的配准方法分成 2 种：一种基于网格控制点灰度值，通过不断调整网格控制点来拟合已知的插值点；第二种是 Lee 等^[7]最先提出的 B 样条 FFD 模型。尽管 FFD 模型具有良好的局部形变的建模能力，对复杂的几何形体的自由度也没有限制，但是如果存在多种形变，进行仿射变换时将会陷入局部极值。处理这个问题 Liu 等^[8]提出了一种基于超像素重建的多尺度 B 样条医学图像配准方法，用 SIFT 对图像进行仿射变换，再用 B 样条矫正。基于 SIFT 算法进行 B 样条弹性配准能解决局部变形问题，但是 SIFT 算法对边缘光滑的地方无法准确提

取，并且在处理速度和精度方面还是有待提高。

如果两幅图之间平移和旋转的因素较多，直接使用 B 样条配准不仅会使得配准速度变慢，而且很容易导致 B 样条拟合点失准。将 ICP 能快速精准地解决图像间平移和旋转问题的特性用于 B 样条处理中，能减少图像配准时平移旋转变化所用的时间从而减少整体配准的时间，同时在粗配准的前提下能进一步提高精细配准的速度。

配准结果准确度的衡量方式主要有：互信息法、相关系数法、灰度均方差、图像统一性比例、划分灰度一致性。由于互信息只考虑到灰度值，并没有参考相关的空间信息。所以，李宇森^[9]提出了一种基于 L2 正则化的 B 样条模型，在代价函数中引入了控制点参数矩阵 Forbenius 范数作为正则项，尽管均方误差有所提升，但是针对 3D 图像配准的速度非常慢。为了提升配准速度，改进配准的精度，并且适应不同程度的需求，与李宇森的框架类似的，Chan 等^[10]同时还加入了图像分级设置，即将控制点的间距设置成不同像素大小，然后找到最优控制参数。

本文基于 Chan 等^[10]的方法，提出了优化 B 样条配准的改进算法。在 B 样条配准之前加入 ICP 算法将两组肝脏 CT 图像作粗配准，改进后的算法在配准速度和精度两方面都得到了显著提高。我们通过采集五指山小型猪肝脏区域的四维 CT 影像进行三维图像重建与分割，得到同一只猪在不同生理状态下肝脏三维信息。并在得到的数据集上进行多组配准实验，对新算法进行了评估。其结果表明，我们的改进算法能有效地提高非刚性配准的速度和精度。

1 B 样条配准

本文以文献[10]中的 B 样条模型为基础实现精细配准，将经过滤波之后的点云数据转化为规则灰度矩阵，针对矩阵中每个位置处的像素点计算其采用 B 样条形变之后的位置，利用三线性插值方法将新位置的灰度值赋给原位置，具体实现步骤见图 1。

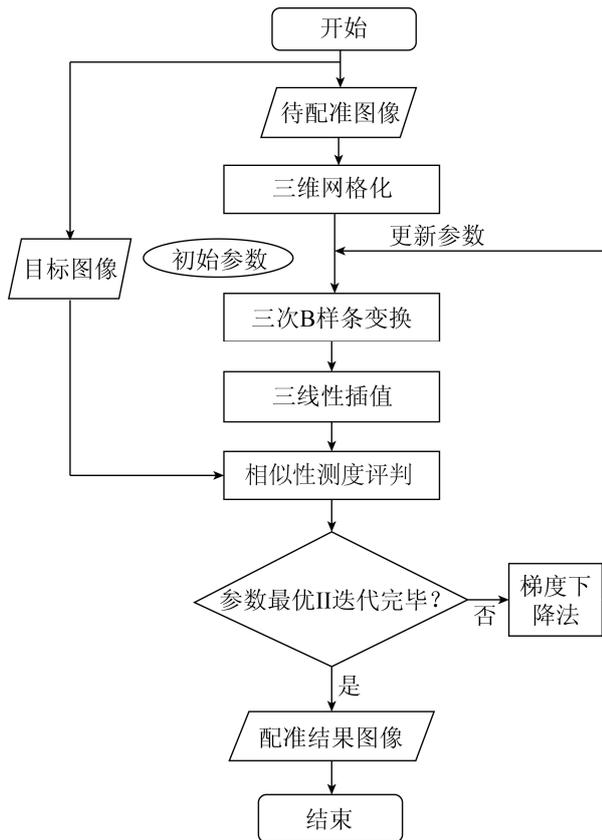


图 1 B 样条配准框架

Fig. 1 B-spline registration framework

由图 1 可见, 由 CT 采集得到的点云数据中含有的噪声和离群值会影响配准的结果, 因此需要使用高斯滤波器对点云数据进行抽稀处理, 在消除噪声影响的同时减少点云数据, 以提高配准速度。对待配准图像和目标图像进行滤波之后, 读取每个位置处的灰度值形成灰度图像, 并读取空间位置信息在空间坐标系中进行网格化。文献 [10] 中详细描述了二维图像的网格化划分方法, 本文按同样的思路, 将待配准图像以及目标图像网格化成三维网格。网格化后的图像进行 3 次 B 样条变换, 控制点移动范围由使用的 B 样条次数决定。本次实验使用的为 3 次 B 样条, 每一个控制点移动范围为其临近的三维网格。一个控制点的变化将会影响周围网格内的所有像素点。B 样条系数可以看作是对控制点的加权函数, 根据控制点到像素点的位置计算不同的加权系数, 来控制不同控制点对位置函数的贡献。最后利用三线

性插值的方法对 B 样条变换的结果进行灰度赋值。一般来说一次配准运算并不能达到想要的配准状态, 为了得到最好的空间变换, 需要计算“差值”, 如果这个“差值”不满足要求, 就要进行下一次循环, 多次迭代直到收敛或者迭代完毕。为满足不同精度的配准需求, 本文采用多分辨率的方法, 为不同等级的精度需求分别设定控制网格相应大小的分辨率。

2 ICP 配准

医学图像配准可被看成一种优化问题, 对于给定一个待配准图像 I_0 和一个目标图像 I_1 基于 B 样条的 FFD 模型, 使用 ICP 对齐算法更新框架, 取得待配准图像 I_0 与目标图 I_1 之间误差最小的形变变换系数矩阵, 最后通过该矩阵求出配准之后的图像。同时为了适应不同程度的需求, 进一步提高精度和速度, 引入多分辨率概念, 实现低分辨率匹配点迅速配准, 高分辨率精确配准, 配准过程如图 2。在 B 样条的 FFD 模型的基础上, 使用 ICP 算法将待配准图像点云和目标图像点云先做一个对齐处理, 然后将原位置的灰度赋值给更新之后位置, 同样的对位置参量进行滤波和 B 样条变换, 迭代控制点位置直到相似性测度函数收敛。

ICP 算法应用范围广, 其鲁棒性已经得到了证实。使用 ICP 算法对图像间的平移和旋转变化部分做一个初步的修正, 提高整体配准的速度的同时提高精确配准时的精度^[11]。

2.1 数据预处理

在配准之前, 建立数据读取模型, 读取两组 4 维 CT 图像 I_0 和 I_1 的点云数据 $P_{I_0}(x_i, y_i, z_i)$ 和 $P_{I_1}(x_i, y_i, z_i)$ 以及灰度矩阵 $G_0(x_i, y_i, z_i)$ 和 $G_1(x_i, y_i, z_i)$, 其中 i 表示的是图像中的每个点的索引。

三维点云数据是带有噪声的, 此处的噪声值会对后面的配准产生影响, 所以在配准之前要采用滤波器去噪。使用高斯滤波器实现滤波, 滤除噪点。

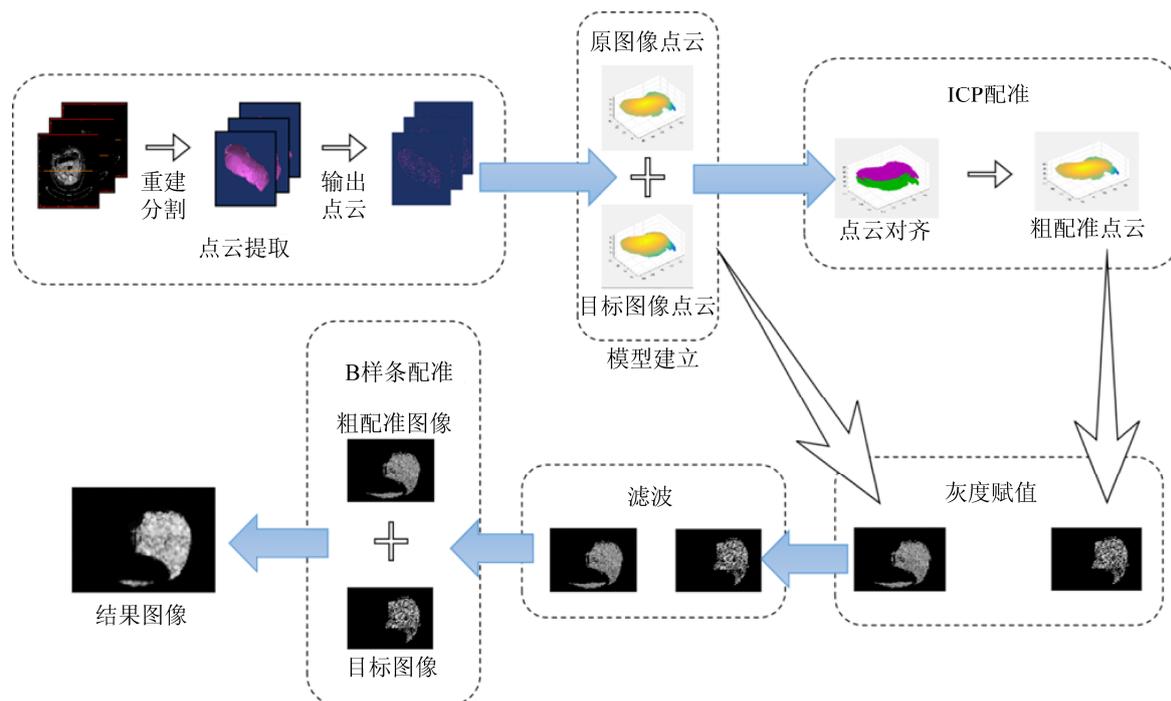


图 2 ICP 优化下的 B 样条框架

Fig. 2 ICP optimized B-spline registration framework

2.2 ICP 优化

经过滤波之后, 图像更加平滑。对去噪后点云数据进行 ICP 优化, 同时保留多分辨率的方法^[11]: 使用 ICP 算法将待配准图像和目标图像点云作平移和旋转变化。

ICP 是一种基于最小二乘法的最优配准算法, 在 B 样条变换之前, 通过对 I_0 点云的刚性变换, 找到与目标图像 I_1 欧式距离迭代最近点。将待配准点云位置集合叉乘变换矩阵 H , 得到配准后图像 I_0' 的点云集合, 下一步利用三线性插值的方法获得点云的灰度值, 计算两个图像集合的相似性测度函数, 使得目标函数 R_s 最大。

相似性测度函数的梯度 ∇R_s (迭代次数为 1000), 计算 R_s , 直到 R_s 函数收敛或者大于迭代次数。

2.3 ICP 优化实现

2.3.1 空间模型大小确定

为加快配准速度, 算法数据读取模型需要重新规划大小, 将不需要配准的部分截去。读取点云数据 $P_{I_0i}(x_i, y_i, z_i)$, $P_{I_1i}(x_i, y_i, z_i)$ 的坐标, 遍历

$P_{I_0i}(x_i, y_i, z_i)$, 即将待配准的两幅图像数据放到三维模型空间 $m \times n \times l$ 中, 其中 m, n, l 的大小选择两幅图在 x, y, z 方向的中最大距离, 即先找到待配准图像在 3 个方向上的最大最小值, 再找到目标图像在 3 个方向上的最大最小值, 然后比较这 3 个方向上的最大最小值, 取到 3 个方向上的最大值和最小值作为模型的边界。

2.3.2 ICP 配准

读取点云 $P_{I_0i}(x_i, y_i, z_i)$, $P_{I_1i}(x_i, y_i, z_i)$ 的坐标, 遍历 $P_{I_0i}(x_i, y_i, z_i)$, 利用 ICP 算法计算两点之间的欧式距离^[12], 在 $P_{I_1i}(x_i, y_i, z_i)$ 中找到与之最接近的点, 即使得 θ^2 最小:

$$\theta^2 = \|P'_{0i} - P_{1i}\|^2 \quad (1)$$

找到一组变换 T 使得每一个点在做这个变换之后与目标点云中的配准点的欧式距离最短, 将每个距离叠加得到 d^2 :

$$d^2 = \min \sum_{i=1}^n \|P_{I_0i} \circ T - P_{I_1i}\|^2 \quad (2)$$

获得新的点云 $P_{I_0i}'(x_i, y_i, z_i)$ 之后用函数获取新点云的位置信息, 将该位置信息转化为矩阵

$I'_{0i}(x_i, y_i, z_i)$ 。对 $I'_{0i}(x_i, y_i, z_i)$ 内的坐标进行 B 样条精细变换。

同时, 利用三线性插值的方法 S, 将原始点云位置处的灰度值 $G_0(x_i, y_i, z_i)$ 赋给变换后对应点^[13]。

3 实验与结果分析

与 Chan 等^[10]在实验中使用的 MRI 数据不同, 本文使用的实验数据为两组四维 CT 图像, 通过预处理读出所需要的肝脏的点云数据和灰度数据: 使用 Mimics 读取 CT 图再手动进行分割, 并进行肝脏模型的三维重建得到分割好的点云位置值以及对应位置的灰度值^[14]。在五指山小型猪和比格犬的肝脏数据上, 我们对算法进行了验证。

3.1 医学数据采集与处理

第一次实验所用数据采自五指山小型猪, 将动物猪麻醉后, 利用 4D-CT 机扫描其腹部区域(沿着横截面的法线从头到尾的方向扫描腹部, 层间距为 1 mm), 进行多次扫描, 得到不同时刻的 8 组四维 CT 序列。

第二次实验所用数据来自比格犬, 将动物狗麻醉之后利用 4D-CT 机扫描其腹部区域(沿着横截面的法线从头到尾的方向扫描腹部, 层间距为 1 mm), 进行多次扫描, 得到该不同时刻下的 6 组四维 CT 序列。

五指山小型猪的肝脏灰度图像分辨率为 $276 \times 184 \times 108$ 像素, 控制网格大小分别为: $33 \times 23 \times 14$ 个像素(level 3), $69 \times 46 \times 27$ 像素(level 2), $138 \times 92 \times 54$ 像素(level 1)。将图 3 中的第四幅图像作为目标图像, 另外 7 张作为待配准图像, 进行 7 次实验, 同时将第 7 组的目标图像和待配准图像对换过来作为第 8 组实验。

小型比格犬肝脏 CT 图像分辨率为 $171 \times 147 \times 170$ 像素, 控制网格的大小分别为 $22 \times 19 \times 22$ 个像素(level 3), $43 \times 37 \times 43$ 像素(level 2), $86 \times 74 \times 85$ 像素(level 1)。将图 4 中的第六幅图像作为目标图像, 另外 5 张作为待配准图像, 共进行 5 组实验。

使用 Mimics 软件对不同时间下同一只猪腹腔

的 8 组 CT 图像人工分割出猪腹腔三维结构^[15], 并进行三维重建得到 8 组动物猪肝脏对应三维点云的位置数据以及灰度值。比格犬的数据获取方式同理。图 3 所示为本文所使用的 8 组动物猪肝脏点云数据的可视化显示^[16], 其中第 1 行从左到右显示的是动物猪肝脏组第 1~4 组数据的分割重建结果, 第 2 行从左到右显示的为其第 5~8 组的分割重建结果。图 4 所示为本文所使用的 6 组动物狗肝脏点云数据的可视化显示^[16], 其中第 1 行从左到右为动物狗肝脏第 1~3 组的分割重建结果, 第 2 行从左到右为其第 4~6 组的分割重建结果。

3.2 拓扑结构分析

本文取中间位置处(z 轴方向, 横截面)的灰度图作为结果显示, 如图 5 所示, 其中图 5(a)~(d)列分别为目标图像组、待配准图像组, 图 5(c)为传统 B 样条配准结果和 ICP 优化下的 B 样条配准结果, 前 4 行为动物猪组实验结果, 后 4 行对应动物狗组实验结果。

由图 5 可以看出, 在同一目标图的前提下, 与待配准图相比, 尽管目标图变化较大, 但传统 B 样条方法以及 ICP 优化下的 B 样条方法配准都能保持和目标图片比较相似的拓扑结构。

但是对比同一行最后两列可以发现, 第 4 列(ICP 优化的传统 B 样条)的拓扑结构明显与目标图片重叠更多: 在动物猪肝脏灰度图中, 目标图的下方有一块独立的弧形块, 而在第 3 列前 3 行所有的拓扑结构中都没有该弧形块, 只有第 4 行出现较小的一块形状。而在第 4 列中每一部分都有该弧形拓扑结构, 并且形状与目标图较为类似。由于是在同一层进行比较, 所以能说明在相同位置, ICP 优化下的拓扑结构会比传统方法更接近于目标图像。

对比动物狗的图像, 我们可以观察到在 5~8 行中, 第 4 列的拓扑结构和第 3 列相差不大, 但是在每一张图的灰度图像的边缘部分显得更暗。说明使用 ICP 优化的方法比传统 B 样条得出来的灰度图层次更加分明, 也就能更好地明显图像的的深度信息。

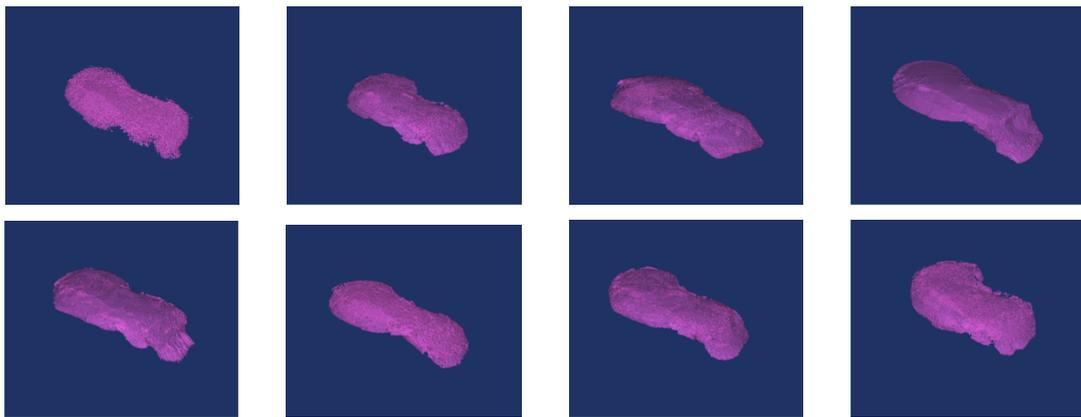


图 3 动物猪数据分割重建结果图

Fig. 3 Segmentation and reconstruction results of Animal Pig data

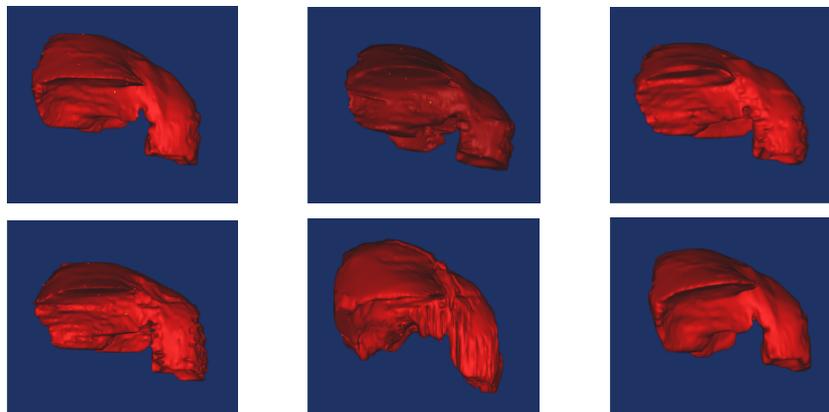
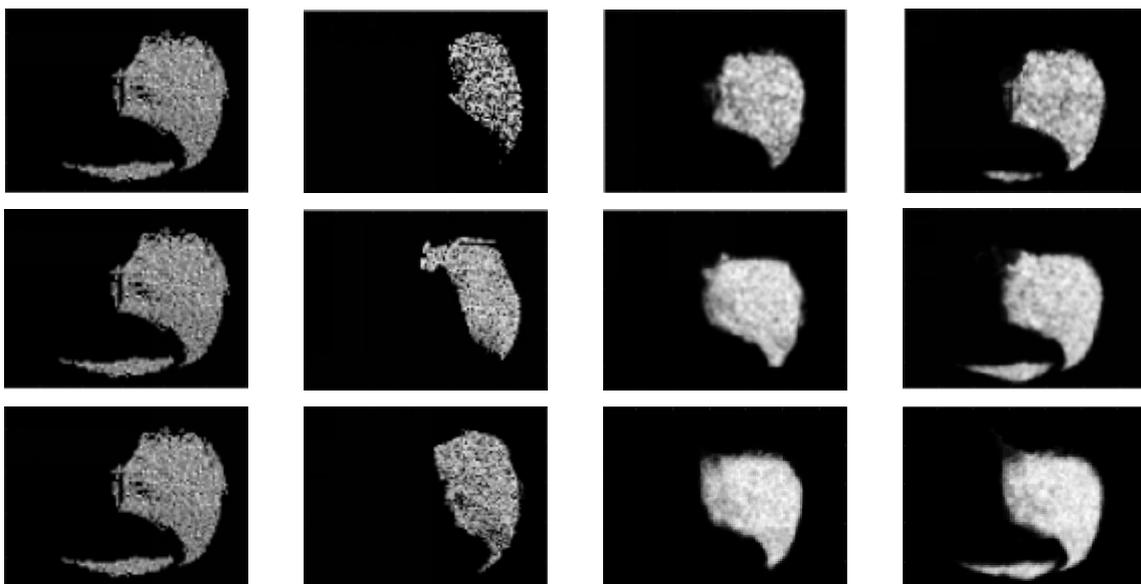


图 4 动物狗数据分割重建结果图

Fig. 4 Segmentation and reconstruction results of Animal Dog data



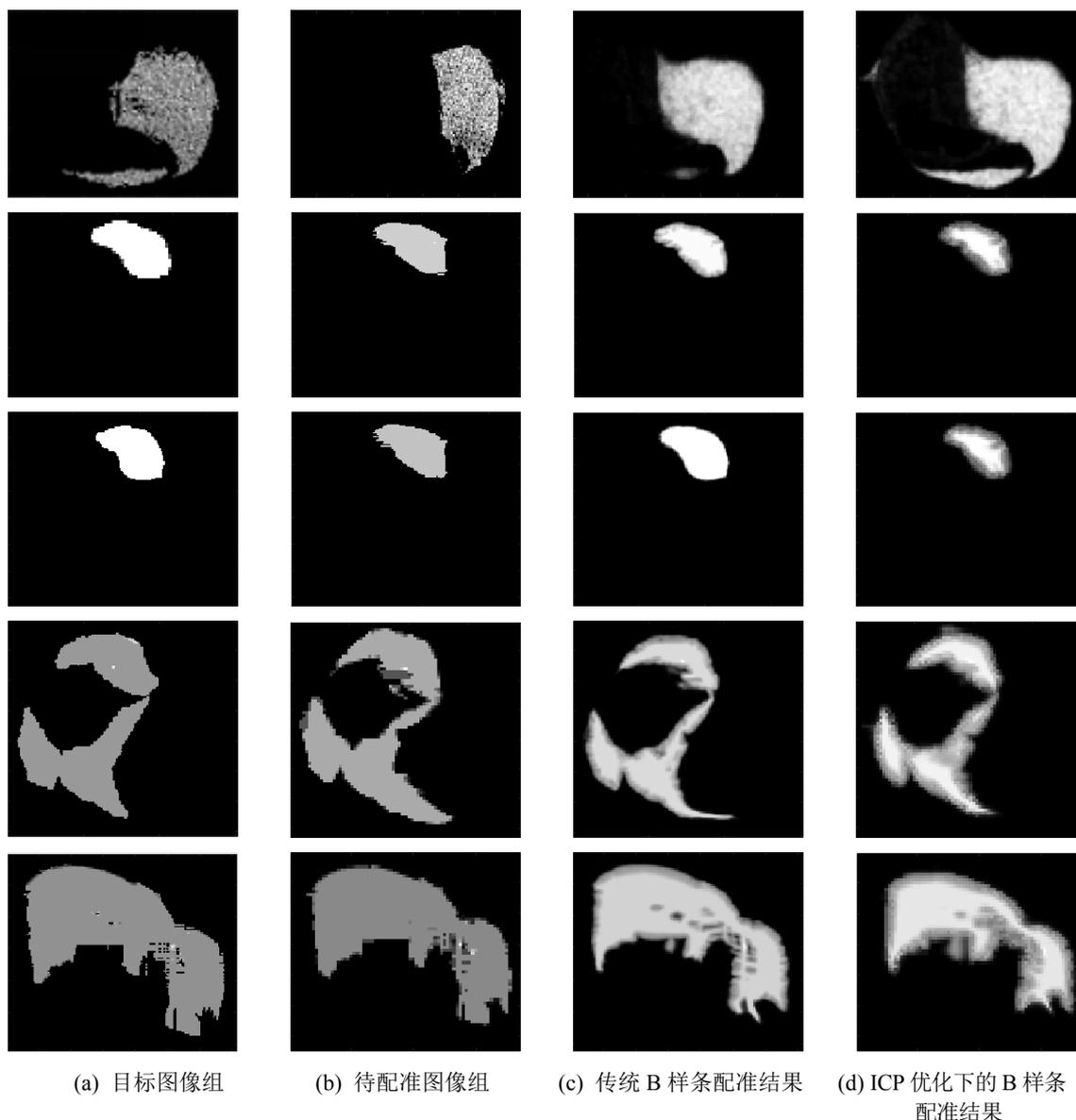


图 5 实验原始数据及结果灰度图
Fig. 5 Gray scale of original data and experimental results

3.3 相似性度量分析

本文使用下面函数作为相似性度量函数^[16]:

$$R_s = 1 - \frac{\|I_1 - I_0 \circ T\|}{\|I_1 - I_0\|} \quad (3)$$

式中: I_1 为目标图像的灰度值矩阵; I_0 为待配准图像灰度值矩阵; T 为变换方法矩阵。

图 6(a)和(b)中, 每一张图片里面都显示有 3 条曲线, 从上到下分别为在 level 3, level 2, level 1 时, 迭代次数与残差之间的关系。可以看出在 level 2 和 level 3 时, 与图 6(a)相比图 6(b)的迭代次数明

显减少, 也就是说, 此时 ICP 优化的 B 样条模型配准速度比传统 B 样条模型更快。在三个等级中, 每一个等级下图 6(b)中的相似性测度比图 6(a)的要明显高出很多, 也就是说, 此时用 ICP 优化的 B 样条模型比传统 B 样条模型速度精确度更高, 具体数据分别见表 1 和表 2。

表 1 第 1 栏和第 2 栏是在 3 个等级下, 分别使用 ICP 优化传统 B 样条以及传统 B 样条所需要的时间, 最后 1 栏是计算 3 个等级下, 传统 B 样条与 ICP 优化 B 样条的时间差值, 正值表示 ICP 优

化传统 B 样条后方法比传统 B 样条方法快，负值则相反。

如表 1 中的动物猪组所示，在 level 1 的时候，传统 B 样条的方法执行平均时间是 8.79 s，ICP 优化的 B 样条执行时间是 18.58 s，比传统方法慢了 52.68%，这是因为 level 1 图像缩放的比例比较大，本身就是粗配准，所以速度比 ICP 要快。

但是在 level 2 的时候，传统 B 样条的方法执

行平均时间是 36.27 s，ICP 优化的 B 样条执行时间是 29.33 s，使用 ICP 优化方法，平均时间快了 19.12%；同样，在 level 3 的时候，传统 B 样条的方法执行平均时间是 301.25 s，ICP 优化的 B 样条执行时间是 47.91 s，使用 ICP 优化方法，平均时间快了 84.10%。说明 ICP 做粗配准的前提下，可大幅提高 B 样条精细配准时速度。

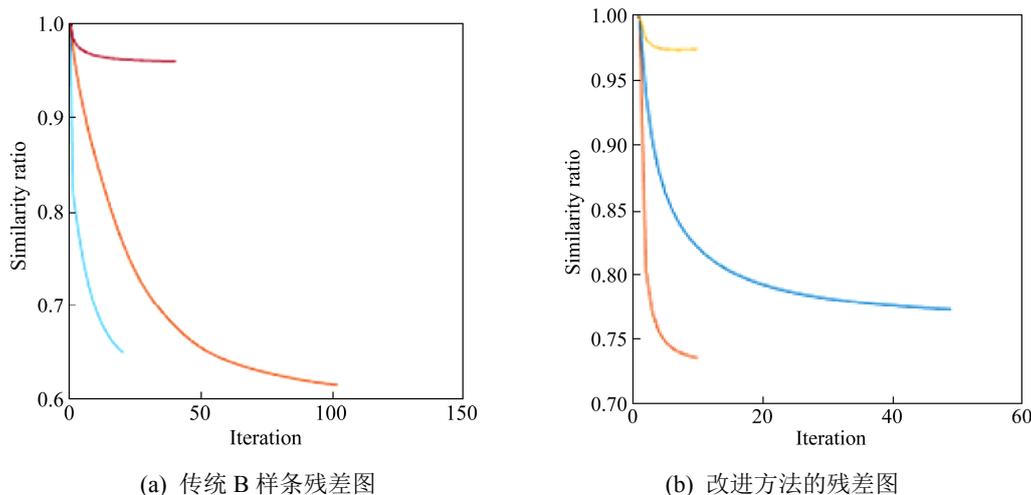


图 6 相对残差图

Fig. 6 Relative residual diagram

表 1 两种方法时间对比图

Tab. 1 Comparison of computational time of two methods

/s

方法组别	ICP 优化的 B 样条			传统 B 样条			ICP 优化的 B 样条与传统 B 样条的差		
	Level 1	Level 2	Level 3	Level 1	Level 2	Level 3	Level 1	Level 2	Level 3
Pig-Group1	13.50	29.11	42.61	7.25	41.11	109.03	-6.25	12.00	66.42
Pig-Group2	19.02	28.56	47.58	8.98	29.74	397.39	-10.04	1.18	349.81
Pig-Group3	22.92	32.93	55.84	10.16	31.16	300.84	-12.76	-1.77	244.99
Pig-Group4	20.28	27.31	47.59	9.45	58.20	257.90	-10.84	30.89	210.31
Pig-Group5	17.92	31.08	48.99	8.70	34.89	321.44	-9.22	3.81	272.45
Pig-Group6	20.36	28.71	49.07	8.60	39.88	559.66	-11.75	11.17	510.59
Pig-Group7	20.66	31.96	52.62	9.24	35.82	420.39	-11.43	3.87	367.78
Pig-Group8	13.97	25.02	38.99	7.96	19.35	43.33	-6.01	-5.67	4.34
Pig-Mean	18.58	29.33	47.91	8.79	36.27	301.25	-9.79	6.93	253.34
Dog-Group1	41.67	44.65	66.50	29.16	67.34	624.71	-12.51	22.69	558.20
Dog-Group2	58.16	60.75	80.80	28.18	59.81	200.39	-29.98	-0.94	119.59
Dog-Group3	66.76	69.41	94.43	27.05	65.26	257.44	-39.71	5.85	163.01
Dog-Group4	69.57	71.21	87.43	26.06	49.42	274.99	-43.51	8.21	187.56
Dog-Group5	42.03	43.58	57.58	26.33	49.79	273.35	-15.70	6.22	215.77
Dog-Mean	55.64	57.92	77.35	27.36	66.32	326.18	-28.28	8.41	248.83

表 2 两种方法相似性度量结果及对比
Tab. 2 Comparison of similarity measurement between two methods

方法 组别	ICP 优化的 B 样条			传统 B 样条			ICP 优化的 B 样条与传统 B 样条 的差		
	Level 1	Level 2	Level 3	Level 1	Level 2	Level 3	Level 1	Level 2	Level 3
Pig-Group1	0.74	0.77	0.97	0.65	0.61	0.96	0.08	0.16	0.01
Pig-Group2	0.60	0.81	0.91	0.49	0.62	0.89	0.11	0.19	0.02
Pig-Group3	0.57	0.80	0.93	0.49	0.53	0.91	0.08	0.28	0.02
Pig-Group4	0.70	0.87	0.90	0.58	0.52	0.92	0.12	0.35	-0.02
Pig-Group5	0.70	0.78	0.95	0.57	0.59	0.88	0.13	0.19	0.08
Pig-Group6	0.65	0.87	0.88	0.56	0.67	0.87	0.10	0.20	0.01
Pig-Group7	0.90	0.89	0.95	0.58	0.77	0.84	0.32	0.12	0.10
Pig-Group8	0.85	0.74	0.93	0.85	0.72	0.95	0.00	0.02	-0.01
Pig-Mean	0.71	0.82	0.93	0.60	0.63	0.90	0.12	0.19	0.03
Dog-Group1	0.46	0.77	0.86	0.44	0.79	0.86	0.02	-0.01	0.00
Dog-Group2	0.45	0.80	0.88	0.45	0.69	0.87	0.00	0.10	0.01
Dog-Group3	0.47	0.77	0.85	0.43	0.78	0.81	0.04	-0.01	0.03
Dog-Group4	0.50	0.67	0.76	0.48	0.79	0.78	0.02	-0.12	-0.02
Dog-Group5	0.49	0.79	0.86	0.46	0.77	0.80	0.03	0.02	0.05
Dog-Mean	0.47	0.75	0.85	0.45	0.76	0.83	0.02	-0.01	0.02

动物狗实验组与动物猪实验组相同, 在 level 1 的时候, ICP 优化方法执行平均时间要比传统方法慢 50.83%; 但在 level 2 的时候, 传统 B 样条的方法执行平均时间是 57.92 s, 而 ICP 优化的 B 样条执行时间是 66.32 s, 使用 ICP 优化方法, 平均时间快了 16.19%; 在 level 3 的时候, 传统 B 样条的方法执行平均时间是 326.18 s, 而 ICP 优化的 B 样条执行时间是 77.35 s, 使用 ICP 优化方法, 平均时间快了 76.29%。说明使用 ICP 优化的方法可大幅提高 B 样条精细配准时速度。

所以, 无论是动物猪组肝脏的配准还是动物狗组肝脏的配准, 针对配准速度的问题, level 1 时用 ICP 优化方法比较慢, 但 level 2 以及 level 3 时 ICP 优化方法的配准速度比原方法好。

表 2 第 1 栏和第 2 栏是在 3 个等级下, 分别采用 ICP 优化传统 B 样条后以及传统 B 样条的方法计算的相似性测度, 最后 1 栏是计算 3 个等级下, ICP 优化 B 样条与传统 B 样条的方法之间相似性测度的差值, 正值表示 ICP 优化传统 B 样条后方法比传统 B 样条方法相似性测度高, 负值则相反。

观察表 2, 针对动物猪肝脏数据, 本文提出的优化算法与传统 B 样条的差值栏的数据, 正值占了 87.50%。并且 Level 1, Level 2, Level 3 三种配准精度下平均相似性度量都有提高, 提高率分别为: 11.77%、18.82%、2.70%, 说明: 动物猪使用 ICP 优化的 B 样条模型在精度测量上比传统 B 样条算法好。

与五指山小型猪配准的分析相同, 观察表 2 中动物狗的数据, 提出的使用 ICP 优化的方法与传统方法的差为正值占了 72.22%, 说明使用 ICP 优化的方法能获取更高的相似性度量函数值, 即配准效果好。Level 1, Level 2, Level 3 的平均精度提高分别为 4.56%, -0.68%, 1.97%。ICP 优化的方法能提高小型比格犬的配准精度。对于小型比格犬来说, 使用 ICP 优化的方法, 配准速度(level 2 以及 level 3 时)和精度都有所提高。

综合 13 组平均数据(8 组动物猪实验组以及 5 组动物狗实验组), 得出 ICP 优化方法下的速度和相似度的提高率, 如表 3 所示。综上, 总体来说, 对于肝脏的配准, 无论是精细配准还是粗配

准, 本文提出的使用 ICP 优化 B 样条模型比起传统的 B 样条模型的配准精度要高。在速度上, 尽管粗配准(level 1) 配准速度平均慢 51.89%, 但是精度提高了 8.68%, 并且牺牲少量粗配准时间对精细配准时的(level 2 和 level 3)速度都有很大提升, 总体效益远大于损失。

表 3 ICP 优化下速度以及相似性测度提高率
Tab. 3 Improvement rate of speed and similarity ratio by ICP optimization %

性能	ICP 优化提高 的速度	ICP 优化提高 的精度
Level 1	-51.89	8.68
Level 2	41.71	10.46
Level 3	81.09	2.39

4 结论

本文在 B 样条形变配准之前加入 ICP 刚性配准的方法, 在对图像先对齐的前提下再进行 B 样条精细配准。用 B 样条计算目标点位置, 并使用梯度下降法计算变化因子的形变量, 利用三线性插值算法求给目标点的灰度值。根据算法的通用性, 使用动物猪肝脏四维 CT 和动物狗肝脏四维 CT 进行配准实验。实验结果证明加入 ICP 对齐算法的框架能很好地提高图像配准的精度, 并且能极大提高精细配准的速度。

分析动物猪以及动物狗肝脏部位四维 CT 实验数据, 可以看出本文提出的 ICP 优化 B 样条的方法在弹性配准上已经取得了良好的效果。考虑到应用于肝脏消融手术中时还需要考虑肝脏内血管、肿瘤以及周围组织等关键结构, 我们今后的工作将对这些关键解剖结构的配准算法的精度与效率优化进行研究。与此同时, 鉴于 ICP 算法本身时间复杂度高的问题, 探索其改进方式以进一步提高配准效率也是我们未来研究的方向之一。

参考文献:

[1] Mitrović U, Likar B, Pernuš F, et al. 3D-2D registration in endovascular image-guided surgery: Evaluation of state-of-the-art methods on cerebral angiograms[J].

International journal of computer assisted radiology and surgery (S1861-6410), 2018, 13(2): 193-202.

[2] 李明晏. 基于 B 样条的图像弹性配准算法研究[D]. 济南: 山东大学, 2011.

Li Mingyan. The Research on Non-rigid Registration Based on B-Spline[D]. Ji'nan: Shandong university, 2011.

[3] 冯兆美, 党军, 崔峭峭, 等. 基于 B 样条自由形变三维医学图像非刚性配准研究[J]. 影像科学与光化学, 2014, 32(2): 200-208.

Feng Zhaomei, Dang Jun, Cui Xiaoyao, et al. B-spline Free-form Deformation Based 3-D Non-rigid Registration of Medical Images[J]. Photographic Science and Photochemistry, 2014, 32(2): 200-208.

[4] 汪友生, 李冠宇. 基于平滑样条函数的血管图像弹性配准算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(9): 1334-1339.

Wang Yousheng, Li Guanyu. Vascular image elastic registration algorithm based on smoothing spline function[J]. Journal of electronic measurement and instrumentation, 2015, 29(9): 1334-1339.

[5] Wodzinski M, Skalski A, Ciepiela I, et al. Application of demons image registration algorithms in resected breast cancer lodge localization[C]// 2017 Signal Processing: Algorithms, Architectures, Arrangements, and Applications (SPA): IEEE, 2017: 400-405.

[6] 庞皓文, 孙小杨, 杨波. 五种弹性配准方法在放射治疗 CT 图像配准中的应用比较[J]. 中国医学装备, 2018, 15(3): 26-29.

Pang Haowen, Sun Xiaoyang, Yang Bo. Comparison on application of five kinds of elastic registration methods in the CT image registration of radiotherapy[J]. Chinese Medical Equipment, 2018, 15(3): 26-29.

[7] 宋湘芬, 林仕令, 宋磊, 等. 基于 B 样条的医学图像弹性配准[J]. 生物医学工程研究, 2017, 36(3): 213-217.

Song Xiangfen, Lin Shiling, Song Lei, et al. Elastic Registration of Medical Image Using B-Spline[J]. Biomedical Engineering Research, 2017, 36(3): 213-217.

[8] Liu Y, Zhu B. Deformable image registration with geometric changes[J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering (S2095-9230), 2015, 16(10): 829-837.

[9] 李宇森. 基于多层 B 样条和 L2 正则化的图像配准方法研究[D]. 济南: 山东大学, 2017.

Li Yusen. Research on Non-rigid Image Registration Based on Multi-level B-spline and L2-Regularization[D]. Jinan: Shandong University, 2017.

- [10] Chan C L, Anitescu C, Zhang Y J, et al. Two and Three Dimensional Image Registration Based on B-Spline Composition and Level Sets[J]. *Communications in Computational Physics* (S1815-2406), 2017, 21(2): 600-622.
- [11] Pawar A, Zhang Y J, Anitescu C, et al. Joint image segmentation and registration based on a dynamic level set approach using truncated hierarchical B-splines[J]. *Computers & Mathematics with Applications* (S0898-1221), 2019, 78(10): 3250-3267.
- [12] Wu Z Z, Chen H C, Du S Y, et al. Correntropy based scale ICP algorithm for robust point set registration[J]. *Pattern Recognition* (S0031-3203), 2019, 93: 14-24.
- [13] Albarqouni S, Konrad U, Wang L, et al. Single-view X-ray depth recovery: toward a novel concept for image-guided interventions[J]. *International journal of computer assisted radiology and surgery* (S1861-6410), 2016, 11(6): 873-880.
- [14] Kang X, Armand M, Otake Y, et al. Robustness and accuracy of feature-based single image 2-D-3-D registration without correspondences for image-guided intervention[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* (S0018-9294), 2013, 61(1): 149-161.
- [15] Shi S, Yuan R, Sun Z, et al. A liver registration method for segmented multi-phase CT images[C]// *Medical Imaging 2015: Image Processing*. International Society for Optics and Photonics, 2015: 941331.
- [16] 顾菊平, 程天宇, 华亮, 等. 面向脊柱生物建模的图像分割与配准研究综述[J]. *系统仿真学报*, 2019, 31(2): 167-173.
- Gu Juping, Cheng Tianyu, Hua Liang, et al. Overview of Image Segmentation and Registration for Spine Biological Modeling[J]. *Journal of System Simulation*, 2019, 31(2): 167-173.