



计算机科学

COMPUTER SCIENCE

基于特征变换结合KD树改进ICP的快速点云配准方法

唐佳林, 林寿南, 周壮, 司炜, 王腾辉, 郑泽鑫

引用本文

唐佳林, 林寿南, 周壮, 司炜, 王腾辉, 郑泽鑫. [基于特征变换结合KD树改进ICP的快速点云配准方法](#)[J]. 计算机科学, 2023, 50(11A): 230100028-5.

TANG Jialin, LIN Shounan, ZHOU Zhuang, SI Wei, WANG Tenghui, ZHENG Zexin. [Improved ICP Fast Point Cloud Registration Method Based on Feature Transformation Combined with KD Tree](#) [J].

Computer Science, 2023, 50(11A): 230100028-5.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[基于GPU的实时SIFT算法](#)

Real-time SIFT Algorithm Based on GPU

计算机科学, 2020, 47(8): 105-111. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.190700036>

[融合多颜色空间信息的彩色图像色差校正算法](#)

Color Difference Correction Algorithm Based on Multi Colors Space Information

计算机科学, 2020, 47(6A): 157-160. <https://doi.org/10.11896/JsJcx.190800026>

[航拍视频中运动目标检测算法研究](#)

Research on Detecting Algorithm of Moving Target in Aerial Video

计算机科学, 2017, 44(Z11): 175-177. <https://doi.org/10.11896/j.issn.1002-137X.2017.11A.036>

[基于RANSAC的SIFT匹配阈值自适应估计](#)

Estimate Threshold of SIFT Matching Adaptively Based on RANSAC

计算机科学, 2017, 44(Z6): 157-160. <https://doi.org/10.11896/j.issn.1002-137X.2017.6A.036>

[基于GPU的变型SIFT算子实时图像配准](#)

GPU-based Real Time Image Registration with Variant SIFT

计算机科学, 2011, 38(3): 300-303.

基于特征变换结合 KD 树改进 ICP 的快速点云配准方法

唐佳林 林寿南 周 壮 司 炜 王腾辉 郑泽鑫

北京理工大学珠海学院 广东 珠海 519088

(01068@bitzh.edu.cn)

摘 要 点云配准是三维重建的关键技术。针对迭代最近点(ICP)算法存在收敛速度慢、配准效率低、配准时间长等难题,提出了一种基于特征变换结合 KD 树改进 ICP 的快速点云配准方法。首先利用体素网格法进行初步降采样,在其差分高斯模型上获取三维尺度不变特征变换(SIFT)关键点;其次建立快速点特征直方图(FPFH);然后使用采样一致性初始配准(SAC-IA)算法,实现粗配准;最后根据得到的初始变换矩阵使用 KD 树改进的 ICP 算法,实现精配准。在斯坦福大学公开数据集上进行配准实验,结果表明,与 ICP 算法相比,所提改进算法具有较高的配准精确度和时间效率,且可为精确配准选择较优的初始位姿。文中在一定程度上避免了点云配准时存在的局部最优现象,为后续目标识别匹配和三维重建提供了一种高效的方法。

关键词: 特征变换;采样一致性;快速点特征直方图;迭代最近点

中图分类号 TP391

Improved ICP Fast Point Cloud Registration Method Based on Feature Transformation Combined with KD Tree

TANG Jialin, LIN Shouan, ZHOU Zhuang, SI Wei, WANG Tenghui and ZHENG Zexin

Beijing Institute of Technology, Zhuhai, Zhuhai, Guangdong 519088, China

Abstract Point cloud registration is the key technology of 3D reconstruction. Aiming at the problems of slow convergence speed, low registration efficiency and long registration time in iterative closest point (ICP) algorithm, a fast point cloud registration method based on feature transformation combined with kdtree is proposed to improve ICP. First of all, the three-dimensional SIFT key points are obtained on the differential Gaussian model by down-sampling with voxel mesh method. Secondly, fast point feature histogram (FPFH) is established. Then sample consensus initial alignment (SAC-IA) algorithm is used to realize rough registration. Finally, according to the obtained initial transformation matrix and improved ICP algorithm based on KD tree, accurate registration is realized. Experimental results of Stanford data registration show that compared with ICP algorithm, the proposed algorithm has higher registration accuracy and time utilization, and can select a better initial pose for accurate registration. To some extent, this study avoids the local optimal phenomenon existing in point cloud collocation, and provides an efficient method for subsequent target recognition and matching and 3D reconstruction.

Keywords Feature transform, Consistency of sampling, Fast point feature histograms, Iterative closest point

1 引言

近年来,三维点云数据被广泛应用于三维重建、医学、计算机视觉等领域。高效精确的三维点云配准技术成为了当前不少学者的研究重点^[1-2]。点云配准技术指一种将多视角的三维点云数据合并到同一坐标系下,并利用位置空间的转换使物体的统一特征相互重叠,从而形成更加完整的点云数据。

Besl 等^[3]提出了迭代最近点(ICP)算法,该算法首先将两点间的欧氏距离作为目标函数,其次基于对应点构造旋转和平移矩阵进行变换,最后计算并估计变换后的误差,再不断进行迭代更新的过程。该算法由于在寻找对应点的过程中计算工作量较大,迭代速度较慢,存在局部最优的问题,因此不能满足实际生产过程配准的要求。近年来,国内外许多学者对

上述算法存在的问题进行了优化。Yao 等^[4]提出了基于点云曲率特征相似度的改进 ICP 算法,该算法在 ICP 算法的基础上引入了 KD 树分割三维点云,用于加快最近邻近点的搜索以提高配准的速度,并通过曲率特征相似度搜索欧氏距离最近点来提高配准精度。Yu 等^[5]提出了一种基于快速点特征直方图(FPFH)的改进 ICP 算法,通过指数函数来改进欧氏距离,从而获得较好的初始点云位置,利用双约束和单位四元数算法完成初始配准,通过构造双向 KD 树减少了迭代次数,比传统 ICP 算法高出 2~6 个数量级,具有较好的鲁棒性。Yue 等^[6]提出了基于快速鲁棒局部点对特征(LPPF)和 ICP 算法的点云配准算法,该算法通过 LPPF 特征描述子来统计点云邻域的特征信息,从而形成直方图描述子,结合 ICP 算法实现点云的粗配准和精配准,不仅减少了 ICP 算法的迭代次

基金项目:广东大学生科技创新培育专项资金(pdjh2021 a0625, pdjh2022 b0712)

This work was supported by the Guangdong University Student Science and Technology Innovation Cultivation Special Fund Grant(pdjh2021 a0625, pdjh2022 b0712).

通信作者:林寿南(2663560093@qq.com)

数,而且具有较高的配准精度和较短的配准时间。Zheng等^[7]提出了一种基于快速点特征直方图特征差异的虚拟命名多源点云融合算法,该算法结合周围邻域信息和源点云的FPFH特征差分生成同名虚拟点,构建体素并通过卷积神经网络来实现ICP算法的改进,该算法能够更合理、更准确地对低精度点云进行详细的精确校正,实现多源点云数据的配准。

简单的点与点对应不具有鲁棒性,是目前点云配准领域中存在的难题,许多研究致力于寻找高鲁棒性的对应关系,通过对对应关系估计配准参数来提高点云配准的准确性,降低对准确初始位姿的依赖。本文针对点云起始位置依赖性强、收敛速度慢等难题,提出了基于特征变换结合KD树改进ICP的快速点云配准算法。本文算法首先利用点云体素网格取样,在其差分高斯模型上获取三维SIFT关键点,建立FPFH进行局部信息描述,利用SAC-IA算法进行求解以完成粗

配准;最后根据得到的初始变换矩阵,结合KD树改进ICP算法来实现精确配准。

2 算法流程

针对初始位置依赖性较强、收敛速度慢等点云配准问题,本文算法的主要思路如下。1)粗配准。首先对点云进行降采样,将点云数据分布在三维体素网格中,并通过估算目标云的 k 邻域和估计曲面法向量,筛选满足要求的统计节点。再获取源点云和目标点云模型的三维SIFT关键点信息,利用获取的关键点来估计FPFH特征并进行局部信息描述。通过SAC-IA算法得到相应的变换矩阵,完成点云的粗配准。2)精配准。基于KD-ICP算法估计最优变换矩阵,满足算法迭代条件即可完成精确配准。本文提出的点云配准算法的流程如图1所示。

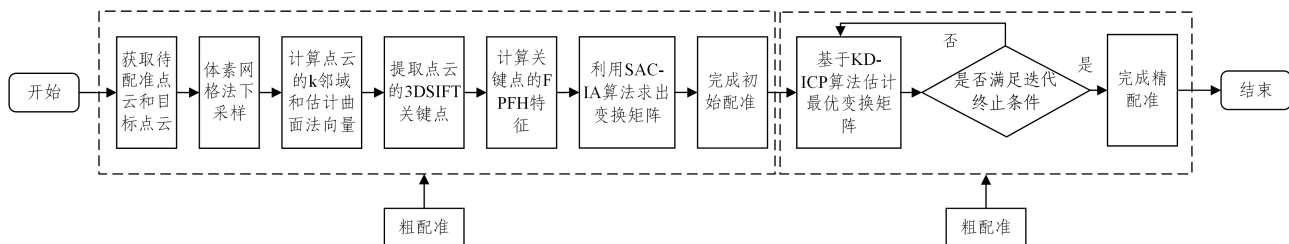


图1 点云配准算法流程

Fig. 1 Point cloud registration algorithm flow

2.1 点云降采样

由于三维点云数据量巨大,且包含一定的噪声信息,因此通常需要进行一些预处理,包括去噪、下采样等^[8]。为提高点云的处理效果和效率,本文将采用体素网格(voxelgrid)法对点云进行降采样。结合参考文献^[9]的方法先对点云建立轴向包围盒(axisalignedboundbox),然后沿着三维坐标系的轴向把包围盒子分成 n 等份,将各体素点的重心当作体素最终的采样值^[10]。

2.2 3DSIFT

SIFT算法^[11]是由Lowe提出的,其核心是将像素区间的匹配先转换为特性点矢量的相互匹配,然后通过特征向量再对特征点实现特征匹配,该计算主要应用在二维图形的物体识别中。把二维SIFT计算推广到三维空间可以生成三维尺度不变特征描述符,实现了三维空间的直接应用^[12]。三维SIFT关键点提取算法的步骤如下。

1)生成尺度空间。设三维点云的尺度空间 $L(x, y, z, \delta)$ 是由差分高斯模型尺度变化的高斯函数 $G(x, y, z, k\delta)$ 与创建点云降采样后的目标模型 $M(x, y, z)$ 之间的卷积,得:

$$L(x, y, z, \delta) = G(x, y, z, k\delta) * M(x, y, z) \quad (1)$$

$$G(x, y, z, k\delta) = \frac{1}{(\sqrt{2\pi}k\delta)^3} e^{-\frac{(x^2+y^2+z^2)}{2(k\delta)^2}} \quad (2)$$

其中,*表示卷积计算; (x, y, z) 表示点云空间位置信息; δ 代表空间尺度参数; k 代表尺度大小参数。

2)尺度空间检测极值。首先测定同一尺度层的高斯差分模型,以确定体素网格存在相应的尺度不变性,然后定义高斯差分(DoG)算子的计算方程式如下:

$$DoG_k = M_k(x, y, z) - M(x, y, z) \quad (3)$$

其中, $k \in (0, S+2)$, S 为高斯金字塔每组的层数。

3)关键点的确定。极值问题点指可以在一个高斯差分

函数空间 $G(x, y, z, k\delta)$ 上找到,而其中的检测点必须和相邻尺寸内的28个点进行对比或者和空间上下相邻尺寸内对应的 $27 * 2$ 个点进行对比,并且当检测点数量大于或小于80个邻域点时,所求问题点为空间所求的三维SIFT关键点。

2.3 FPFH特征描述

FPFH(Fast Point Feature Histograms)描述子是Rusu等^[13]在FPH(Point Feature Histograms)描述子的基础上提出的修改版本,FPH描述子通过参数化查询点与邻域点之间的空间差异,形成了一个多维直方图,用于对点的 k 邻域几何属性进行描述,可以通过该点和邻域点之间的差异建立一个可以对多维直方图表述点的 k 邻域的空间几何特征。

首先以 P_i 为原点建立局部坐标系,再计算 P_i 和 P_j 以及法向量的关系,用四元组表示当前局部坐标系之间的夹角特征并计算 P_j ,最后得到的四元组如下:

$$\alpha = v \cdot n_i \quad (4)$$

$$\phi = u \cdot \frac{P_i - P_j}{d} \quad (5)$$

$$\theta = \arctan(\omega \cdot n_i, u \cdot n_i) \quad (6)$$

$$d = \| P_i - P_j \| \quad (7)$$

其中, d 为 P_i 和 P_j 的欧氏距离。FPH描述子虽然可以保留其中的有效信息,但是当计算量较大时相应的速度会变慢,FPFH的计算原理如图2所示。

FPFH和FPH的计算方法大同小异,首先计算任意点 M_i 和 k 邻域点 $M_{k1} - M_{k5}$,形成局部坐标系之后得到特征点与邻域点之间的对应关系,最后通过计算特征点和邻域点关系的三元组 (α, ϕ, θ) ,求得简化点特征直方图(SPFH)。其中,通过使用相邻点的SPFH值和点的SPFH值进行权重处理,可以弥补新邻域点和原邻域点之间关系的缺失,最终得出的 M_i 所在FPFH特征值的计算式是:

$$FPFH(M_k) = SPFH(M_k) + \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \frac{1}{\omega_k} \cdot SPFH(M_k) \quad (8)$$

其中, ω_k 为计算点和第 i 个邻域点的间距, $1/\omega_k$ 为第 k 个邻域点 SPFH 特征的权重值。若待处理点云包含 n 个点, 则计算复杂度可由 $O(nk^2)$ 降低到 $O(nk)$, 在降低计算幅度的同时还可以获得邻域点之间的关系信息。

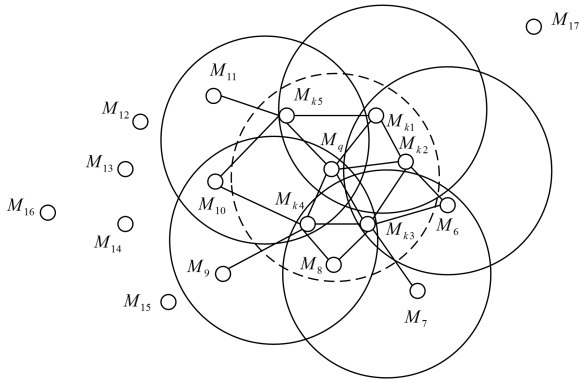


图 2 FPFH 计算原理

Fig. 2 FPFH calculation principle

2.4 初始配准

针对收敛速度慢、配准率低、配准时间长等难题, 本文首先在点云初始配准时引入了采样一致性(SAC-IA)配准算法^[14], 再进行对点云的关键点的 FPFH 特征描述, 进一步提高了矩阵变换的估计效率和配准精确度, 具体计算过程如下。

1) 对采集点的选择。当待配准源点云 M 中选取 n 个采样点时, FPFH 特征要保持不同, 点与点间的距离需超过预设的最小距离阈值 d 。

2) 在采样点上寻找相对应的点。在点云上采取近邻搜索的方法, 从目标点云 T 中搜索一个或多个具有 FPFH 特征的类型点, 并在待配准源点云 M 和目标点云 N 中采样 FPFH 特征对应的点。

3) 实现刚体变换矩阵运算。根据图 2 所示的运算方法, 在相应点上实现变换矩阵, 根据变换计算其变换后对应点的间距偏差和函数, 并将结果作为最优配准效率的参数, 其中存在误差与参数判断可用 Huber 罚函数来表示, 记为 $\sum_{i=1}^n H(l_i)$ 。

$$H(l_i) = \begin{cases} \frac{1}{2} l_i^2, & \|l_i\| < m_i \\ \frac{1}{2} m_i (2 \|l_i\| - m_i), & \|l_i\| > m_i \end{cases} \quad (9)$$

其中, m_i 为预先设定的值; l_i 为第 i 组相邻点转换后的位置差值。计算误差函数中最小的一组, 选取出最优转换矩阵, 完成初始配准。

2.5 基于 KD 树改进的 ICP 算法

在 SAC-IA 算法配准后, 源点云与目标点云虽然可以大致实现重叠, 但配准的精度较小, 因此本文在传统 ICP 算法的基础上, 采用 KD 树^[15]对 ICP 算法加以改善, 即通过 K 维数的邻近方法, 对粗配准后的点进行近邻搜索。以欧氏距离为判断标准, 剔除欧氏距离大于阈值的配准关键点^[16]。通过加速查找对应点对, 实现两片点云的精确配准, 在一定程度上提高了点云的配准效率。算法的主要流程如下。

1) 取给定的目标点云 S 和初始配准后的点云 M' 作为精确配准所需的点云集合。

2) 在点云 M' 上确定目标点云集, 然后在目标点云 S 上搜索离目标点云集最近的对应点对 n_i , 即获取目标点云 S 中的点在点云上的对应点集。

3) 更新源点云 M' , 求解旋转矩阵 R 和平移向量 T , 求出 $M' = Rn_i + S$ 。

4) 求解对应点对之间的最小均方误差, 其中:

$$d_m = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|S_i - (RM_i + T)\| \quad (10)$$

5) 给定阈值 ϵ (即 $d_m - d_{m+1} < \epsilon$ 时表示迭代结束) 以及最大迭代次数 N_{\max} 。获得最终的旋转矩阵 R 和平移向量 T 。

3 实验与结果分析

3.1 实验说明

为验证上述点云配准方法的效果, 本文实验环境为 Windows 11 操作系统, AMDR75800HCPU 及 16GB 内存的电脑, 并通过 Visual Studio 2019 结合 PCL1.11.1 开源库实现编程。对斯坦福大学开放的三维点云数据集开展了实验, 将本文算法与传统 ICP、文献^[17]的方法进行比较实验。

特征点提取结果如图 3 所示, 通过利用三维 SIFT 算法提取 Bunny, Dragon 模型关键点的结果。

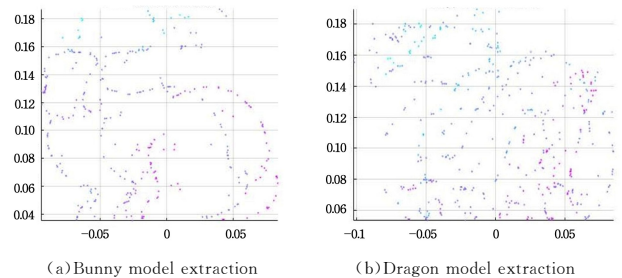


图 3 关键点提取结果

Fig. 3 Extraction results of key points

3.2 点云配准评价标准

本文采用欧氏适合度评分(MSE)来评价算法的准确性与有效性。欧氏适合度评分, 代表从输出点云到最近目标点云对应点对的间距平方和, 用相应的最近点距平方和作为配准效率的判断准则, 若间距的平方和值越小, 则意味着配准的重叠率和准确度都越高, 其结果表示的是两个点云的接近程度。此外, 可以通过比较配准所用的时间来衡量算法的时效性和复杂度。

3.3 配准结果分析

本文在实验过程中, 使用 Bunny, Dragon 与 Happy 点云数据集进行点云配准。文献^[17]在配准的过程中引入了 3DSC 描述子, 用 3DSC + ICP 来表示该方法, 图 4 为 ICP、3DSC + ICP 和本文方法的配准效果图, 表 1 列出了 3 种配准方法性能的比较结果。图 4(a) 给出了待配准的两片点云。在 ICP 配准算法处理点云的过程中, Dragon、Happy 模型数据特征较多, 由图 4(b) 可以看出, 点云配准过程中会出现明显的偏差, 且 Bunny 模型配准花费的时间较长。采取形状轮廓的特征描述方法, 在配准过程中配准精度得到了一定的改进, 但开销时间较长。本文方法在实现关键点提取并完成初始配准的同时, 通过 KD 树改进的 ICP 算法来实现精配准, 从而大大改善了点云配准的效率, 由图 4(d) 可得出, 点云模型在细节部分的配准上得到了有效改善, 其中点云轮廓的重叠

率也较高。由表 1 可见,相比 ICP 算法和 3DSC+ICP 算法,本文算法在点云配准精度上能达到 2~3 个数量级的提升,在配准过程中,花费的时间短、配准速度快;对于数据量较大的点云集,配准效果仍能保持一定的鲁棒性。时间利用率和

点云配准精度均优于经典 ICP 算法和 3DSC+ICP 算法。

从配准精度与运行时间上来综合考虑,本文方案的可行性较为良好,并且在初始配准精度差异很大的情形下仍能保持良好的配准效率。

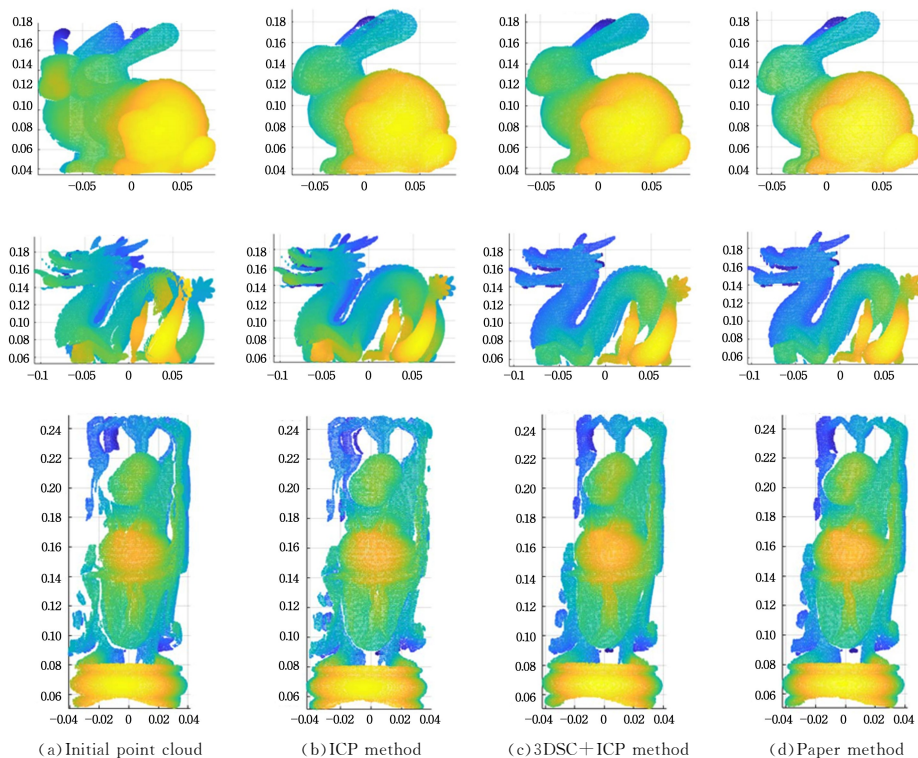


图 4 点云配准结果

Fig. 4 Point cloud registration results

表 1 本文算法与 ICP,3DSC+ICP 方法的对比结果

Table 1 Comparison results between the proposed algorithm and ICP,3DSC+ICP methods

Point cloud	ICP		3DSC+ICP		Paper method	
	Registration error/m	Time/s	Registration error/m	Time/s	Registration error/m	Time/s
Bunny	1.0348×10^{-5}	96.71	2.0658×10^{-6}	69.83	5.5918×10^{-8}	6.59
Dragon	5.1881×10^{-6}	20.38	1.3290×10^{-6}	42.57	7.1110×10^{-8}	4.96
Happy	1.5601×10^{-5}	26.30	1.4322×10^{-6}	58.37	1.2980×10^{-8}	6.43

结束语 在迭代最近点算法的基础上,对点云配准算法进行深入分析,针对配准精度低、收敛速度慢的问题,提出了基于特征变换结合 KD 树改进 ICP 的快速点云配准方法。该方法首先采用体素网格法抽样,根据差分高斯模型获取了 3DSIFT 关键点并形成快速点特征直方图,再结合抽样一致性的初步配准计算出初始变换矩阵,实现了粗配准;最后采用 KD 树改进的 ICP 算法,实现精配准。实验结果表明,本文方法可以有效改善三维点云配准的精确度与收敛速率,但在初始配准时精度和细节部分的保留仍存在不足,同时该算法在精配准中涉及到的参数阈值仍需要更进一步的优化。

参考文献

[1] GUO Y, WANG H, HU Q, et al. Deep Learning for 3D Point Clouds: A Survey[J]. arXiv:1912.12033, 2020.

[2] HUANG X, MEI G, ZHANG J, et al. A comprehensive survey on point cloud registration[J]. arXiv:2103.02690, 2021.

[3] BESL P J, MCKAY H D. A method for registration of 3-D shapes[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 1992, 14(2): 239-256.

[4] YAO Z, ZHAO Q, LI X, et al. Point cloud registration algorithm based on curvature feature similarity[J]. Measurement, 2021, 177(11): 109274.

[5] LIU Y Z, ZHANG Q, LIN S. Improved ICP Point Cloud Registration Algorithm Based on Fast Point Feature Histogram[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(6): 611003.

[6] YUE X F, LIU Z Y, ZHU J, et al. Coarse-fine point cloud registration based on local point-pair features and the iterative closest point algorithm [J/OL]. Applied Intelligence, 2022: 12569-12583. <https://doi.org/10.1007/s10489-022-03201-3>.

[7] LI Z, ZHUKUN L. Virtual Namesake Point Multi-Source Point Cloud Data Fusion Based on FPFH Feature Difference[J]. Sensors, 2021, 21(16).

[8] CARVALHO L E, VON WANGENHEIM A. 3D object recognition and classification: a systematic literature review[J]. Pattern Analysis and Applications, 2019: 1-50.

[9] LU J, WANG W, SHAO H, et al. Point Cloud Registration Algorithm Fusing of Super 4PCS and ICP Based on the Key Points [C]// 2019 Chinese Control Conference (CCC). 2019.

[10] MATTHEW Y, CHRIS P, JOSH M, et al. Sparse point cloud

registration and aggregation with mesh-based generalized iterative closest point[J]. *Journal of Field Robotics*,2021,38(8).

- [11] LOW D G. Distinctive Image Features from Scale-Invariant Key-points[J/OL]. *International Journal of Computer Vision* 60, 2004: 91-110. <https://doi.org/10.1023/B:VISI.0000029664.99615.94>.
- [12] RUSU R B, BLODOW N, BEETZ M. Fast Point Feature Histograms (FPFH) for 3D registration[C] // *IEEE International Conference on Robotics & Automation*, 2009.
- [13] ZHAO M, HUANG Z, SONG T, et al. Point cloud registration method based on sample consensus initial alignment and iterative closest point algorithm[J]. *Laser Journal*, 2019, 40(10): 45-50.
- [14] SHI X J, LIU T, HAN X. Improved Iterative Closest Point (ICP) 3D point cloud registration algorithm based on point cloud filtering and adaptive fireworks for coarseregistration[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2020, 41(8): 3197-3220.
- [15] SHI X J, LIV T, HAN X. Improved ICP Point Cloud Registration Algorithm Based on Fast Point Feature Histogram[J]. *La-*

ser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(6).

- [16] DAMODARANS, SUDHEER A P, SUNIL KUMAR T K. An evaluation of spatial mapping of indoor environment based on point cloud registration using Kinect sensor[C] // *2015 International Conference on Control Communication & Computing India (ICCC)*, Trivandrum, India, 2015: 548-552.



TANG Jialin, born in 1982, Ph.D, associate professor, is a member of China Computer Federation. His main research interests include artificial intelligence, data science and computer vision.



LIN Shouan, born in 2001, undergraduate, bachelor degree. His main research interests is computer vision.