

一种基于三维形状上下文特征的点云配准算法

周子翔 黄丹丹 刘智

Point cloud registration algorithm based on 3D shape context features

ZHOU Zixiang, HUANG Dandan, LIU Zhi

引用本文:

周子翔, 黄丹丹, 刘智. 一种基于三维形状上下文特征的点云配准算法[J]. 应用光学, 2023, 44(2): 330–336. DOI: 10.5768/JAO202344.0202005

ZHOU Zixiang, HUANG Dandan, LIU Zhi. Point cloud registration algorithm based on 3D shape context features[J]. Journal of Applied Optics, 2023, 44(2): 330–336. DOI: 10.5768/JAO202344.0202005

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.5768/JAO202344.0202005>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

一种面向空间非合作目标位姿测量应用的三维点云滤波算法

3D point cloud filtering method for pose measurement application of space non-cooperative targets

应用光学. 2019, 40(2): 210–216 <https://doi.org/10.5768/JAO201940.0201005>

单光子探测三维点云与可见光图像融合处理算法研究

Fusion processing algorithm of single-photon detection for three-dimensional point cloud and visible light image

应用光学. 2021, 42(6): 1034–1039 <https://doi.org/10.5768/JAO202142.0602004>

三维形貌柔性测量系统标定方法及验证

Calibration and verification method for 3D shape flexible measurement system

应用光学. 2018, 39(3): 385–391 <https://doi.org/10.5768/JAO201839.0303003>

集成成像大纵深物体的三维形貌获取技术

3D shape acquisition technology of object with largedepth based on integral imaging

应用光学. 2017, 38(4): 587–591 <https://doi.org/10.5768/JAO201738.0402002>

基于传像束的小视场双目结构光三维形貌恢复

3D shape restoration of binocular structure light in small field of view based on image bundles

应用光学. 2021, 42(1): 113–118 <https://doi.org/10.5768/JAO202142.0103003>

基于机载激光雷达点云的雪道坡度提取算法

Slope extraction algorithm of ski tracks based on airborne LIDAR point cloud

应用光学. 2021, 42(3): 481–487 <https://doi.org/10.5768/JAO202142.0302005>



关注微信公众号, 获得更多资讯信息

文章编号: 1002-2082 (2023) 02-0330-07

一种基于三维形状上下文特征的点云配准算法

周子翔¹, 黄丹丹¹, 刘 智²

(1. 长春理工大学 电子信息工程学院, 吉林 长春 130000; 2. 长春理工大学 空间光电技术研究所, 吉林 长春 130000)

摘 要: 针对点云配准过程中点云数据量大、配准时间长、配准精度低的问题, 提出了一种基于内部形态描述子 (intrinsic shape signatures, ISS) 和三维形状上下文描述子 (3D shape context, 3DSC) 的点云配准算法。该方法首先使用体素网格滤波器对点云进行下采样, 接着利用 ISS 算法提取特征点, 并通过 3DSC 进行描述, 然后通过改进的随机采样一致性 (random sample consensus, RANSAC) 算法进行粗匹配, 最后用改进的迭代最近点算法 (iterative closest point, ICP) 对点云进行精匹配。试验结果表明, 与基于 ISS+3DSC 的三维正态分布变换 (normal distribution transformation, NDT) 算法和基于采样一致性初始配准 (sample consensus initial alignment, SAC-IA) 的 ICP 算法相比, 本文算法的配准精度及效率更高, 且对于数据量大的点云也有较好的匹配效果。

关键词: 点云匹配; 内部形态描述子; 三维形状上下文特征; 改进的迭代最近点算法

中图分类号: TN249

文献标志码: A

DOI: 10.5768/JAO202344.0202005

Point cloud registration algorithm based on 3D shape context features

ZHOU Zixiang¹, HUANG Dandan¹, LIU Zhi²

(1. School of Electronical and Information Engineering, Changchun University of Science and Technology, Changchun 130000, China; 2. Institute of Space Optoelectronics Technology, Changchun University of Science and Technology, Changchun 130000, China)

Abstract: Aiming at the problems of large amount of point cloud data, long registration time and low registration accuracy in the registration process of point cloud, a point cloud registration algorithm based on intrinsic shape signatures (ISS) and 3D shape context (3DSC) was proposed. Firstly, the down-sampling of point cloud was carried out by using a voxel grid filter. Then, the ISS algorithm was adopted to extract the feature points, which were described by 3DSC, and the rough matching was performed according to the improved random sample consensus (RANSAC) algorithm. Finally, the improved iterative closest point (ICP) algorithm was utilized to accurately match the point cloud. The experimental results show that compared with 3D normal distribution transformation (NDT) algorithm based on ISS+3DSC and ICP algorithm based on sample consensus initial alignment (SAC-IA), the proposed algorithm has higher registration accuracy and efficiency, and also has a better matching effect on point clouds with large data volume.

Key words: point cloud matching; intrinsic shape signatures; 3D shape context features; improved iterative closest point algorithm

引言

随着三维成像技术及智能移动机器人领域的不断发展, 近年来, 三维点云数据处理技术在日常生活中得到了广泛的应用, 如虚拟现实 (VR)、高

精度激光雷达技术等, 其中点云配准在里面起着重要的作用, 点云配准质量的好坏将直接影响智能导航的精度和三维重建的效果, 因此, 研究具有精度高、时间短的点云配准方法有着重要的意义。

收稿日期: 2022-05-09; 修回日期: 2022-09-07

基金项目: 国家自然科学基金国家重大科研仪器研制项目 (62127813); 吉林省科技厅重点研发项目 (20230201071GX)

作者简介: 周子翔 (1999—), 男, 硕士, 主要从事三维点云和视觉 SLAM 研究。E-mail: 635554699@qq.com

通信作者: 黄丹丹 (1984—), 女, 博士, 讲师, 主要从事计算机视觉、SLAM 以及机器学习研究。E-mail: hdd@cust.edu.cn

目前广泛使用的匹配算法是迭代最近点算法 (ICP)^[1], 但是该算法要求初始位姿好、重叠率高、点云数量少, 且容易陷入局部最优解, 于是研究者在 ICP 的基础上提出了很多变体。Tamaki 等提出了基于最大期望的 ICP 算法 (expectation maximization-ICP, EM-ICP)^[2], 提高了算法的鲁棒性和适用性; Chetverikov 等提出了 Trimmed ICP^[3], 大大提高了算法的精度, 但是对初始位姿还是有一定要求; 之后 Magnusson 等^[4]提出了一种不同于 ICP 配准模型的配准算法, 称为三维正态分布变换 (3D-NDT) 算法, 该算法基于概率密度模型。与 ICP 相比, 3D-NDT 不需要计算最近邻匹配点, 从而可以减少匹配时间。为了给点云提供良好的初始位姿^[5], 研究人员提出了基于特征的方法。其中最为经典的是点特征直方图 (point feature histograms, PFH) 方法和改进的快速点特征直方图 (fast point feature histograms, FPFH) 方法; Han 等^[6]提出了一种基于 FPFH 的粗配准算法, 这大大节约了匹配时间; HU^[7]等人提出了一种从深度图像中识别特征点的 NARF (normal aligned radial feature, NARF) 算法, 加上 FPFH 描述子用来获取初始位姿, 再利用 3D-NDT 算法进行精配准的算法。在这些方法中, 特征点的选择及其描述方法对配准结果的影响较大^[8], 这些方法往往由于特征点缺乏代表性或数量不够而导致配准精度较低。

综上, 本文针对点云匹配中配准精度和配准时间的问题, 提出了一种内部形态描述子 (ISS) 和三维形状上下文描述子 (3DSC) 的点云匹配算法。相对于其他基于特征的方法, ISS 算法可以使提取出的点云更加均匀, 而 3DSC 算法也可用更少的字节来描述特征点, 将两者结合起来能提取出更具代表性的特征点。此外在用随机采样一致性 (RANSAC) 算法估计初始变换矩阵之前, 通过计算特征描述子之间的余弦相似度来判断其是否相似, 这样可以节约后续的匹配时间, 且本方法在 ICP 算法中加入了 KD 树 (K-dimensional tree) 进行精细配准, 提高了匹配效率。算法采用均方根误差以及匹配时间作为评估标准。实验结果表明, 相比于其他算法, 本文算法有着明显优势, 且当点云数据量较大时, 本文算法也能有不俗的效果。

1 本文算法介绍

本文提出了一种基于 ISS-3DSC 特征和改进 ICP 的点云匹配算法, 算法流程如图 1 所示。算

法首先对待匹配的两组点云进行下采样, 以降低其复杂度, 再利用 ISS 算法从下采样点云中提取特征点, 随后使用 3DSC 算法对提取的特征点进行描述, 形成 ISS-3DSC 特征, 然后利用 ISS-3DSC 特征和改进的 RANSAC 算法进行粗配准, 最后用基于 KD 树的 ICP 算法进行精细配准, 获得点云配准结果。本节将详细介绍算法各组成部分的具体实现。

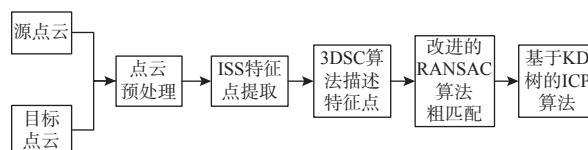


图 1 本文算法流程图

Fig. 1 Flow chart of proposed algorithm

1.1 点云预处理

三维点云数据通常具有较大的数据量, 所以在匹配前通常会进行预处理, 预处理的内容包括点云下采样和点云的均匀化。随机下采样是早期算法常用的预处理方法, 随机下采样的效率虽然高, 但是会破坏点云的微观结构且很难得到理想的均匀化处理结果, 因此本文使用体素滤波对点云进行预处理, 在减少点云数据量的同时对其进行均匀化处理, 并能够保存点云的形状特征。算法的处理过程如下: 首先将点云分割为多个小立方体, 每个小立方体称为一个体素, 然后确定每个小立方体的重心。本文用原始点云数据中距离体素重心点最近的点来代替体素重心点, 这样可以提高点云数据的表达准确性。图 2 所示为点云进行体素滤波前后的结果对比示意图, 其中图 2(a) 为原始三维点云, 图 2(b) 为经过体素滤波之后的结果点云。从对比图可以看出, 经过体素滤波后的点云更均匀且数量较少, 整个点云被简化, 为后续的算法提供了便利。

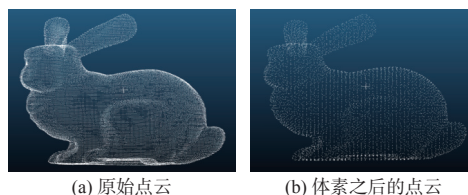


图 2 体素滤波前后的点云对比图

Fig. 2 Comparison of point cloud before and after voxel filtering

1.2 特征点提取

在传统点云配准算法 ICP 中, 需要得到待匹配

两点云的对应点对。由于点云数量较大,一般提取点云中几何特征明显的点来代表整体点云。内部形态描述子(ISS)^[9]是一种表示立体几何形状的特征点提取方法,与3D-harris^[10]、3D-sift^[11]特征提取算法相比,ISS算法提取的特征点含有丰富的几何信息,特征点更为均匀,更有利于后续的匹配,其算法原理为:假设点云数据 P 中共有 n 个点,每个点的初始坐标为 $(x_i, y_i, z_i), i = 1, 2, \dots, n-1$, 设 $p_i = (x_i, y_i, z_i)$, 首先对点云中的每一个点 p_i 建立一个局部坐标系,并设置一个搜索半径 r ,之后计算每个点 p_i 在半径 r 内区域所有点的欧氏距离,并计算这些点的权重值 ω_{ij} ,其权重表达式如式(1)所示:

$$\omega_{ij} = \frac{1}{\|p_i - p_j\|} \quad \|p_i - p_j\| < r \quad (1)$$

ISS算法是通过计算每个特征点领域的协方差矩阵的特征值,并通过特征值之间的线性关系得出特征点的。其协方差矩阵如式(2)所示:

$$\text{cov}(p_i) = \frac{\sum_{|p_i - p_j| < r} \omega_{ij} (p_i - p_j)(p_i - p_j)^T}{\sum_{|p_i - p_j| < r} \omega_{ij}} \quad (2)$$

将计算出的特征值记为 λ_i^1 、 λ_i^2 、 λ_i^3 ,并将特征值按从大到小的顺序排列。设置阈值为 ξ_1 、 ξ_2 ,若其满足式(3)即为ISS的特征点:

$$\frac{\lambda_i^2}{\lambda_i^1} \leq \xi_1, \frac{\lambda_i^3}{\lambda_i^2} \leq \xi_2 \quad (3)$$

通过上述过程,即可提取出包含点云几何结构信息的ISS特征点,图3分别给出了ISS算法、3D-harris算法、3D-sift算法的特征点提取结果。

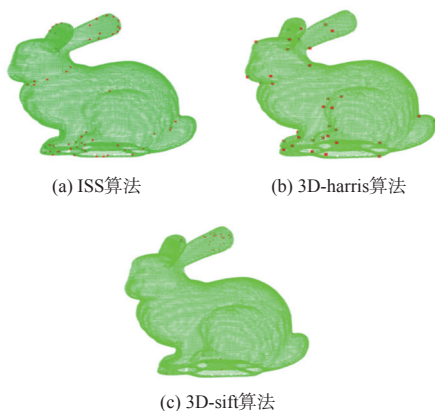


图3 3种常用点云特征提取方法的对比结果

Fig. 3 Comparison results of three commonly-used point cloud feature extraction methods

如图3所示,绿色图形为点云整体模型,红色点状为提取出来的特征点,以bunny为例,从图中可见,ISS算法提取出的特征点分布在整体点云结构明显的位置,对点云描述得较好;而3D-harris算法的结果虽然也在一定程度上描述了点云的结构信息,但特征点数量偏少,不利于后续的匹配操作;3D-sift算法的结果分布不均匀,难以对点云结构做出有效描述。

从表1可以看出,ISS算法在时间较少的情况下,提取出来的点云更多,3D-harris算法提取出来的点云偏少,因此,本文采用的ISS特征点提取方法相较于其他两种方法更适合点云配准任务。

表1 不同方法所提取的特征点个数

Table 1 The number of feature points extracted by different methods

特征点提取方法	特征点数	时间/s
ISS算法	66	0.403
3D-harris算法	35	0.692
3D-sift算法	52	1.265

1.3 特征描述

通过ISS算法获得点云的特征点后,本算法采用3DSC方法作为特征点的描述方法。3DSC是2DSC的扩展,文献[12]和[13]给出了2DSC的相关描述,3DSC特征空间的意义是建立一个对局部区域点分布的表示形式,在每一个点的临近区域内,需要将点的密度以及对应分布的几何特征清晰地表示出来。3DSC的特征空间如图4所示。

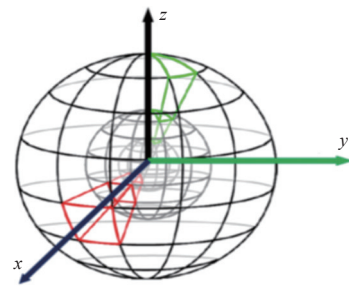


图4 3DSC的特征空间划分

Fig. 4 Diagram of feature space division of 3DSC

图4中,3DSC由 p_0 为圆心、 r_0 为半径扩展为以 P_0 为球心、 R_0 为半径,球的北极点由重建法线来估计,和2DSC相同的是,3DSC也存在不同大小的同心球,半径计算公式如式(4):

$$R_j = \exp \left[\ln(r_{\min}) + \frac{j}{J} \ln \left(\frac{r_{\max}}{r_{\min}} \right) \right] \quad (4)$$

相对比2DSC的点数统计方式,3DSC增加了

统计区域内点集的每个点的不同权重,其权重公式如式(5);

$$\omega(\rho_i) = \frac{1}{\rho_i \sqrt[3]{V(j,k,l)}} \quad (5)$$

式中: $V=(j,k,l)$ 为第 j 个第 k 个方位方向、第 l 个仰角方向区域对应的体积; ρ 反应了局部点的密度。之后将 $\omega(\rho_i)$ 的值组成一个同心球,特征向量 $f_{pi} = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k\}$, 其中 $k = \{1, 2, \dots, n\}$, 这个向量包含了特征点周围的形状上下文信息。

1.4 点云粗匹配

经过了 ISS 特征点提取和 3DSC 描述子之后,基本已经确认了两点云间的对应点对。因为 ICP 算法需要良好的初始位姿,因此在 ICP 之前需要进行一次粗匹配,本文使用改进的 RANSAC 算法^[14]来进行粗匹配。由于点云数据的分布密度、拓扑关系、噪声点等相关因素,还存在大量的匹配误差,所以在 RANSAC 之前,通过计算特征向量之间的余弦相似度来去除这些明显的误差。首先设源点云和目标点云中的某特征点 p_i 、 q_i 的 3DSC 描述子分别为 $p_*(3DSC) = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 、 $q_*(3DSC) = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 其中 n 为特征描述子维度。然后对源点云中的每一个特征点,通过式(6)计算与目标点云中每个特征点 3DSC 特征描述子的余弦相似度。

$$\cos \theta = \frac{\sum_i^n x_i y_i}{\sqrt{\sum_i^n x_i^2} \sqrt{\sum_i^n y_i^2}} \quad (6)$$

将 $\cos \theta$ 按照式(7)做归一化处理,得到 S_{im} (Similarity) 的取值范围为 $[0, 1]$, 其值越接近 1, 则表明两个描述子的相似度越高。此外要设置一个阈值,大于该阈值则认为对应关系成立,得到源点云对应子集。

$$S_{im} = 0.5 + 0.5 \cos \theta \quad (7)$$

对目标点云也进行上述操作,将会得到目标点云对应点对集,这样就完成了一次筛选。之后就可以进行 RANSAC 粗匹配,过程描述如下:

1) 在对应点对集 $C(p_k, q_k)$ 中随机选择 $s(s \geq 3)$ 个对应点对作为子集,计算变换矩阵;

2) 对剩余的点 p_k 通过变化矩阵进行转换,并与对应点 q_k 进行比较,计算其欧氏距离,若小于阈值则认为内点,保留对应关系;

3) 重复进行 1)~2), 内点达到一定数目或者迭代次数达上限则停止迭代。

1.5 点云精匹配

经过粗匹配之后,源点云 P 与目标点云 Q 已大致重合,但配准精度有所欠缺,为了进一步提高配准精度,本文使用 ICP 算法^[15]作精匹配并在其中加入了 KD 树来提高配准效率。把粗匹配后的点云 p_n 作为新的待配准点云,对 p_n 中的每一点都在 Q 中寻找与之对应的最近的点云,作为一个新的子集 q_n ,在寻找 Q 点云的过程中加入 KD 树用来加速查找。KD 树是一种分割数据空间的数据结构,用来表示 K 维空间中的点的集合,ICP 算法在搜索最近点时会消耗大量的时间,采用 KD 树的结构存储点云数据可以实现快速查找,节约算法运行时间。找到点云 p_n 和 q_n 后,通过四元素法可获得本次迭代的刚性变换矩阵 R_l 、 T_l ,根据求得的 R 和 T 对 p_n 进行更新,然后通过式(8)计算更新后 p 和 q 之间的均方差 d :

$$\begin{cases} P_{n,l+1} = R_l P_{n,l} + T_l \\ d = \frac{1}{n} \sum_{l=1}^n \|Q_{l-1} - P_{l+1}\|^2 \end{cases} \quad (8)$$

式中: $P_{n,l+1}$ 、 $Q_{n,l}$ 均为点云 p_n 、 q_n 中的点。当 d 小于事先准备好的阈值或者到达总迭代次数 n 时,即可以获得最终的变化矩阵 R_λ 、 T_λ 。

2 实验结果与分析

2.1 实验平台与样本准备

本文的实验数据来自于斯坦福大学的 bunny 数据和 TUM 数据集的 fr1_desk、fr2_desk、fr2_xyz 数据,其中 fr1_desk 和 fr2_desk 的点云数量在 100 000~200 000,而 fr2_xyz 的点云数量超过 1 000 000。实验平台为 Intel(R)Core(TM)i5-10200H@2.40 GHz 处理器,16 G 运行内存,操作系统为 windows10,64 位操作系统,在 VS2017 开发环境下结合 PCL1.8.1 点云资源库完成实验。

为了验证本文算法的合理性和有效性,将其与相同环境下的 ISS+3DSC+ndt 算法、样本一致性初始配准算法 ICP (SAC-IA+ICP) 进行对比。配准精度衡量标准为均方根误差 (RMSE) 和匹配时间, RMSE 定义为

$$E_{RMS} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n |x^i - y^i|^2}{n}} \quad (9)$$

RMSE 的大小表示两片点云空间距离的接近程度,值越小表示配准结果越准确。

2.2 参数分析

本文采用体素滤波对点云进行预处理,并根据

经验值来设置体素滤波的采样半径。即：当点云数量较小时，体素采样半径为 0.001 m，当点云数量超过 1 000 000 时，考虑到算法运行时间，将体素采样半径调整为 0.01 m。经过体素滤波后，即可对滤波后的点云进行 ISS 特征点提取，表 2 给出 ISS 特征点提取方法在不同搜索半径下所提取的特征点的个数，数据以 fr1_desk(158 565, 153 975) 为样本计算。

表 2 不同搜索半径下 ISS 算法提取的特征点个数

Table 2 The number of feature points extracted by ISS algorithm under different search radii

搜索半径/m	0.03	0.04	0.05	0.06	0.07
源点云	1 159	591	444	388	363
目标点云	1 381	707	582	509	486

考虑到特征点过多会增加计算时间，太少会影响配准精度，因此选取搜索半径为 0.05 m。

经过多次实验统计，本算法其他主要参数的取值如表 3 所示。

表 3 本文算法的其他主要参数

Table 3 Other main parameters of proposed algorithm

参数	数值
ISS L2/L1的阈值	0.65
ISS L3/L2的阈值	0.5
3DSC球面最小半径/m	0.02
3DSC领域点半径/m	0.1
3DSC密度计算阈值	0.02

2.3 配准结果及结果的定性分析

本文将提出的配准算法与 SAC-IA+ICP 算法、ISS+3DSC+ndt 算法进行对比，各个算法的配准结果如图 5~图 8 所示。

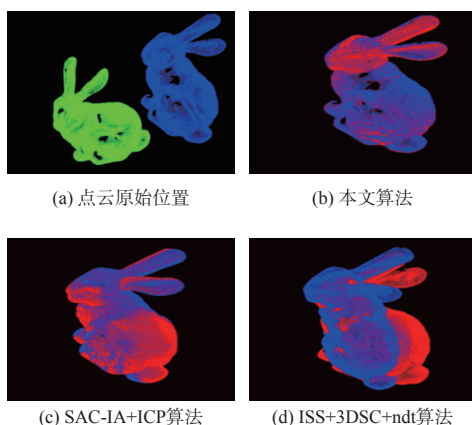


图 5 bunny 的匹配结果

Fig. 5 Matching results of bunny

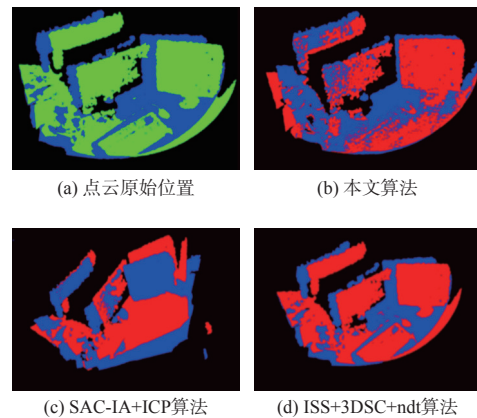


图 6 fr1_desk 的匹配结果

Fig. 6 Matching results of fr1_desk

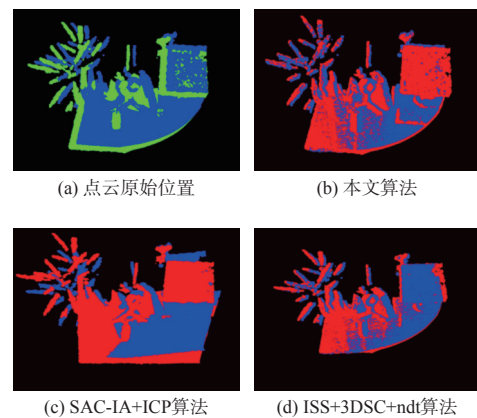


图 7 fr2_desk 的匹配结果

Fig. 7 Matching results of fr2_desk

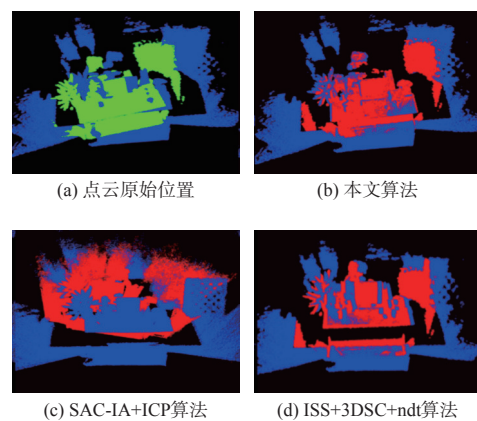


图 8 fr2_xyz 的匹配结果

Fig. 8 Matching results of fr2_xyz

图 (a) 中绿色为源点云，蓝色为目标点云；图 (b)、(c)、(d) 中红色为源旋转平移之后的点云，蓝色和红色区域重合越多则表示匹配效果越好。其中图 5(a) 中，点云原始位置差距较大，但最后的配准效果与预期相符，可以看出本文算法对于一些原

始位置差距较大的情况也有较好的普适性。从 bunny 和 fr1_desk 的配准结果可以看到, 本文算法相较其他 2 种算法在匹配效果方面具有明显优势, 直观来看, 本文算法能够更好地将 2 个点云匹配到一起。而当点云数量达到 1 000 000 时, 从 fr2_xyz

的配准结果可以看出, 本文算法的配准效果也都优于其他 2 种算法。

2.4 实验结果的定量分析

在匹配过程中点云数量、特征点提取的数量、匹配的对应点对数量见表 4。

表 4 点云数量及特征点匹配情况

Table 4 Number of point clouds and matching of feature points

数据集	点云原始数量	下采样后的点云数量	特征点个数	粗匹配前的匹配点对	粗匹配后的匹配点对	匹配成功率/%
bunny	34834	29962	19	14	12	85.7
	34825	29187	21			
fr1_desk	189053	158565	444	72	62	86.1
	186134	156961	582			
fr2_desk	159187	135065	119	16	14	87.5
	146533	124076	147			
fr2_xyz	1011581	160174	1060	41	35	85.3
	1075288	237301	1381			

由于不同点云的点云密度不一样, 所以提取出的匹配点对数有差异, 但是匹配成功率都在 85% 左右, 所以本文算法在面对一些噪声点干扰时也有较好的效果。本文的配准效果评估如表 5~表 8 所示。

表 5 bunny 的配准效果评估

Table 5 Evaluation of registration effect of bunny

配准方法	时间/s	均方根误差/m
本文算法	0.041	4.70×10^{-7}
SAC-IA+ICP算法	1.023	7.09×10^{-4}
ISS+3DSC+ndt算法	0.094	5.46×10^{-5}

表 6 fr1_desk 的配准效果评估

Table 6 Evaluation of registration effect of fr1_desk

配准方法	时间/s	均方根误差/m
本文算法	0.229	2.00×10^{-4}
SAC-IA+ICP算法	11.403	4.54×10^{-4}
ISS+3DSC+ndt算法	0.231	3.05×10^{-4}

表 7 fr2_desk 的配准效果评估

Table 7 Evaluation of registration effect of fr2_desk

配准方法	时间/s	均方根误差/m
本文算法	0.063	2.31×10^{-4}
SAC-IA+ICP算法	8.223	4.50×10^{-4}
ISS+3DSC+ndt算法	0.074	3.02×10^{-4}

表 8 fr2_xyz 的配准效果评估

Table 8 Evaluation of registration effect of fr2_xyz

配准方法	时间/s	均方根误差/m
本文算法	2.807	1.68×10^{-5}
SAC-IA+ICP算法	14.976	4.91×10^{-4}
ISS+3DSC+ndt算法	2.887	2.99×10^{-5}

通过表 5~表 7 可以看出, 当点云数量较小时, 相比于 SAC-IA+ICP 算法, 本文算法在配准效果和配准时间上均有明显提升; 而相对于 ISS+3DSC+ndt 算法, 本文在配准时间相近的情况下, 配准效果有着显著提升。通过表 8 可以看出, 当点云数据量较大时, 本文算法也有着较好的普适性。

3 结论

本文针对点云配准过程中点云数据量大, 配准时间长, 配准精度低的问题进行研究和实验, 提出一种基于三维形状上下文特征的点云配准算法。该算法通过体素滤波对点云进行预处理, 在不影响点云结构的同时降低点云数量并对点云进行均匀化; 利用 ISS 算法和 3DSC 算法提取并描述点云特征, 能够描述点云的几何结构并获得更高效的表达; 最后在点云配准时, 采用粗匹配+精匹配的两步式方法实现, 并且采用 KD 树的结构提高匹配效率。通过实验对比, 本文提出的点云匹配方法相较于 ISS+3DSC+ndt 方法和 SAC-IA+ICP 方法,

配准精度和配准效率均有明显提升。

参考文献:

- [1] BESL P J, MCKAY N D. A method for registration of 3-D shapes[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1992, 14(2): 239-256.
- [2] TAMAKI T, ABE M, RAYTCHEV B, et al. Softassign and EM-ICP on GPU[C]. *Proceedings of International Conference on Net working And Computing*. USA: IEEE, 2010: 179-183.
- [3] CHETVERIKOV D, SVIRKO D, STEPANOV D, et al. The trimmed iterative closest point algorithm[C]. *IEEE International Conference on Pattern Recogniton*. USA: IEEE, 2002: 13-17.
- [4] MAGNUSSON M, LILIENTHAL, A. J, DUCKETT T. Scan registration for autonomous mining vehicles using 3D-NDT[J]. *Field Robot*, 2007, 24(2): 803-827.
- [5] 王君, 徐晓凤, 董明利, 等. 单目移动机器人相对位姿估计方法[J]. *应用光学*, 2019, 40(4): 535-541.
WANG Jun, XU Xiaofeng, DONG Mingli, et al. Relative pose estimation method of monocular mobile robot[J]. *Journal of Applied Optics*, 2019, 40(4): 535-541.
- [6] 韩一菲, 杨紫, 蹇郑福, 等. 基于FPFH和法向量的改进点云配准算法[J]. *半导体光电*, 2021, 42(4): 579-584.
HAN Yifei, YANG Zi, QIAN Zhengfu, et al, Improved point cloud registration algorithm based on fpfh and normal vector[J]. *Semiconductor Optoelectronics*, 2021, 42(4): 579-584.
- [7] 胡修祥, 张良. 结合NARF特征的改进型3D-NDT多视点云配准[J]. *信号处理*, 2015, 31(12): 1674-1679.
HU Xiuxiang, ZHANG Liang. Multi-view point cloud registration based on improved 3D-NDT combining the feature of NARF[J]. *Journal of Signal Processing*, 2015, 31(12): 1674-1679.
- [8] 陈伟, 刘宇, 王亚伟. 基于改进的FAST-SURF快速图像拼接算法[J]. *应用光学*, 2021, 42(4): 636-642.
CHEN Wei, LIU Yu, WANG Yawei. Fast image stitching algorithm based on improved FAST-SURF[J]. *Journal of Applied Optics*, 2021, 42(4): 636-642.
- [9] YU Z. Intrinsic shape signatures: a shape descriptor for 3D object recognition[C]//*Proceedings of the 12th IEEE International Conference on Computer Vision Workshops (ICCV Workshops)*. Kyoto: IEEE, 2009: 689-696.
- [10] 王从政, 胡松, 冯常, 等. 基于水下双目视觉的燃料组件变形检测系统[J]. *应用光学*, 2019, 40(2): 246-252.
WANG Congzheng, HU Song, FENG Chang, et al. Deformation detection system of fuel assembly based on underwater binocular vision[J]. *Journal of Applied Optics*, 2019, 40(2): 246-252.
- [11] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.
- [12] TOMBARI F, SALTI S, STEFANO L. Unique shape context for 3D data description[C]. *Proceedings of the ACM workshop on 3D object retrieval*. [S. l.]: ACM, 2010: 57-62.
- [13] BELONGIE T, MALIK J, PUZICHA J. Shape matching and object recognition using shape contexts[J]. *IEEE*, 2002, 24(2): 509-222.
- [14] 张峻琦, 胡立坤. 融合RANSAC光流跟踪法和特征点匹配法的视觉里程计[J]. *应用光学*, 2020, 41(6): 1214-1221.
ZHANG Junqi, HU Likun. Design of visual odometer based on RANSAC optical flow method and feature point matching method[J]. *Journal of Applied Optics*, 2020, 41(6): 1214-1221.
- [15] 李仁忠, 杨曼, 田瑜, 等. 基于ISS特征点结合改进ICP的点云配准算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2017, 54(11): 312-319.
LI Renzhong, YANG Mang, TIAN Yu, et al. Point cloud registration algorithm based on the ISS feature points combined with improved ICP algorithm[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2017, 54(11): 312-319.