

空间非合作目标点云聚类配准方法

卢 祺¹, 林婷婷¹, 李程鹏², 李荣华^{1*}, 葛研军¹

(1. 大连交通大学 机械工程学院, 辽宁 大连 116028;
2. 沈阳新松机器人自动化股份有限公司, 辽宁 沈阳 110000)

摘要: 空间非合作目标的相对位姿测量问题成为空间在轨操作任务的重难点, 通过对激光雷达获取的目标三维点云进行聚类, 得到小规模、特征明显的聚类点云, 有效提高了配准效率和精度。针对基于区域生长的聚类算法在对可视点云进行聚类时, 特征相似部分无法聚类识别的问题, 提出了二维图像优化三维点云聚类的方法。该方法将深度值信息和 RGB 颜色值建立数学映射关系, 点云降维后, 利用颜色梯度突变进行边界提取, 将边界内的点逆向恢复到原始点云, 最后将各个类的点云进行合并, 得到易于识别的显著特征点云。实验结果表明, 在配准角度误差为 $\pm 5^\circ$ 的条件下, 可有效地缩减点云规模并保留了显著特征, 提高 ICP 配准算法的计算效率, 为解决空间非合作目标相对位姿实时测量提供技术支持和解决思路。

关键词: 位姿测量; 点云配准; 聚类分割; 点云擦除

中图分类号: V448.2 文献标志码: A DOI: 10.3788/IRLA20200431

Improved registration algorithm for spatial non-cooperative target point cloud clustering

Lu Qi¹, Lin Tingting¹, Li Pengcheng², Li Ronghua^{1*}, Ge Yanjun¹

(1. Institute of Mechanical Engineering, Dalian Jiaotong University, Dalian 116028, China;
2. SIASUN Robot & Automation CO., Ltd, Shenyang 110000, China)

Abstract: The problem of relative pose measurement of non-cooperative targets in space becomes the most difficult task of the in-orbit operation task. By clustering the three-dimensional point cloud of the target obtained by Lidar, a small-scale cluster point cloud with obvious characteristics is obtained, which effectively improves the registration efficiency and precision. Aiming at the problem that clustering algorithm based on region growth can not recognize clusters with similar features when clustering visible point clouds, a method for optimizing 3D point cloud clustering with 2D images was proposed. This method established a mathematical mapping relationship between the depth value information and the RGB color value. After the point cloud dimension was reduced, the boundary was extracted using the color gradient mutation, the points within the boundary were reversely restored to the original point cloud, and finally the various types of point clouds were combined to obtain a point cloud with distinctive features that were easy to recognize. The experimental results show that under the condition of the registration angle error is $\pm 5^\circ$, the size of the point cloud can be effectively reduced and the significant features are preserved. It provide technical support and solutions for the real-time measurement of relative pose of non

收稿日期: 2020-12-12; 修订日期: 2021-02-16

基金项目: 辽宁省高等学校创新人才支持计划; 辽宁省教育厅科学研究项目 (LJKZ0475); 山东省重大科技创新工程项目 (2019JZZY010128)

作者简介: 卢祺, 男, 硕士生, 主要从事空间非合作目标三维位姿测量技术及点云配准算法方面的研究。

通讯作者: 李荣华, 男, 教授, 博士, 主要从事非合作目标三维位姿测量技术等方面的研究。

cooperative targets in space.

Key words: pose measurement; point cloud registration; cluster segmentation; point cloud erasing

0 引言

随着人类对太空探索的深入,越来越多的卫星投入使用,但也有越来越多的卫星发生故障或者报废。空间在轨服务技术成为空间自主操控领域的研究热点^[1-2]。与空间站或三轴稳定卫星等运动状态已知或可控的合作目标不同,空间非合作目标在空间摄动力的作用下,随着能量耗散可能绕本体最大惯量轴慢旋,处于失稳状态^[3-4]。其动力学表现为转动惯量和旋转轴不确定的失控刚体,在无法提供用于辅助测量的人工标记或特征光标的条件下,解算此类目标的相对位姿具有较大难度。激光雷达技术^[5]因其抗干扰性能较好,能够直接获取目标高精度三维点云信息等特点成为测量非合作目标相对位姿的有效手段。对激光雷达技术获取的非合作目标三维数据进行点云处理可获取目标的相对位姿,解算目标的运动特性^[6]。

在激光遥感领域,良好的聚类分割结果可以有效降噪,降低点云规模,为点云配准以及目标识别提供可靠数据。张溪溪^[7]等人提出了基于特征线拟合的微型复杂曲面点云分割方法,通过以边界为约束的区域生长算法和三角形叉积的算法对模型点云分割,但对于可视点云效果不理想。郑少开^[8]等使用三维网络获取模型先验知识,通过先验知识和混合聚类算法对点云模型进行分割聚类,但是无法应用于先验信息缺失的空间非合作目标。王帅^[9]等使用谱聚类按照几何特征结构对各视角点云区域进行分割,但是聚类结果受相似矩阵影响较大,适用于均衡分类问题,对于空间非合作目标的效果有待研究。张良培^[10]等采用简单的几何图元的数学模型为先验信息,通过验证点云对模型参数的符合程度将点云划分到相应的图元中,但是几何图元信息对空间非合作目标描述欠佳。黄镇^[11]等将场景点云超体素聚类分割为邻接图,依据邻接图的边缘进行分类,但超体素聚类依赖目标颜色信息,在太空光照条件复杂的情况下,获得颜色信息具有较大的干扰性。张楠^[12]等使用 RANSAC 算筛选聚类点法向量的方向,提高建立法向量的准确性,该方法应用于具有较多平面特征的模型时效果较好,对于空间非合作目标此类具有复杂特征的模型

时,效果有待验证。

综上所述,文中提出了一种改进区域生长的空间非合作目标点云聚类配准算法。对三维点云降维后,通过深度信息与 RGB 颜色值之间的数学映射关系减少因降维导致信息缺失的影响,引入 RGB 图像来辅助区域生长聚类,得到更加细致的显著特征类,同时,使用布尔擦除法剔除一般特征点云,细化突出聚类边界,并将处理后的点云输入配准算法中解算空间非合作目标的相对位姿。实验结果证明,文中算法能够较好完成显著特征聚类分割,降低点云规模,使得 ICP 算法运算速率提升约 3.5 倍,配准综合误差由 3.6749 降低到 3.4945。

1 RGB 图像优化区域生长聚类

在可视点云中,由于视点与非合作目标相对位置的变化,使得具有显著特征的部位(如姿控喷嘴曲面特征、主体支架弯曲曲面特征以及前置小型信号接收天线弧形侧边特征等)在某个可视化时刻下,与一般特征(如太阳能帆板平面特征以及主体侧面)的相似度增高,进而导致在聚类过程中被隐藏,无法被分割提取。但显著特征与一般特征在空间中的相对位置是不变量,因此,建立深度值与颜色值之间的映射关系,引入三维点云降维生成的 RGB 图像,根据颜色梯度突变,将高识别度部位的点云从整体可视点云中分离出来,擦除一般特征点云,达到细化聚类种类,提高聚类效果的目的。

1.1 点云法线特征计算

在进行空间非合作目标相对位姿测量的过程应具有较好的实时性,但是曲面重建技术不仅需要一定的时间,而且重建结果对最终法线的估计有着较大影响。因此,从点云数据入手,近似推断表面法线,进行点云数据的法线估计。通过分析协方差矩阵的最大、最小特征值和特征向量,完成对点云数据的法线估计。首先以初始种子点为查询点,通过搜索方式确定邻近点,即对于每一个点 P_i 所对应的协方差矩阵 C 如公式 (1):

$$C = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K \cdot (P_i - \bar{P}) \cdot (P_i - \bar{P})^T$$

$$C \cdot V_j = \lambda_j \cdot V_j, j \in \{0, 1, 2\} \quad (1)$$

式中: K 为点 P_i 邻近点数量; \bar{P} 为满足搜索条件范围内最邻近点的三维质心坐标; λ_j 为点 P_i 对应协方差矩阵的第 j 个特征值; V_j 为第 j 个特征值对应的特征向量。其中 λ_{\min} 对应的特征向量 V_{\min} 的几何意义为拟合切平面的法向量。为提高法线估计的精度, 需进行法线方向归一化处理^[13], 通过公式 (2) 判断点 P_i 的法向量 n_i 与视点 V_p 指向点 P_i 的方向是否一致, 同向保留, 反向取反, 完成对法向量进行有序化。

$$n_i \cdot (V_p - P_i) > 0 \quad (2)$$

之后通过公式 (3) 输出拟合切平面的表面曲率来近似表征点的曲率 σ :

$$\sigma = \frac{\lambda_0}{\lambda_0 + \lambda_1 + \lambda_2}, \lambda_0 < \lambda_1 < \lambda_2 \quad (3)$$

加载点的法线和曲率之后, 计算初始种子点和其邻域内的点的法线夹角, 小于平滑度阈值, 即两点法线偏差的允许范围, 便将该邻近点加入当前区域。之后再行曲率值的检查, 若小于曲率阈值, 即两点曲率偏差的允许范围, 那满足阈值条件的点加入当前区域。通过曲率的计算, 进行二次判别, 细化聚类种类, 提高聚类精度。

1.2 可视点云深度信息获取与平滑着色

可视点云是线阵激光雷达通过线扫描方式获得的, 点云数据集中仅存储每个可视点的位置信息。在进行可视点云的降维和显示过程中, 深度信息是必要且不可丢失的, 因此将深度信息转换成颜色信息进行存储。建立深度信息与颜色信息之间的映射关系, 便于深度信息和颜色信息之间的转换。

首先, 应通过线阵激光雷达获取空间非合作目标深度信息。雷达初始分辨率为 $m \times n$, 像素宽度为 t , 雷达视场长 L 、宽 H 。点云降维投影后的外接矩形长 M 、宽 N 。激光雷达测量目标时, 非合作目标表面可测点在雷达坐标系 $O\text{-}xyz$ 下的位置关系如图 1 所示。

点 P_{xOz} 和 P_{yOz} 为点 P 在 xOz 、 yOz 平面中的投影点, R_f 为激光雷达在当前工况下的测量距离, 点云深度值为 z , τ_x 为线段 OP_{xOz} 与 z 轴夹角 $\angle P_{xOz}OP_z$, 同理, τ_y 为线段 OP_{yOz} 与 z 轴夹角 $\angle P_{yOz}OP_z$, 则深度值按照公式 (4) 解算:

$$z = \frac{R_f}{\sqrt{\tan^2 \tau_x + \tan^2 \tau_y + 1}} \quad (4)$$

获得空间非合作目标的深度信息后, 按照深度值的大小将可视点云中的离散数据点进行排序, 将原有无序点云按照空间延伸顺序转换成有序点云, 方便寻找深度信息与颜色值之间的映射关系。

在颜色值与深度值之间映射关系建立的过程中, 选择使用颜色空间与深度信息进行对应。设置距离视点最近的点 $P_{nearest}$ 的 RGB 颜色坐标为 (255, 0, 0), 最远的点 $P_{farthest}$ 的 RGB 颜色坐标为 (0, 0, 255)。则位于点 $P_{nearest}$ 和点 $P_{farthest}$ 之间的点 P_i 的 RGB 颜色赋值按公式 (5) 进行赋值:

$$\begin{aligned} R_{P_i} &= R_{P_{nearest}} \times \mu(P_{nearest}, P_i) + R_{P_{farthest}} \times \mu(P_i, P_{farthest}) \\ G_{P_i} &= G_{P_{nearest}} \times \mu(P_{nearest}, P_i) + G_{P_{farthest}} \times \mu(P_i, P_{farthest}) \\ B_{P_i} &= B_{P_{nearest}} \times \mu(P_{nearest}, P_i) + B_{P_{farthest}} \times \mu(P_i, P_{farthest}) \end{aligned} \quad (5)$$

式中: $\mu(P_{nearest}, P_i)$ 和 $\mu(P_i, P_{farthest})$ 为点 P_i 的着色比例因子, 与点 $P_{nearest}$ 到点 P_i 之间的距离 $d(P_{nearest}, P_i)$ 和点 P_i 到点 $P_{farthest}$ 之间的距离 $d(P_i, P_{farthest})$ 有关, 按公式 (6) 计算为:

$$\begin{aligned} \mu(P_{nearest}, P_i) &= \frac{d(P_i, P_{farthest})}{d(P_{nearest}, P_{farthest})} \\ \mu(P_i, P_{farthest}) &= \frac{d(P_{nearest}, P_i)}{d(P_{nearest}, P_{farthest})} \\ d(P_{nearest}, P_i) &= |z_{P_{nearest}} - z_{P_i}| \\ d(P_i, P_{farthest}) &= |z_{P_i} - z_{P_{farthest}}| \\ d(P_{nearest}, P_{farthest}) &= |z_{P_{nearest}} - z_{P_{farthest}}| \end{aligned} \quad (6)$$

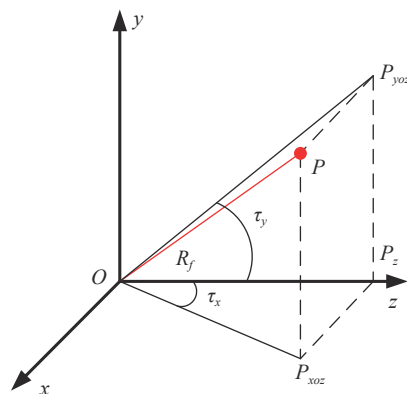


图 1 可测点在雷达坐标系下的位置关系

Fig.1 Positional relationship of measurable points in radar coordinate system

原始可视点云数据格式仅保存了点 P_i 的空间位置信息。在对点 P_i 完成 RGB 赋值后,需要对原有点云数据进行维数上的扩展,进行点云的可视化即可得到含有位置信息和 RGB 颜色信息的点云。

1.3 RGB 图像与点云擦除联合优化聚类

在复杂空间环境中,空间非合作目标的运动主要由自旋和章动复合而成。因此,非合作目标特征部位的出现或消失会随其自身的运动特性在时间顺序上的推移而变化。从视点处对可视点云进行投影后,某些部位特征信息被削减,导致区域生长聚类算法无法将该部位聚类出来。在 RGB 图像中,RGB 颜色梯度突变的边界,可能是显著特征部位与一般部位的分界。因此,在获得 RGB 图像后,可以根据颜色梯度突变获取聚类边界,据此可以确定在可视点云中,该部位的位置,即该部位点云所对应的位置坐标 x 、 y 值。最后,利用深度信息和 RGB 颜色值的映射关系反演原始可视点云深度信息。但是在进行反求的过程中,相同的 x 、 y 值存在对应多个 z 值的情况,此时需要引入误差 δ 及判定条件,按公式 (7) 计算:

$$\begin{aligned} \delta_n &= |z'_{P_i} - z_n|, n \in \{1, 2, 3, \dots\} \\ \delta_{\min} &= \{\delta_1, \delta_2, \delta_3, \dots, \delta_n\} \end{aligned} \quad (7)$$

式中: z'_{P_i} 为反求值; z_n 为相同 x 、 y 值对应的 n 个 z 值。此时, δ_{\min} 对应的 z'_{P_i} 将被对应的 z 值刷新,确保反求后,可以对应到原始点云中的原始数据。

聚类所得结果为相似特征的点的集合,但是在配准过程中,较为单一的特征无法得到很好的应用,所以需要具有较好特征的聚类结果进行合并,完成特征的叠加,组成特征明显、数据量小的类。同时使用布尔擦除法剔除一般特征,突出特征边界,弱化一般特征对特征匹配的干扰。

2 点云数据配准

在完成聚类后,需对点云进行配准,以求解空间非合作目标的位置和姿态。将 RGB 图像辅助区域生长聚类嫁接在迭代最近点算法前端,为配准提供显著特征点云,解算空间非合作目标的相对位姿。

首先,将聚类完成的点集作为点集 P ,激光雷达获得的下一帧的点集作为待配准点集 Q 。计算点云 P 、 Q 中的点的特征向量,并通过 KD-tree 的搜索方式确定两组点云中的对应点,对应点对数量为 N 。此时

在点云 P 中点为 P_i 在点云 Q 中的对应点为 Q_i 。最后,通过最小二乘法迭代计算最优的坐标变换,及旋转矩阵 R 和平移矩阵 T ,迭代收敛条件为公式 (8):

$$E(R, T) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|RP_i + T - Q_i\|^2 \rightarrow \min \quad (8)$$

ICP 算法简便直接,可视配准具有较好的精度,但是算法的运行速度以及向全局最优的收敛性却在很大程度上依赖于初值和迭代过程中对应关系的确立。文中聚类分割算法对配准过程的正反馈作用体现在:仅保留目标搭载的机动性载荷以及测量性载荷等显著特征,将对应点的搜索范围限制在目标主体,降低一般特征,如太阳能帆板等平面特征对配准的干扰。若太阳能帆板角点与主体侧楞点建立了错误的对应关系,将极大地影响配准精度,甚至导致配准失败。因此,较好的聚类结果能够缩小搜索范围,提高特征提取与计算的速度,从而提高 ICP 算法的实用性。

3 空间非合作目标仿真聚类配准实验

使用模拟现实工况下的线阵激光雷达扫描获取的空间非合作目标多帧可视点云,应用 Visual Studio 2013 与点云库 PCL (Point Cloud Library) 验证文中算法相对于传统 ICP 算法在效率及精度方面的提高效果,考虑了任务要求和技术指标 (任务技术指标:配准角度误差为 $\pm 5^\circ$)。空间非合作目标模型与实物比例 1:1,运动状态为自旋和章动的复合运动,运动仿真参数设定:章动角速度为 $5.1037^\circ/\text{s}$,雷达扫描帧率为 1 Hz,目标运动周期时长约为 72 s,即 73 帧数据。在线阵激光雷达完整捕捉非合作目标运动周期的条件下,即非合作目标形貌可完全获得,卫星支架仅第 21~50 帧数据存在,其余时刻被主体及太阳能帆板遮挡。

3.1 区域生长的聚类算法

使用可视化数据结构和组件,以加载原始空间非合作目标仿真第 20 帧及第 50 帧可视点云数据为例,如图 2 所示。

对空间非合作目标可视点云进行传统区域生长聚类。经过大量实验与计算,在保证阈值设定最大可能满足所有可视点云数据聚类的前提下,选取最优泛用平滑度阈值为 30,曲率阈值为 0.03,点云最小规模

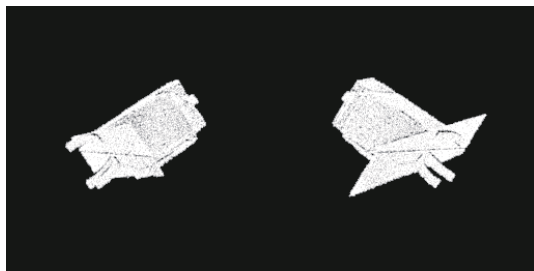


图 2 空间非合作目标仿真可视点云

Fig.2 Spatial non-cooperative target simulation visual point cloud

阈值 $reg.setMinClusterSize = 50$, 点云最大规模阈值 $reg.setMaxClusterSize = 10\ 000$ 。在该参数下, 可视点云特征保留较为全面, 如主体上方的姿控喷嘴、前置小型信号接收天线的弧形侧边和部分支架, 区域生长聚类结果显示如图 3 所示。但是聚类达到极限, 支架无法完全被聚类分割出来, 如图 3 右图所示。

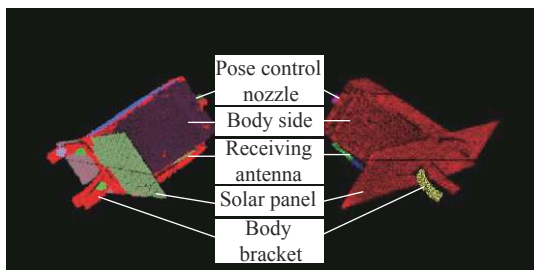


图 3 区域生长聚类结果

Fig.3 Regional growth clustering results

其中颜色相同的是一类。从图中可以发现, 所有支架并未被聚类分割出来, 不满足参数的点云会出现丢失的情况, 同时, 主体的平面和太阳能帆板的平面不属于显著特征部分, 会对配准造成一定的干扰, 影响配准精度。经分析, 造成聚类不够细致的原因是可视点云自身遮挡特性造成的。空间非合作目标自身的遮挡会导致部分特征发生改变甚至缺失, 例如曲面的曲率发生改变、特征角点缺失等。

3.2 RGB 图像的引入

为解决上述问题, 将已有深度值转换成较为直观的颜色信息, 进行平滑着色, 并在原有点云位置信息的基础上融合颜色信息。特征部位的空间相对位置及深度值是不变的, 所以转换后的颜色信息也具有一定的不变性。平滑着色后的可视点云效果如图 4 所示。

平滑着色后, 支架与太阳能帆板及背景具有明显色差, 便可以将支架从太阳能帆板的背景色中提取出

来, 并将目标边界内的部分弱化, 突出边界。使用颜色梯度的下降突变对 RGB 图像进行边界提取, 提取出的边界存储在边界信息存储矩阵中, 并输出边界坐标, 提取效果如图 5 所示。

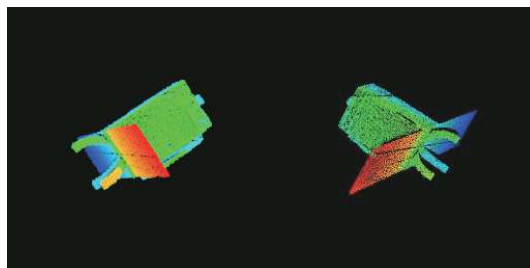


图 4 彩色可视点云

Fig.4 Color visual point cloud

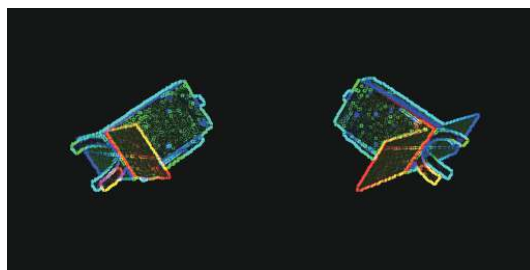


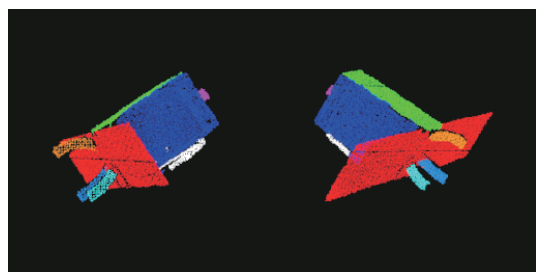
图 5 边界提取结果

Fig.5 Boundary extraction result

3.3 聚类合并、擦除及点云数据还原

空间非合作目标与激光雷达的空间位置相对固定, 因此在运动过程中, 主体及支架边界颜色在一定范围内发生周期性变化。设置颜色阈值为 $R=15, G=255, B=255$ 和 $R=15, G=255, B=15$ 内的边界, 剔除不需要的边界, 保留目标轮廓, 并输出轮廓值范围内的点的位置信息。在轮廓范围内的点, 按照赋值规则进行反演, 结合误差判定条件完成判定后使用原始点云数据中的深度值刷新反求的计算值, 以颜色与深度信息为双重判定, 输出对应原始点云数据中的 x, y 值。聚类结果如图 6 所示。与图 3 区域生长的聚类结果相比, 帆板与支架得到了较好的分割, 支架完整度提高。

使用布尔擦除法将空间非合作目标主体平面和太阳能帆板点云剔除的同时, 将支架和主体上方的喷管以及前置小型信号接收天线点云合并, 形成用于配准的具有较高识别度的小规模点云, 如图 7 所示。



(a) 第 20 帧聚类结果 (b) 第 50 帧聚类结果
 (a) 20th frame clustering result (b) 50th frame clustering result

图 6 文中算法聚类结果

Fig.6 Clustering results of the proposed algorithm



图 7 小规模显著特征点云

Fig.7 Small-scale distinctive feature point cloud

与原始可视点云相比,可见点云规模明显缩小,较好地保留了特征显著的部位点云,同时空间非合作目标主体侧楞部位的点云由于其法线特征存在二

义性,故得以保存,并为后续配准建立对应关系提供更多点对,对位姿解算具有矫正作用。

3.4 仿真数据配准实验

实验程序的运行条件及环境如下:CPU为 Intel(R)Core(TM)i5-5200U @ 2.20GHz,在内存为 4 GB 的 Windows 10 操作系统 PC 机上运行。实验使用 30 组可视点云数据,每组数据包括当前帧全部可视点云、当前帧聚类点云和下一帧全部可视点云。

空间非合作目标仿真聚类配准实验使用文中算法与传统 ICP 配准算法进行配准对比实验:

(1) 使用下一帧全部可视点云和文中算法处理后的聚类点云进行逆序配准;

(2) 使用下一帧全部可视点云和当前帧的全部可视点云进行逆序配准。

对三轴平移距离及旋转角度、算法过程耗时进行统计,并依据技术指标重点对配准旋转角度结果进行误差分析。其中点特征计算环节属于前端数据处理且受硬件影响极大,在聚类过程中可直接加载调用,实际任务时可进行星上数据下载至地面大型服务器,进行离线处理,聚类、细化以及点云数据配准环节耗时稳定,因此,算法耗时包括聚类细化及配准时间。文中算法配准结果如表 1 所示,其中 dx 、 dy 以及

表 1 文中算法配准结果

Tab.1 Registration results of proposed algorithm

Groups	Three axis translation distance		
	dx/mm	dy/mm	dz/mm
21-20	-0.4724	-0.5263	1.0306
22-21	-1.2240	0.6375	0.4955
23-22	-0.1181	-0.3058	0.7028
...
48-47	0.5716	-1.0855	0.3489
49-48	-0.9771	2.6975	-0.3801
50-49	-0.1905	0.9025	-0.4344
Groups	Three axis rotation angle		
	$ax/(^\circ)$	$ay/(^\circ)$	$az/(^\circ)$
21-20	-0.0067	4.4969	-0.3413
22-21	-0.2573	4.5963	0.8183
23-22	-0.2653	4.9013	1.0290
...
48-47	-0.0173	4.6220	-0.2492
49-48	0.2148	4.8584	-0.0877
50-49	-0.1250	4.9179	-0.0648

dz 为三轴平移距离, ax 、 ay 以及 az 为三轴旋转角度。其中, 三轴平移距离真值为 0 mm, 围绕 x 、 z 轴旋转角度真值为 0° , 绕 y 轴旋转角度真值为 5.1037° 。

ICP 算法配准结果如表 2 所示。

文中算法及 ICP 算法配准耗时结果如表 3 所示。

依据技术指标要求, 三轴旋转误差容忍度为 $\pm 5^\circ$, 三轴平移误差容忍度为 ± 5 mm, 对结果及误差进行统计与分析, 统计结果如图 8~11 所示。

表 2 ICP 算法配准结果

Tab.2 Registration results of ICP algorithm

Groups	Three axis translation distance		
	dx/mm	dy/mm	dz/mm
21-20	0.3604	-0.3464	0.4818
22-21	0.1552	-0.6967	0.5961
23-22	0.1630	-0.2454	-0.1001
...
48-47	0.0407	-0.1771	-0.4323
49-48	0.0297	-0.1239	0.2898
50-49	0.2101	0.1776	0.1921

Groups	Three axis rotation angle		
	$ax/(^\circ)$	$ay/(^\circ)$	$az/(^\circ)$
21-20	-0.2088	4.8290	0.6914
22-21	-0.0787	4.7867	1.3158
23-22	0.1538	4.9692	1.0110
...
48-47	0.3225	4.8553	0.2024
49-48	0.3585	4.8523	0.1457
50-49	0.4546	4.7852	0.2026

表 3 算法耗时对比

Tab.3 Algorithm time-consuming comparison

Groups	Proposed algorithm consumes time/s	ICP algorithm consumes time/s
21-20	12.9	29.5
22-21	15.9	33.3
23-22	17.4	37.5
...
48-47	13.1	49.8
49-48	13.0	44.1
50-49	12.0	40.7

由于配准过程存在方向性, 且配准结果直接作用于目标三维重建, 因此使用累积误差表征结果准确

性, 结果如表 4 所示: 在三轴旋转角度误差为 $\pm 5^\circ$ 的容忍范围以及三轴平移 ± 5 mm 的容忍范围内, 文中算法在 x 、 z 轴方向上的累积距离误差以及围绕 x 、 z 轴旋转累积角度误差上略优于 ICP 算法, 依据旋转和平移对整体的影响, 较好旋转角度会使得平移误差减小, 因此对六个参数误差赋予权重, 其中三轴平移权重均为 1/9, 三轴旋转权重均为 2/9, 综合表征配准效果。文中算法综合误差为 3.4945, ICP 算法为 3.6749。同时, 文中聚类配准算法平均耗时为 16.4733 s, ICP 算法平均耗时为 57.4536 s, 因此文中聚类配准算法较 ICP 算法效率稳定且提高约 3.5 倍, 整体配准效果略有提升。

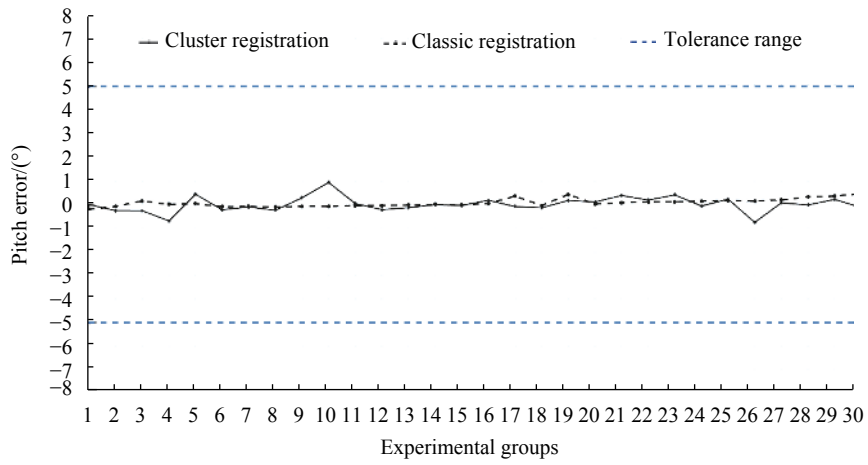


图 8 俯仰角配准误差

Fig.8 Pitch angle registration error

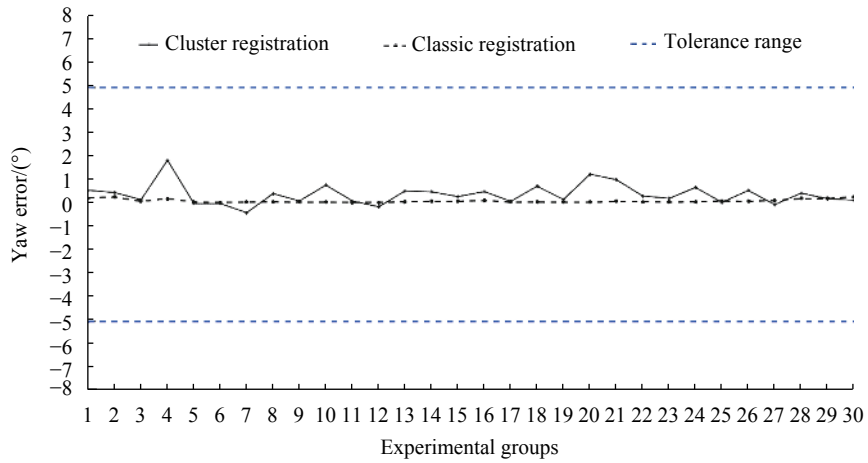


图 9 偏航角配准误差

Fig.9 Yaw angle registration error

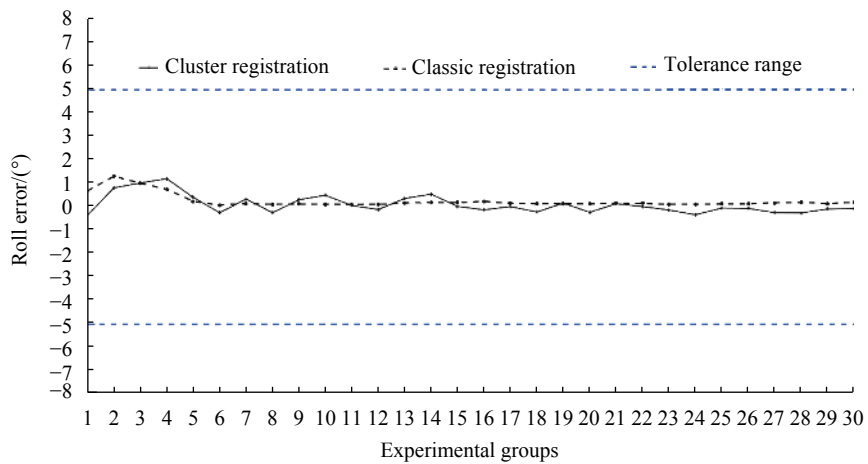


图 10 翻滚角配准误差

Fig.10 Roll angle registration error

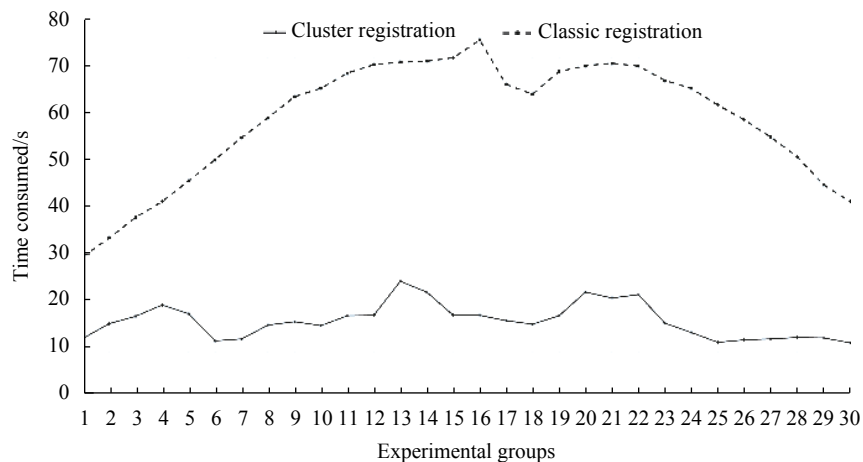


图 11 算法耗时

Fig.11 Algorithm consumes time

表 4 配准累积误差统计

Tab.4 Registration cumulative error statistics

Groups	Three axis translation distance		
	dx/mm	dy/mm	dz/mm
Proposed algorithm	0.710 1	2.422 2	0.323 5
ICP algorithm	2.044 2	-0.710 0	2.762 9
Groups	Three axis rotation angle		
	$ax/(^\circ)$	$ay/(^\circ)$	$az/(^\circ)$
Proposed algorithm	0.262 4	10.454 9	3.279 9
ICP algorithm	2.244 2	4.424 5	7.820 0

4 结 论

论文以解决空间非合作目标位姿测量问题为目的,在传统基于区域生长的点云聚类分割算法的基础上,建立 RGB 颜色值和点云深度信息之间的映射关系,引入 RGB 图像,通过轮廓提取及反演,合并显著特征点云,擦除一般特征点云,优化点云聚类,使得因点云可视化造成部分显著特征点云无法被聚类出来的问题得以解决,最终得到规模小、特征明显的聚类点云数据集。使用文中算法与 ICP 算法进行配准对比实验,验证在配准角度误差为 $\pm 5^\circ$ 条件下,使用聚类点云进行配准,可有效提高配准效率,约为 ICP 算法的 3.5 倍,配准综合误差从 3.6749 降低为 3.4945,配准精度略有提升,为解决空间非合作目标相对位姿测量难题和配准算法的实际应用提供了技术支持。

参考文献:

- [1] Hao Gangtao, Du Xiaoping, Song Jianjun. Visual SLAM method for relative pose estimation of non-cooperative targets in space roll [J]. *Journal of Astronautics*, 2015, 36(6): 706-713. (in Chinese)
- [2] Chen Feng, Zhu Jie, Gu Dongqing, et al. Relative navigation technology of space non-cooperative target based on imaging lidar [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2016, 45(10): 1030005. (in Chinese)
- [3] Zhang Shijie, Cao Xibin, Chen Min. Monocular vision determination algorithm for relative pose between non-cooperative spacecraft [J]. *Journal of Nanjing University of Science and Technology*, 2006, 30(5): 564-568. (in Chinese)
- [4] Xu Wenfu, Liang Bin, Li Cheng, et al. Measurement and planning methods for space robots to capture non-cooperative targets [J]. *Robot*, 2010(1): 63-71. (in Chinese)
- [5] Li Ronghua, Wen Shuaifang, Xiao Yuzhi, et al. Indexes optimization macro model of on-orbit imaging lidar in space [J].

- Infrared and Laser Engineering*, 2018, 47(2): 0230003. (in Chinese)
- [6] Liu Yu, Chen Feng, Wang Ying, et al. Spacecraft relative pose measurement technology based on lidar [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2016, 45(8): 0817003. (in Chinese)
- [7] Zhang Xixi, Ji Xiaogang, Hu Haitao, et al. Point cloud segmentation method of miniature complex surface based on characteristic line fitting [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(6): 061502. (in Chinese)
- [8] Zheng Shaokai, Lu Qisheng, Zhang Ruiju, et al. Point cloud segmentation method based on 3D network model [J]. *Beijing Surveying and Mapping*, 2019, 33(8): 916-919. (in Chinese)
- [9] Wang Shuai, Sun Huayan, Guo Huichao. Overlapping region extraction method suitable for laser point cloud registration [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2017, 46(S1): S126002. (in Chinese)
- [10] Zhang Liangpei, Zhang Yun, Chen Zhenzhong, et al. Application of multi-model fitting method based on split and merge in point cloud segmentation [J]. *Journal of Surveying and Mapping*, 2018, 47(6): 833-843. (in Chinese)
- [11] Huang Zhen, Han Huiyan, Han Xie. Point cloud segmentation algorithm for cluttered scenes based on concave-convex method [J]. *Science Technology and Engineering*, 2018, 18(14): 43-47. (in Chinese)
- [12] Zhang Nan, Sun Jianfeng, Jiang Peng, et al. Method for estimating normal vector of 3D attitude point of lidar Scene [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2020, 49(1): 0105004. (in Chinese)
- [13] Li Ronghua, Yang Bo, Lu Qi. Rough registration method for point cloud of spatial non-cooperative target by improving FPFH[C]//SPIE Sixth Symposium on Novel Optoelectronic Detection Technology and Application, 2020, 11455: 1145521.