

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2209753

## 大视角变化下点云配准方法研究\*

马晓敏 杨 焯 朱 磊 姚新阳 赵子仪

(西安工程大学电子信息学院 西安 710048)

**摘要:** 为了提高大视角变化下点云配准的精度和效率,本文提出了一种基于仿射不变特征点云提纯与改进随机梯度下降法的点云配准方法。该方法首先获取具有抗视角变化能力的二维特征匹配点,并借助特征点云的空间拓扑关系设计点云提纯方法来估计点云初始位姿变换;然后,在随机梯度下降法的基础上,设计聚类近邻快速搜索策略以提高点云对应点的查找效率,概率地动态调整随机梯度下降法的学习率以提高配准的全局收敛性。实验结果表明,本文方法对大视角改变时的点云配准具有很好的适应性,能够有效提高配准的精确度和配准效率。

**关键词:** 点云配准;仿射不变特征;点云提纯;随机梯度下降;学习率

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4030

## Research on point cloud registration algorithm under large viewing changes

Ma Xiaomin Yang Ye Zhu Lei Yao Xinyang Zhao Ziyi

(School of Electronics and Information, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China)

**Abstract:** In order to improve the accuracy and efficiency of point cloud registration when there are large view changes, a point cloud registration method based on affine-invariant feature cloud purification and improved stochastic gradient descent is proposed in this paper. Firstly, the 2D feature matches with the ability to resist the change of view changes are obtained, and the point cloud purification method is designed to estimate the initial pose transformation of the point cloud based on the spatial topological relationship of the feature cloud. Then, on the basis of stochastic gradient descent method, a fast clustering nearest neighbor search strategy is designed to enhance the efficiency of searching for the corresponding points. The learning rate of the stochastic gradient descent is dynamically adjusted in probability to improve the global convergence. The experimental results show that the proposed point cloud registration method has a good adaptability to large viewing changes, and can effectively improve the accuracy and efficiency of registration.

**Keywords:** point cloud registration; affine-invariant feature; point cloud purification; random gradient descent; learning rate

## 0 引言

三维环境模型重建在移动机器人自主导航<sup>[1-3]</sup>、虚拟现实<sup>[4]</sup>、医学影像<sup>[5]</sup>、文物虚拟复原<sup>[6]</sup>等诸多领域具有重要的研究和应用价值。常见的三维重建技术主要是基于结构光相机或激光测距仪等,而其复杂性和昂贵的价格对于大多数应用场合而言是难以接受的。微软公司研发的 RGB-D 相机 Kinect<sup>[7-8]</sup>能够同时采集环境的深度图和彩色图,使得三维点云获取的成本和便捷性有了极大提高。

使用 RGB-D 相机进行三维环境重建时,点云配准技术至关重要,直接影响到三维重建的精度和效率。其通常分为两个步骤<sup>[9-12]</sup>:1)对彩色图像提取局部特征来计算点

云初始位置关系(即初始配准);2)采用经典的最近点迭代法<sup>[13]</sup>(iterative closest point, ICP)进行点云配准(即精确配准)。但缺点是,在图像发生大视角变化时上述方法难以提供可靠的初始配准结果,导致 ICP 算法的迭代收敛速度和配准精度大大下降。为了提高算法的抗视角变化能力,Zhao 等<sup>[14]</sup>采用仿射不变多尺度自卷积变换提取仿射不变特征;Guo 等<sup>[15]</sup>在特征点检测时通过逆向归纳法构建二叉决策树来搜索比较邻域像素灰度;Moyou 等<sup>[16]</sup>将特征点投影到格拉斯曼流形中以实现特征点不同子空间划分。这些方法<sup>[14-16]</sup>均能实现大视角变化下的有效特征提取与匹配,但是快速性有待提高。而且随着点云数据规模不断

收稿日期:2022-04-26

\* 基金项目:陕西省科技厅一般青年项目(2022JQ-711)、西安市科技计划项目(21XJZZ0022)、西安工程大学大学生创新训练计划项目(2021013)资助

增大、传感器测量范围的受限使得点云包含大量深度噪声,导致采用 ICP 算法进行精确配准时对应点的搜索效率低、易陷入局部最优。鉴于此, Yang 等<sup>[17]</sup>提出全局最优解算法 Go-ICP; John 等<sup>[18]</sup>利用隐马尔科夫随机场概率模型改进 ICP 算法; Fahira 等<sup>[19]</sup>利用随机梯度下降法求解 ICP 优化问题。上述方法能够一定程度提高存在噪声时配准的速度和精度,但是如何在同时存在大视角变化和噪声时仍能实现高精度和快速的点云配准,是一个亟待解决的关键问题。

因此,为了同步提高大视角变化下含噪声点云配准的精度和效率,本文在上述研究的基础上,提出了一种基于仿射不变特征点云提纯与改进随机梯度下降法的点云配准方法。该方法在初始配准阶段,采用具有抗视角变化能力的快速特征点提取算法和基于法向量夹角的点云提纯方法,来估计可靠的点云初始位姿变换。在精确配准阶段,采用改进的随机梯度下降算法,在提高配准精度的同时缩短配准所需的时间。通过两个场景下的配准实验,验证了本文方法能够显著提高精度和缩短时间,为三维环境模型重建提供了新技术。

## 1 算法理论与实现

### 1.1 点云配准流程

为了解决大视角变化下的点云配准问题,本文采用具有全仿射不变性的特征提取与匹配算法<sup>[20]</sup>来获取正确的图像匹配点对,根据特征点云的空间拓扑关系去除深度噪声并估计初始位姿变换,采用改进的最近点搜索策略和优化的学习率求解点云最优位姿变换。该方法的实现流程如图 1 所示。

整个方法的实现流程:

首先,通过联合标定对 RGB-D 相机采集的深度图像和彩色图像进行对准矫正以生成三维点云;

其次,采用快速仿射不变特征提取与匹配算法对彩色图像进行特征点提取与匹配,保证了在大视角变化下仍然能够获取足够多的匹配点,并生成三维特征点云;然后,根据空间拓扑关系一致性约束,以特征点云法向量夹角为度量标准,设计一种动态阈值去噪方法去除深度噪声,并根据单位四元数法估计初始位置关系;

最后,通过聚类近邻搜索策略和采用模拟退火思想动态调节随机梯度下降法中的学习率,求解目标函数的最优值以实现点云的全局配准。

### 1.2 快速仿射不变特征提取与匹配

为了获取具有抗视角变化的特征点并提高提取过程的快速性,本文将仿射模型与非线性扩散滤波相结合,构建了仿射不变-非线性尺度空间,并从该尺度空间中提取 AKAZE 特征点和简化的 FREAK 描述子,最后采用 VFC-PROSAC 两步法匹配策略实现快速匹配。其实现过程如下:

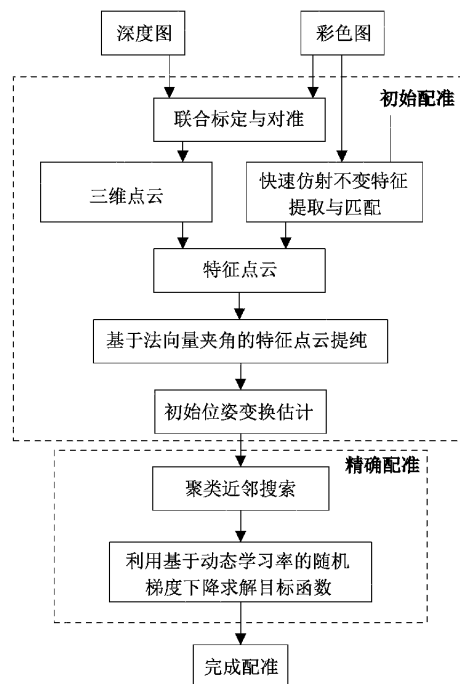


图 1 点云配准流程

#### 1) 仿射不变-非线性尺度空间的构建

假设输入彩色图像为 Image A, 经过仿射变换模型(如图 2)能够得到一系列视角变化模拟的图像, 记为  $imgeA1, imgeA2, \dots$ 。其模拟的步骤为:

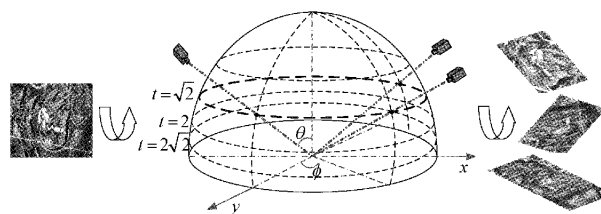


图 2 仿射变换模型示意图

(1) 视角变化通过纬度角  $\theta$  和经度角  $\phi$  来表征,  $t$  为相机光轴相对于被拍摄对象平面的倾斜程度。 $\theta$  和  $t$  满足  $\theta = \arccos(1/t)$ ,  $t$  的采样值选为  $t = 1, a, a^2, \dots, a^n$  ( $a > 1$ ),  $a = \sqrt{2}$ 。 $n$  表示视角变化的模拟次数。

(2) 为了保证采样精度和提高模拟的效率,设计经度角  $\phi$  和  $t$  的关系满足:

$$\Delta f = \frac{180^\circ}{\text{floor}(\frac{4t+1}{2})} k \quad (1)$$

式中:  $k$  为使得  $\phi < 180^\circ$  的正整数。由此,可经过  $(\phi, \theta)$  得到模拟后的图像。

对每一幅模拟后的图像重复降采样,生成  $O$  组图像;对每组图像根据不同的滤波参数生成  $S$  层尺度图像。假设  $O$  和  $S$  分别由参数  $o$  和  $s$  标识,则  $o$  和  $s$  与滤波尺度参数的映射关系如下:

$$\sigma_i(o, s) = \sigma_0 2^{o+\frac{s}{S}},$$

$$o \in [0, \dots, O-1], s \in [0, \dots, S-1], i \in [0, \dots, M-1]$$

(2)

式中： $\sigma_0$  为尺度初始值、 $M = O \times S$  为整个尺度空间的滤波图像数量。

利用加速显式扩散算法 (fast explicit diffusion, FED)<sup>[21]</sup>, 可快速生成非线性尺度空间的滤波图像。因此, 由上述步骤可构建出金字塔状的仿射不变—非线性尺度空间。

2) 特征提取

在构建的仿射不变—尺度空间中, 将每一个像素点和当前层及相邻两层周围共 26 个像素点进行比较, 计算不同尺度归一化后的 Hessian 值, 若为极大值则为 AKAZE 特征点。以检测到的特征点为中心建立简化的圆形网格采样模式 (如图 3), 通过采样点对的灰度比较构建 FREAK 描述子。

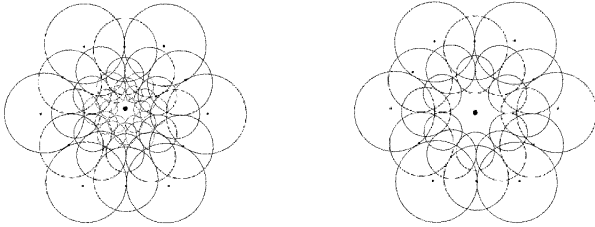


图 3 简化前后的圆形网格采样模式

3) 匹配

采用两步法匹配策略, 其实现过程是: 首先, 根据 VFC 算法从包含外点的初始匹配点集中寻找向量场的鲁棒估计, 获取粗匹配内点集; 然后采用 PROSAC 算法对粗匹配内点集进行相似性预排序, 从而完成特征点的准确匹配。

1.3 基于法向量夹角的点云提纯

当 RGB-D 相机采集过程遇到遮挡或者超出深度传感器测量范围时, 会使得深度数据不准确或者缺失, 造成特征点云存在严重噪声, 影响点云配准精度。现有方法主要根据不同数据建立不同的模型, 不满足该模型的数据为无效数据, 据此剔除含噪声数据。但是, 该类方法每次针对不同的数据, 拟合的模型均不相同, 故不适用于结构复杂多变的点云场景。

鉴于此, 本文根据空间拓扑关系一致性约束, 以特征点云法向量夹角为度量标准, 提出一种动态阈值去噪方法。其原理如图 4 所示。

假设源特征点云中某特征点  $i$  的法向量为  $n_i$ , 该点在目标特征点云中对应点的法向量为  $m_i$ 。根据空间拓扑关系一致性, 合理特征点对的法向量夹角应该小于一定阈值  $\rho_i$ , 因此如果法向量点积满足  $\alpha_i = n_i \cdot m_i \geq \rho_i$ , 则特征点  $i$  是噪点, 需要剔除。本文综合考虑特征点周围点的法向量约束关系, 将  $\rho_i$  设置为动态阈值, 通过特征点  $i$  的法向量

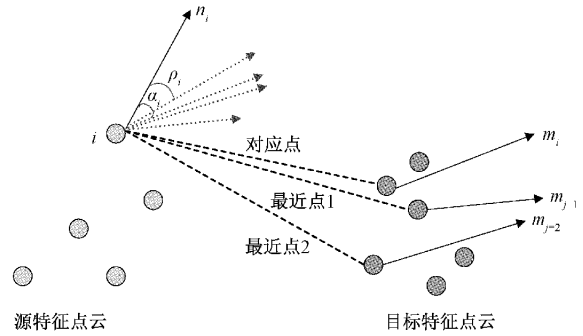


图 4 基于法向量夹角去噪原理图

与其  $k$  个最近点法向量  $m_j$  乘积的均值计算得到, 如式 (3):

$$\rho_i = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k n_i \cdot m_j$$

(3)

式中: 变量  $k$  在本文设置为 3。根据该点云提纯方法, 可以有效剔除影响配准精度和噪声点, 在提纯后的特征点云中计算初始位姿变换, 完成点云初始配准。

1.4 基于聚类近邻搜索与动态学习率的点云精确配准

面对大规模的点云数据, 在求解最优位姿变换时若每次迭代更新都使用所有的点, 则计算效率低的同时需要消耗大量内存。随机梯度下降法<sup>[22]</sup>在每次迭代更新时只随机选择一个点或者一组点来学习, 因此计算效率更高且可以在线更新。但是随机选点不能完全覆盖整个点云, 即选中的点有可能仅集中在点云的某一局部区域, 导致点云配准为局部最优。而且学习率过小, 会导致收敛速度慢。反之, 则会阻碍收敛, 且在极值点附近产生振荡。为此, 本文提出了一种聚类近邻搜索策略, 用点云中的一组最近点代替随机选点, 以提高算法的鲁棒性。图 5 为该策略的示意图。其实现过程为:

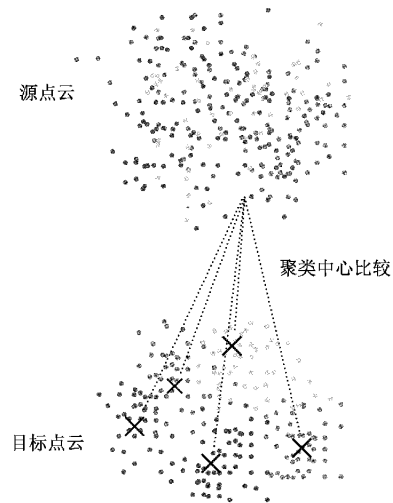


图 5 聚类近邻搜索示意图

1) 将目标点云通过 K-means 方法进行聚类 (图 5 中 “X” 表示聚类中心);

2) 将源点云中的点与各聚类中心进行相似性度量,并在最相似的聚类中心所在的小簇点云中寻找最近点,从而得到一组全局意义上的邻近点,弥补了随机选点的不足且能够保证邻近点的可靠性。

此外,本文采用模拟退火思想动态调节随机梯度下降法中的学习率,提出基于动态学习率的随机梯度下降(dynamic learning rate-based stochastic gradient descent, DL-SGD)点云精确配准方法,以进一步提升全局收敛性。

该方法利用模拟退火思想中的概率突跳特性来更新学习率,能够有效避免陷入局部最优。假设  $\alpha$  为动态学习率,根据式(6)完成 DL-SGD 方法下的点云最优位姿变换求解:

$$H_i = H_{i-1} - \alpha \frac{1}{m} \sum_i^m \left( \frac{\partial}{\partial H^{1:6}} \| (R_{H^{4:6}} s_i + t_{H^{1:3}}) - r_i \|^2 \right) \quad (4)$$

其中,  $t$  为迭代次数,  $(s_i, r_i)$  为搜索到的一组最近点,  $m$  为最近点的个数。  $H$  代表位姿变换且可以分解得到旋转分量  $R_{H^{4:6}}$  和平移分量  $t_{H^{1:3}}$ , 将该旋转分量和平移分量施加在源点云上,即可实现点云的精确配准。

## 2 实 验

为验证本文方法的有效性,采用 Kinect 相机获取多组彩色图像和深度图像进行点云配准实验,利用 C++ 构建算法。并从不同视角变化下特征提取与匹配的准确度、点云配准精度以及配准时间 3 个方面对本文方法的性能进行对比分析。

### 2.1 实验数据获取

实验采用 Kinect 获取了两个场景下不同视角变化的图像信息,场景 1 中点云规模较小且不存在深度噪声,场景 2 中点云规模较大且存在深度噪声。两个场景下视角变化范围均为  $30^\circ \sim 75^\circ$ , 间隔为  $5^\circ$  (即每个场景 10 组图像)。图 6 是场景 1 中视角变化为  $40^\circ$  时采集的彩色像和结合深度图像获取的点云(为了更直观的展示点云配准效果,场景 1 对目标点云和源点云分别赋予单一的颜色,且点云配准的目的

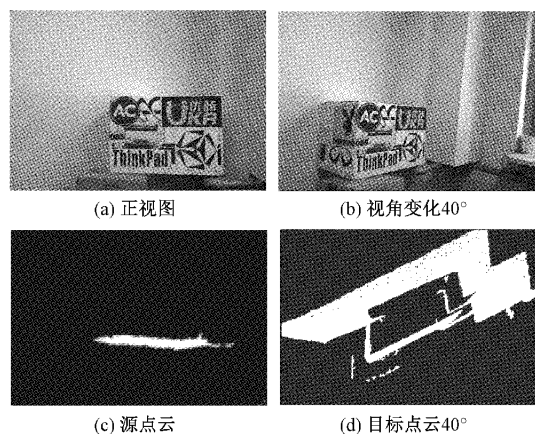


图 6 彩色图像和点云示例(场景 1)

的就是使得源点云通过坐标变换对齐到目标点云中的对应部分)。

图 6(c)和(d)为俯视角度下的点云空间位置关系,其中源点云为(a)中 box 的正视图,目标点云为(b)中的全景(即 box 和背景)。

图 7 是场景 2 中视角变化为  $75^\circ$  时采集的彩色像和深度图像(场景 2 对待配准的点云赋予了实际的颜色信息,且点云配准的目的就是使得不同视角下局部点云的重叠部分能准确对齐并构建出一个准确的全局点云)。

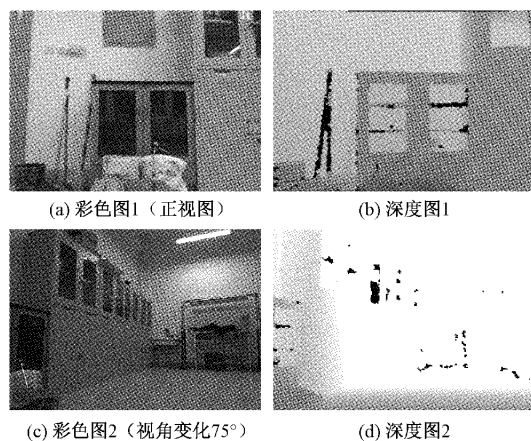


图 7 彩色图像和深度图(场景 2)

图 7 中深度图中的黑色点为测量范围受限以及遮挡带来的深度噪声。

### 2.2 评价指标

为了定量评价点云配准方法的准确性,采用配准精度作为衡量标准。假设点云配准完成后的  $n$  对三维配准点坐标为  $(p_k, q_k) (k = 1, 2, \dots, n)$ , 则其配准精度  $\epsilon$  的计算公式为:

$$\epsilon = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n |p_k - q_k|^2 \quad (5)$$

### 2.3 结果分析

实验选取改进前的 AKAZE+FREAK+ICP 算法与本文方法进行对比,分别对两个场景下的 10 组图像进行特征提取与点云配准。

#### 1) 场景 1 中结果分析

图 8 为两种配准算法下第 3 组点云(视角变化  $40^\circ$ )的配准结果对比:

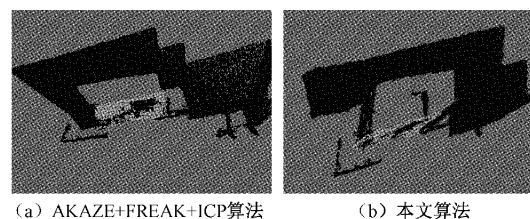


图 8 点云配准结果对比

图 8 中的绿色点云为源点云,黑色点云为目标点云,可以很直观的看出两种算法下的配准结果均比较好。图 9 为两种算法下第 7 组图像对(60°)的特征提取与匹配结果:

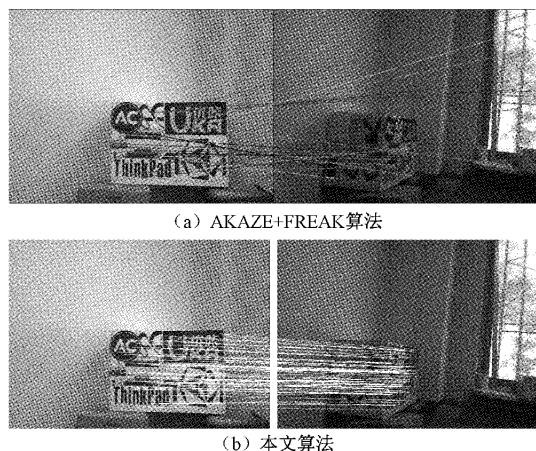


图 9 特征提取与匹配结果对比

由图 9(a)可以看出,当视角变化较大(60°以上)时,AKAZE+FREAK 算法几乎没有正确的匹配点,因此初始变换矩阵的准确性很难保证,这会使得大视角变化下 AKAZE+FREAK+ICP 算法的配准效果比较差,而图 9(b)中本文算法仍能得到获得足够多的匹配点,保证了初始变换矩阵的准确性和配准方向的合理性。图 10 为两种配准算法下第 7 组点云的配准结果对比:

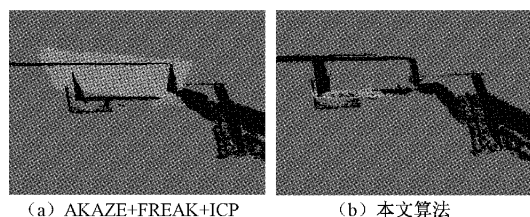


图 10 点云配准结果对比

由图 10 可以看出,由于此时两片点云的视角变换比较大,AKAZE+FREAK+ICP 基本失效,陷入了局部最优。而本文算法下的源点云仍能很好的与目标点云中的对应部分对齐,达到了良好的配准效果。

表 1 为两种算法下 10 组点云数据的配准性能对比:

从表 1 中数据可以看出,当视角变化大于 55°时,AKAZE+FREAK+ICP 算法由于没有合理的初始配准位置,因此配准效果很差,算法基本失效。而本文算法在视角变化为 75°仍具有良好的配准精度。而且,由于本文算法采用了聚类近邻搜索策略,且采用模拟退火思想动态调节随机梯度下降法中的学习率,因此配准速度较 AKAZE+FREAK+ICP 算法有了明显提高,配准时间缩短了两倍以上。

2) 场景 2 中结果分析

图 11 为 AKAZE+FREAK+ICP 算法下第 10 组点云

表 1 配准性能对比(场景 1)

序号	本文算法		AKAZE+FREAK+ICP 算法	
	配准时间/s	配准精度	配准时间/s	配准精度
1°~30°	4.05	$1.85 \times 10^{-5}$	9.15	$3.17 \times 10^{-5}$
2°~35°	2.28	$2.21 \times 10^{-5}$	7.62	$3.65 \times 10^{-5}$
3°~40°	3.27	$5.46 \times 10^{-5}$	7.13	$9.43 \times 10^{-5}$
4°~45°	3.63	$10.24 \times 10^{-5}$	10.25	$39.50 \times 10^{-5}$
5°~50°	5.72	$15.76 \times 10^{-5}$	11.85	$21.87 \times 10^{-5}$
6°~55°	4.25	$15.81 \times 10^{-5}$	13.17	$15.42 \times 10^{-5}$
7°~60°	5.13	$15.90 \times 10^{-5}$	—	—
8°~65°	6.25	$17.34 \times 10^{-5}$	—	—
9°~70°	6.69	$21.15 \times 10^{-5}$	—	—
10°~75°	6.82	$12.79 \times 10^{-5}$	—	—

注:表中“—”表示配准结果错误



图 11 AKAZE+FREAK+ICP 算法下的点云配准结果

(视角变化 75°)的配准结果。

由图 11 可以看出,在视角变化达到 75°时,AKAZE+FREAK 无法实现图像之间的有效匹配,导致点云配准结果中只有图 7(a)彩色图 1(正视图)对应的局部三维点云,即没有实现和图 7(c)彩色图 2 局部点云的配准。

图 12 为本文算法在第 10 组图像对中的特征提取与匹配结果。

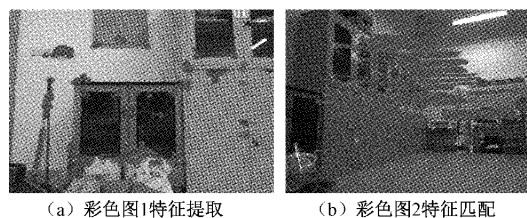


图 12 本文算法下的特征提取与匹配结果

图 12(a)中红色点和图 12(b)中绿色点为本文算法提取的仿射不变特征点,图 12(b)中红色箭头线为彩色图 1 和 2 中特征匹配点的连线。可以看出,本文算法能够实现视角变化到达 75°时的准确匹配。

由图 13 可以看出,在视角变化达到 75°且存在深度噪声的情况下,本文算法仍能够实现彩色图 1 和彩色图 2 局部点云的有效配准,配准结果实现了两个局部点云重叠部

分的对齐并构建出了一个准确的全球点云。

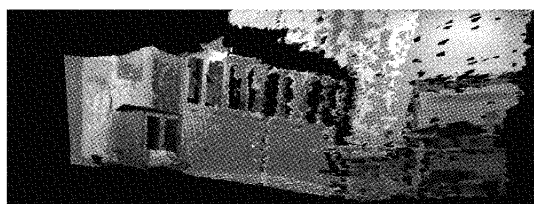


图13 本文算法下的点云配准结果

表2为两种算法下10组点云数据的配准性能对比。从表2中数据可以看出,当视角变化大于 $50^\circ$ 时,由于AKAZE+FREAK算法无法实现合理的初始配准位置估计,因此配准效果很差,算法基本失效。而本文算法在视角变化为 $75^\circ$ 仍具有良好的配准精度。而且,由于本文算法采用了基于法向量夹角的点云提纯方法,因此进一步保证了初始配准的可靠性。与此同时,本文采用聚类近邻搜索策略和采用模拟退火思想动态调节随机梯度下降法中的学习率,使得在提高配准精度的同时有效缩短了配准时间。

表2 配准性能对比(场景2)

序号	本文算法		AKAZE+FREAK+ ICP算法	
	配准 时间/s	配准 精度	配准 时间/s	配准 精度
$1^\circ\sim 30^\circ$	6.31	$2.32\times 10^{-5}$	17.34	$3.85\times 10^{-5}$
$2^\circ\sim 35^\circ$	4.49	$3.19\times 10^{-5}$	14.00	$3.45\times 10^{-5}$
$3^\circ\sim 40^\circ$	5.34	$6.21\times 10^{-5}$	13.56	$8.28\times 10^{-5}$
$4^\circ\sim 45^\circ$	6.71	$14.6\times 10^{-5}$	17.81	$48.5\times 10^{-5}$
$5^\circ\sim 50^\circ$	8.06	$15.6\times 10^{-5}$	16.53	$24.8\times 10^{-5}$
$6^\circ\sim 55^\circ$	6.13	$16.0\times 10^{-5}$	—	—
$7^\circ\sim 60^\circ$	7.43	$15.7\times 10^{-5}$	—	—
$8^\circ\sim 65^\circ$	8.63	$18.2\times 10^{-5}$	—	—
$9^\circ\sim 70^\circ$	8.68	$22.1\times 10^{-5}$	—	—
$10^\circ\sim 75^\circ$	8.71	$14.2\times 10^{-5}$	—	—

注:表中“—”表示配准结果错误

### 3 结 论

为了保证大视角变化下点云配准的精度和效率,本文提出了一种基于仿射不变特征点云提纯与改进随机梯度下降法的点云配准方法。首先获取具有抗视角变化能力的特征匹配点,并采用基于法向量夹角的点云提纯方法来去除特征点云中的噪点,从而估计点云初始位姿变换;然后采用聚类近邻搜索策略快速获取点云对应点,并概率地动态调整随机梯度下降法的学习率,以提高配准的全局收敛性。实验结果表明,本文方法能够适用于大视角变化下的点云配准,且对存在深度噪声的点云配准具有较高的配准的精确度和配准效率。

### 参考文献

- [1] 辛菁,苟蛟龙,马晓敏,等.基于 Kinect 的移动机器人视角 3 维 V-SLAM[J]. 机器人,2014,36(5):560-568.
- [2] 冯明驰,刘景林,李成南,等.一种多焦距动态立体视觉 SLAM[J]. 仪器仪表学报,2021,42(11):200-208.
- [3] 王珊,王春阳.基于特征点匹配的三维点云配准算法[J]. 国外电子测量技术,2020,39(12):23-28.
- [4] 李玉梅,万旺根,王旭智.三维重建中点云配准算法研究[J]. 电子测量技术,2020,43(12):75-79.
- [5] 石征锦,富斯盟,吕鑫,等.三维点云配准算法在医疗手术中的应用[J]. 光电技术应用,2019,34(5):53-57.
- [6] 丁飞.基于特征空间的兵马俑点云配准算法的研究与应用[D]. 西安:西北大学,2020.
- [7] ZHANG Z Y. Microsoft kinect sensor and its effect[J]. IEEE Multimedia, 2012, 19(2):4-10.
- [8] 顾照鹏,刘宏.单目视觉同步定位与地图创建方法综述[J]. 智能系统学报,2015,10(4):499-507.
- [9] 陈卓,宋丽梅,陈昌曼,等.同一物体不同视角的点云配准方法[J]. 天津工业大学报,2014,33(1):45-49.
- [10] 李陆君,党淑雯,王庆渠.基于 SIFT-SRBICP 算法特征点云提取与配准研究[J]. 土木建筑工程信息技术,2020,12(2):133-139.
- [11] 荆路,武斌,方锡禄.基于 SIFT 特征点结合 ICP 的点云配准方法[J]. 激光与红外,2021,51(7):944-950.
- [12] 李若白,陈金广.基于 Kinect 的点云配准方法[J]. 计算机系统应用,2021,30(3):158-163.
- [13] 孙炜,苑河南,刘乃铭,等.融合轮廓特征的线激光点云的快速配准算法[J]. 电子测量与仪器学报,2021,35(7):1-7.
- [14] ZHAO Y E, LI L, LIU Z G. A novel algorithm using affine-invariant features for pose-variant face recognition[J]. Computers & Electrical Engineering, 2015, 46(1): 217-230.
- [15] GUO J M, CHANG L Y, LEE J D. An efficient and geometric-distortion-free binary robust local feature[J]. IET Computer Vision, 2019, 19(10): 2315-2339.
- [16] MOYOU M, RANGARAJAN A, CORRING J, et al. A grassmannian graph approach to affine invariant feature matching [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2020, 29(1): 3374-3387.
- [17] YANG J, LI H, CAMPBELL D, et al. Go-ICP: A globally optimal solution to 3D ICP point-set registration [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2016, 38(1): 2241-2254.
- [18] JOHN S, NISAR A, CHRISTOFFER H. Robust low-overlap 3-D point cloud registration for outlier rejection [C]. IEEE International Conference on

- Robotics and Automation(ICRA), 2019: 7143-7149.
- [19] FAHIRA A M, FABIO R, LIONEL O. Speeding up iterative closest point using stochastic gradient descent[C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation(ICRA), 2019: 6395-6401.
- [20] MA X M, YANG Y, YI Y M, et al. A computationally efficient affine-invariant feature for image matching with wide viewing angles[J]. Optik, 2021,247(12):1-13.
- [21] GREWENIG S, WEICKERT J, BRUHN A. From box filtering to fast explicit diffusion[M]. Berlin:Springer Berlin Heidelberg, 2010:533-542.
- [22] FAHIRA A M, FABIO R, LIONEL O. Speeding up iterative closest point using stochastic gradient descent[C]. IEEE International Conference on Robotics and

Automation(ICRA), 2019: 6395-6401.

### 作者简介

马晓敏(通信作者), 博士, 讲师, 主要研究方向为移动机器人视觉导航。

E-mail: maxm@xpu.edu.cn

杨焯, 硕士, 主要研究方向为移动机器人视觉导航。

E-mail: wo712268@163.com

朱磊, 博士, 教授, 主要研究方向为图像处理、嵌入式系统应用。

E-mail: zhulei791014@163.com

姚新阳, 本科, 主要研究方向为信号与信息处理。

E-mail: 1186266129@qq.com

赵子仪, 本科, 主要研究方向为信号与信息处理。

E-mail: 2095684305@qq.com