

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2108309

基于三维激光扫描点云配准的目标位姿测量*

朱晓强 陈琦

(上海大学通信与信息工程学院 上海 200444)

摘要: 地外天体着陆探测是我国深空探测的重要形式和方法,针对地面探测模拟训练系统中探测车位姿提取的需求,提出了一种利用激光扫描仪和标靶球结合的方法进行特征识别,拟合出探测车的位姿数据,并建立地面模拟训练系统。首先对激光扫描数据进行滤波预处理去除点云中离群点,然后选择适当的参数对数据进行重采样。通过基于分类改进的区域增长法对点云进行分割,筛选出指定数量范围的点集并拟合多个标靶球位置信息以建立局部坐标系。通过实验数据分析,标靶球拟合精度满足3 mm最大允许误差,点云处理速度得到有效提升,验证了特征识别方法的准确性和高效性。最后通过坐标系转换估计出探测车的位姿矩阵信息。

关键词: 激光扫描;点云分割;特征识别;位姿提取

中图分类号: TP391 **文献标识码:** B **国家标准学科分类代码:** 510.4020

Target pose measurement based on matching of 3D laser scanning point cloud

Zhu Xiaoqiang Chen Qi

(School of Communication and Information Engineering, Shanghai University, Shanghai 200444, China)

Abstract: Landing exploration of extraterrestrial objects is an important form and method of deep space exploration in China. To extract the pose of the probe rover in the ground exploration simulation training system, an approach of combining laser scanner and target ball is proposed to fit the position and attitude data of the rover, and the ground simulation training system is established. First of all, the laser scanning data is preprocessed to remove the outliers of the point cloud, and then the appropriate parameters are selected for resampling the data. The point cloud is segmented using the improved region growth method based on classification, a set of prespecified number of points are adopted to fit multiple target spheres and a local coordinate system is established. Through the analysis of the experimental data, the fitting accuracy of the target sphere meets the maximum allowable error of 3 mm, and the point cloud processing speed is effectively improved, which verifies the accuracy and efficiency of the feature recognition method. Finally, the position and the attitude matrix of the rover is obtained through coordinate transformation to calibrate the camera accuracy.

Keywords: laser scanning; point cloud segmentation; feature recognition; pose extraction

0 引言

小行星探测是当今深空探测主要的研究课题之一,对研究地球上的生物起源有重要指导意义,其稀缺物质资源可能成为未来开发和利用的宝库。为了实现地外天体的表面详尽勘测,探测器需进行着陆、采样、返回等活动^[1]。在采样的过程中,派出的探测车面临诸多挑战,如环境感知、导航定位、路径规划等。面对以上挑战,需要在任务前期通过地面模拟训练系统,充分对遥操作人员进行全面、系统地

培训,确保人员熟练应对各种复杂飞控情况,进行精准操作。其中,探测车在世界坐标系场景下的位姿信息的解算是地面模拟训练系统中的关键步骤,同时解算的精度决定了地面模拟系统的有效性。

解算物体位姿信息关键在于定位物体上的标靶物,常见的室内三维定位技术有红外线(infra-red)定位、超声波定位、蓝牙定位、可见光定位、视觉定位和激光雷达(laser-radar)定位等。红外线定位^[2]系统由红外线发送器、光学传感器组成,其定位精度高,但穿透性差,受温度、光照、灯

收稿日期:2021-11-10

* 基金项目:国家自然科学基金青年基金(61402277)项目资助

光等外界因素影响,信号衰减速度快,传输速度慢。超声波定位系统^[3]由 1 个主测距器与若干个应答器组成,其实现较容易,精度可达厘米级别,但传播速度低,精度受视距影响,且需要部署硬件环境。蓝牙定位技术^[4]具有体积小、功耗低、易集成、距离短和信号不受视距影响等优点,但在复杂环境下容易受噪声信号干扰。可见光定位系统^[5]是基于室内常见的白光发光二极管来实现定位,其设备部署简单,定位成本低,但由于可见光无法穿透不透明物体,所以信号只能在视距范围传播。视觉定位技术中比较常见的是双目视觉定位系统^[6],其模仿人的双目能够测量或感知目标的深度等尺寸信息,在不同位置拍摄两幅图像进行特征匹配计算视差,然后根据三角测量原理完成距离测量。相对于上述定位技术使用的传感器,视觉定位具有辨识目标的能力,对硬件条件比较宽松,但对作业环境的采光要求较高,光线较暗时会影响定位的精度。三维激光雷达扫描作为一种先进的全自动、高精度、立体扫描技术,其定位系统^[7]由发射器组成,将发射信号和接受信号进行比较、处理、计算,获得目标物的距离、高度、方位、位姿、速度、形状等参数,这些信息组成点云可绘制成 3D 环境地图,精度可达厘米甚至毫米级别,其优点是快捷、方便、准确、动态、实时、全数字化、高精度、测量方式快速、高效、抗干扰性强、体积小和获取信息丰富。针对室内大范围地面模拟系统暗光的条件下,红外线、超声波以及可见光定位技术并不适用于此环境,蓝牙定位技术也容易受到其他噪声信号的干扰,采用激光扫描仪代替双目视觉系统的相机不仅能提高系统的环境适应性,还能提高精度。

为了精确解算出探测车在模拟系统下的位姿信息,本文在激光扫描的技术上,充分分析了将激光扫描技术和点云处理技术应用于空间中运动物体位姿信息提取的可行性,并提出了一套数据处理流程。该方法通过扫描仪快速获取高精度点云数据,针对处理大量点云数据速度较慢的问题,提出了一种基于分类改进的区域增长算法减少分割结果集数量,然后采用随机采样一致性识别算法拟合标靶球建立局部坐标系,最后通过坐标系转换解算出物体的位姿信息。在满足误差要求的基础上,最终达到了精确解算地面探测模拟系统中探测车位姿信息的目的。

1 地面模拟训练系统的建立

地面探测模拟系统如图 1 所示。本文选用 FARO 公司的 Focus S70 型号激光扫描仪完成地形数据的采集,该型号适合短、中、长距离应用场景,垂直视野范围为 300° ,水平视野范围在 360° ,具有自动校准补偿功能,获取的数据点间隔误差保持在 $\pm 2\text{ mm}$ 范围内,满足精度需求。激光扫描仪将获取的数据通过 IP 地址通信传递给自研的软件系统进行显示,根据位姿提取算法解算出探测车的位姿信息。

激光扫描仪相较于传统通过摄像机标定中的位姿提取方法^[8],数据获取速度快,精度高。基于激光三角法测距

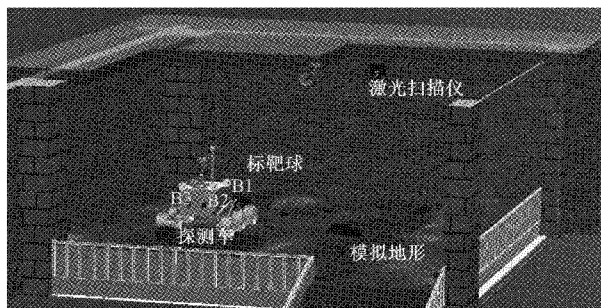


图 1 地面探测模拟系统

原理^[9]是以半导体激光器作光源,使其产生的光束照射被测表面,经表面散射后,用面阵 CCD 摄像机接收,光点在 CCD 像平面上的位置将反映出表面在法线方向上的变化,激光三角法测距原理如图 2 所示。

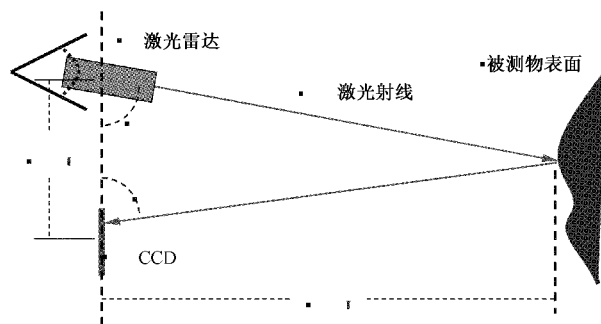


图 2 激光三角法测距原理

探测车上的 3 个标靶球用于定位小车的位置,且分别按距离固定在小车矩形平台端点处,建立局部坐标系。扫描仪固定在天花板上,以扫描仪自身坐标系为世界坐标系。

在完成地面模拟训练系统的搭建工作后,进行激光扫描获取数据,提出位姿提取算法,包括激光扫描数据的预处理、点云数据的分割^[10-12]、标靶球的识别^[13-17],最后利用坐标系转换计算出探测车的位姿信息。

2 位姿提取算法

2.1 点云数据的预处理

激光扫描数据的预处理包括去除点云的离群点以及对点云数据的下采样。激光扫描通常会生成不同点密度的点云数据集,在测量误差时会导致稀疏的异常值,从而进一步破坏结果。这使得局部点云特征的估计变得复杂,例如表面法线或曲率变化,导致错误值。原始点云如图 3 所示,包含 851 374 个点。本文基于点数据到近邻的距离分布移除稀疏异常值,结果如图 4 所示,包含 795 985 个点。

对于 $6\text{ m} \times 7\text{ m}$ 面积的室内场景,点间隔在 $\pm 2\text{ mm}$ 的激光扫描仪获取的点云数据量可达 200 万个点。为了提高处理数据的效率,本文基于曲率进行下采样。算法流程如下:

1) 计算每个点的 k 邻域,然后计算点到邻域点的法线

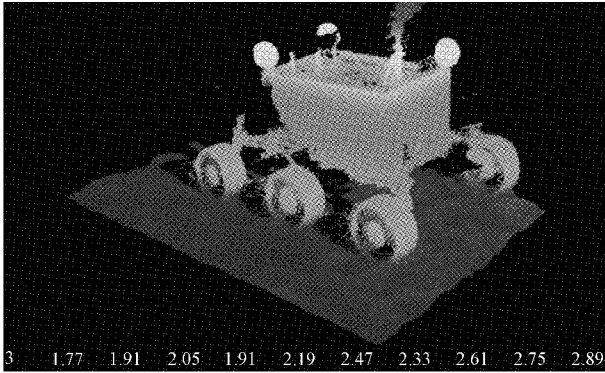


图3 原始点云

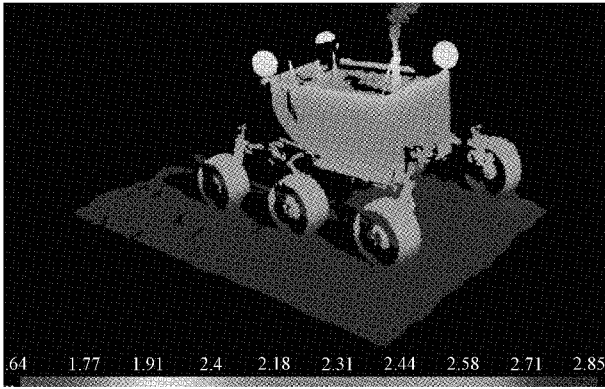


图4 离群点去除结果

夹角值,曲率越大的位置,夹角值越大。

2) 设置一个角度阈值,例如 5° , 点的邻域夹角值大于这个阈值的点被认为是特征明显的区域,其余的为不明显区域。

3) 均匀采样特征明显区域和不明显区域,采样数分别为 $S * (1 - U)$ 和 $S * U$ 。 S 为目标采样数, U 为采样均匀性。

下采样的结果如图5所示,包含 96 073 个点。由于标靶球的几何特征很明显,所以利用该下采样方法可以保留标靶球周围更多的采样点,且具有计算效率高、采样点局部分布均匀、采样结果抗噪性更强等优点。

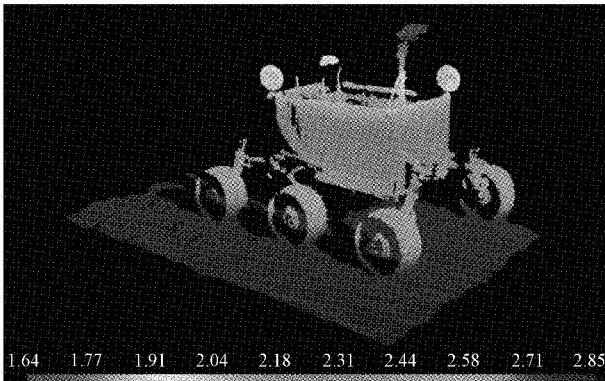


图5 点云下采样结果

2.2 点云分割

对预处理后的点云直接采用随机采样一致性(RANSAC)算法进行标靶球特征识别效率较低,且寻找合适的阈值要求较高。本文采用基于分类改进的区域增长法对激光点云数据进行分割,算法整体思想是合并平滑约束方面足够接近的点,核心是基于两点法线之间的角度和曲率的比较。传统算法根据不规则三角网的区域增长法,通过不同数据类型邻接部分的高程突变来实现判断,但在对点云数据进行数据重采样的过程中,容易造成数据精度的丢失。所以,首先基于点云的高度值将点云数据进行区域分类,分为地形点和非地形点两部分,然后从非地形点集实行基于离散点的区域增长法来提取标靶球表面点云数据。

输入原始点云 $\{P\}$ 、点法线 $\{N\}$ 、点曲率 $\{c\}$ 、查找近邻点的函数 $\Omega(\cdot)$ 、曲率阈值 c_{th} 和角度阈值 θ_{th} 。输出分割后的点云簇集,其中每个点簇被认为是同一光滑表面的一部分。首先要初始化分割后得到的点云簇集和集合 $R \leftarrow \phi$ 和需要满足条件的可用点云集合 $\{A\} \leftarrow \{1, \dots, |P|\}$ 。算法1步骤如下。

算法1 区域增长算法

1. 当 $\{A\}$ 不为空:
2. 当前区域 $R_c \leftarrow \phi$
3. 当前种子点序列 $S_c \leftarrow \phi$
4. 从 $\{A\}$ 中找出最小曲率的点 $\{A\} \rightarrow P_{min}$
5. $\{S_c\} \leftarrow \{S_c\} \cup P_{min}$
6. $\{R_c\} \leftarrow \{R_c\} \cup P_{min}$
7. $\{A\} \leftarrow \{A\} \setminus P_{min}$
8. 从 $i = 0$ 遍历 S_c
9. 找到当前种子点的邻域点集 $\{B_i\} \leftarrow \Omega(S_c\{i\})$
10. 从 $j = 0$ 遍历 B_i
11. 当前邻域点 $P_j \leftarrow B_i\{j\}$
12. 如 $\{A\}$ 包含 P_j 且 $(|N\{S_c\{i\}\}, N\{S_c\{j\}\}|) < \theta_{th}$
13. 则
14. $\{R_c\} \leftarrow \{R_c\} \cup P_j$
15. $\{A\} \leftarrow \{A\} \setminus P_j$
16. 如 $c\{P_j\} < c_{th}$ 则
17. $\{S_c\} \leftarrow \{S_c\} \cup P_j$
18. 结束判断
19. 结束判断
20. 结束循环
21. 结束循环
22. 将当前区域添加到全局分割集合 $\{R\} \leftarrow \{R\} \cup \{R_c\}$
23. 结束
24. 返回 $\{R\}$

采用 KdTree 数据结构加速算法速度,设置平滑阈值为 5° ,曲率阈值为 0.07,查找近邻点的数量为 20。由于本文采用的标靶球获得的点云数据通过预处理后大概在 100~1 000 之间,所以设置最小点簇数量为 100,最大点簇数量为 1 000,最终区域分割结果如图 6 所示,包含 12 个点簇。

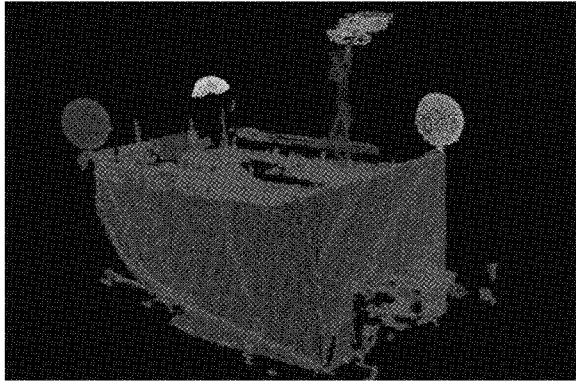


图 6 区域分割点云

从结果来看,改进的区域增长法将目标点云与地形点云分离,可以很好地分割出标靶球表面点云数据,但是还有一部分干扰点云,因此需要对点云做进一步处理。

2.3 球面拟合

由 2.2 节可得分割后的点簇集合,针对每一个点簇进行球面拟合。本文采用 RANSAC 算法^[18-20]对标靶球进行拟合,该算法是以一种迭代的方法来从一系列包含离异值的数据中计算数学模型参数的方法。相较于简单的最小二乘法不能找到适应于局内点模型的缺点,其优点在于能得出一个仅仅用局内点计算出模型,并且概率足够高。算法 2 步骤如下。

算法 2 RANSAC 算法

输入:观测数据和球面模型

输出:适用于球面模型的最优参数

1. 考虑 1 个最小抽样集的势为 n 的模型(n 为初始化模型参数所需的最小样本数)和 1 个样本集 P ,集合 P 的样本数大于 n ,从 P 中随机抽取包含 n 个样本的 P 的子集 S 初始化模型 M 。
2. 余集 $S_c = P/S$ 中与模型 M 的误差小于某一设定阈值 l 的样本集以及 S 构成 S^* 。其中 S^* 认为是内点集,它们构成一致集合。
3. 若集合 S^* 样本数大于等于 N ,认为得到正确的模型参数,并对集合 S^* 采用最小二乘等方法重新计算新的模型 M^* ,重新随机抽取新的 S ,重复以上过程。
4. 在完成一定的抽样次数后,若未找到一致集合则算法失败,否则选取抽样后得到的最大一致集合判断内外点,算法结束。

如图 7 所示,拟合结果点云中只包含标靶球数据,且球表面点云识别覆盖率较高,说明该拟合算法的有效性。

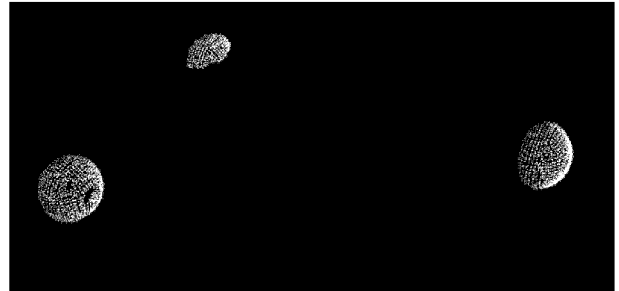


图 7 标靶球拟合结果

2.4 坐标系转换

设 2.3 节中拟合出的 3 个标靶球分别为 B_1, B_2, B_3 ,它们同时具有扫描仪全局坐标系 $O_1 - X_1Y_1Z_1$ 和局部坐标系 $O_2 - X_2Y_2Z_2$ (由标靶球形成的直角三角形确定)下的测量坐标。先由 B_1, B_2, B_3 点构成的三角形,取其重心 Q ,在 Q 点沿 B_1, B_2, B_3 所在平面法线方向取一点 B_4 ,使 Q 点和 B_4 点的距离为 1,如图 8 所示。

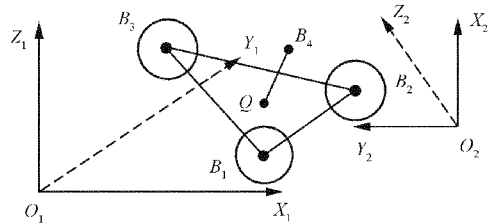


图 8 坐标系转换示意图

计算出 B_1, B_2, B_3 所在平面法线矢量,设为 B_1, B_2, B_3 。由 Q 和 B_4 距离为 1 可以求得 B_4 点分别在坐标系 $O_1 - X_1Y_1Z_1$ 和 $O_2 - X_2Y_2Z_2$ 下的坐标。将 B_1, B_2, B_3 的坐标分别减去 B_4 点的坐标,实际上相当于将坐标系 $O_1 - X_1Y_1Z_1$ 和 $O_2 - X_2Y_2Z_2$ 均平移到 B_4 点上,现分别以 $O'_1 - X'_1Y'_1Z'_1$ 和 $O'_2 - X'_2Y'_2Z'_2$ 表示对应的两个新的坐标系。

由于只进行了平移, $O'_1 - X'_1Y'_1Z'_1$ 和 $O'_2 - X'_2Y'_2Z'_2$ 两个坐标系旋转矩阵和 $O_1 - X_1Y_1Z_1$ 和 $O_2 - X_2Y_2Z_2$ 相同,所以只需求解两个新坐标系之间的旋转矩阵。 B_1, B_2, B_3 平移后在 $O'_1 - X'_1Y'_1Z'_1$ 下的坐标如式(1)所示。

$$\begin{cases} X'_{11} = X_{11} - X_{41} \\ Y'_{11} = Y_{11} - Y_{41} \\ Z'_{11} = Z_{11} - Z_{41} \end{cases}, \begin{cases} X'_{21} = X_{21} - X_{41} \\ Y'_{21} = Y_{21} - Y_{41} \\ Z'_{21} = Z_{21} - Z_{41} \end{cases}, \begin{cases} X'_{31} = X_{31} - X_{41} \\ Y'_{31} = Y_{31} - Y_{41} \\ Z'_{31} = Z_{31} - Z_{41} \end{cases} \quad (1)$$

在 $O'_2 - X'_2Y'_2Z'_2$ 坐标系下的坐标如式(2)所示。

$$\begin{cases} X'_{12} = X_{12} - X_{42} \\ Y'_{12} = Y_{12} - Y_{42} \\ Z'_{12} = Z_{12} - Z_{42} \end{cases}, \begin{cases} X'_{22} = X_{22} - X_{42} \\ Y'_{22} = Y_{22} - Y_{42} \\ Z'_{22} = Z_{22} - Z_{42} \end{cases}, \begin{cases} X'_{32} = X_{32} - X_{42} \\ Y'_{32} = Y_{32} - Y_{42} \\ Z'_{32} = Z_{32} - Z_{42} \end{cases} \quad (2)$$

由于两个坐标系的平移量为0,则:

$$\begin{bmatrix} X'_{11} & X'_{21} & X'_{31} \\ Y'_{11} & Y'_{21} & Y'_{31} \\ Z'_{11} & Z'_{21} & Z'_{31} \end{bmatrix} = k\mathbf{R} \begin{bmatrix} X'_{12} & X'_{22} & X'_{32} \\ Y'_{12} & Y'_{22} & Y'_{32} \\ Z'_{12} & Z'_{22} & Z'_{32} \end{bmatrix} \quad (3)$$

由于 B_1, B_2, B_3, B_4 点不共面,且任意3个不共线,则旋转矩阵 \mathbf{R} 如式(4)所示。

$$\mathbf{R} = \frac{1}{k} \begin{bmatrix} X'_{11} & X'_{21} & X'_{31} \\ Y'_{11} & Y'_{21} & Y'_{31} \\ Z'_{11} & Z'_{21} & Z'_{31} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X'_{12} & X'_{22} & X'_{32} \\ Y'_{12} & Y'_{22} & Y'_{32} \\ Z'_{12} & Z'_{22} & Z'_{32} \end{bmatrix}^{-1} \quad (4)$$

式(4)中可以计算出旋转参数 ω, κ, φ 和 \mathbf{R} ,代入式(5)中可以计算得到平移参数 \mathbf{T} :

$$\mathbf{T} = \begin{bmatrix} X_0 \\ Y_0 \\ Z_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_{i1} \\ Y_{i1} \\ Z_{i1} \end{bmatrix} - k\mathbf{R} \begin{bmatrix} X_{i2} \\ Y_{i2} \\ Z_{i2} \end{bmatrix} \quad (5)$$

3 实验分析

地面模拟训练系统的目的是计算出探测车在模拟环境下的位姿,以便操作人员对探测车进行路径规划、姿态调整等精准操作,保证计算结果的精确性至关重要,其中位姿精度取决于物体定位的精度。

室内实验场景为 $6\text{ m} \times 7\text{ m}$ 的坑洼沙地,整体处于暗光甚至无光状态,模拟了行星复杂环境。激光扫描仪对模拟场景进行范围扫描,在探测车上设置了3个半径规格为 7.25 cm 的 FARO 标准标靶球用于标定位置,假设分别为 A, B, C ,在探测车上的二维分布情况如图9所示。

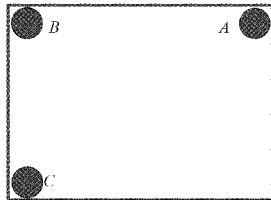


图9 标靶球分布示意图

其中, AB 的实际距离为 0.825 m , BC 的实际距离为 0.520 m ,且 AB 垂直于 BC ,因此为验证系统识别标靶球算法的精确性,需要对比标靶球的半径、固定标靶球之间的距离等数据。

根据上述点云数据处理流程,计算得到标靶球的球心坐标、拟合半径以及半径误差结果如表1所示。篇幅有限,此处只列出扫描两次识别3个标靶球的结果。

对应计算出 AB, BC 的距离并将其与实际距离进行对比作误差分析,如表2所示,为了验证该数据处理流程的稳定性,并做了更多实验进行误差分析。

由上述实验结果可知,拟合的标靶球半径误差最大值为 1.38 mm ,均值误差为 0.72 mm ; AB 距离误差最大值为 1.60 mm ,均值误差为 0.52 mm ; BC 距离误差最大值为 2.80 mm ,均值误差为 1.00 mm ;均在允许的最大误差 3 mm 内;故验证了系统识别标靶球算法的精确度。

表1 球心和半径拟合及误差

标靶球	X/ m	Y/ m	Z/ m	拟合 半径/cm	半径 误差/cm
A_1	-5.720 2	-1.460 4	1.984 3	7.356 07	0.106
B_1	-4.894 0	-1.477 5	1.984 0	7.386 69	0.136
C_1	-5.731 8	-1.974 8	1.973 9	7.214 24	-0.036
A_2	-4.123 9	-1.932 7	1.944 1	7.330 50	0.008
B_2	-4.949 8	-1.951 0	1.965 2	7.258 67	0.008
C_2	-4.959 7	-1.436 1	1.968 3	7.388 41	0.138

表2 距离拟合及误差

实验编号	AB/m	误差/cm	BC/m	误差/cm
1	0.826 4	0.140	0.517 5	-0.250
2	0.826 4	0.140	0.517 4	-0.260
3	0.826 1	0.110	0.522 3	0.230
4	0.824 0	-0.100	0.517 8	-0.220
5	0.826 6	0.160	0.522 8	0.280
6	0.824 0	-0.100	0.517 7	-0.230

针对大范围高精度点云的处理,在保证结果精度的同时还需要保证其处理速度的高效性。对比了传统区域增长法(M_1)和本文基于分类改进的区域增长法(M_2)处理点云数据所需时间,如表3所示。

表3 点云处理时间

实验编号	点数量/万	M_1 /s	M_2 /s	提升/倍
1	711.65	41.965	2.628	15.97
2	711.49	41.282	2.537	16.27
3	951.18	54.716	3.443	15.89
4	951.24	56.755	3.523	16.11
5	2 143.54	101.180	6.265	16.15
6	2 143.40	101.001	6.332	15.95

由上述实验结果可知,当扫描仪范围的扩大,点云数量不断增加,系统处理点云的时间也依次递增。相较于直接使用传统的区域增长法进行点云分割,本文提出的基于分类改进的区域增长法可以有效地降低点云处理时间,速度提升大约为16倍,其处理速度的高效性得到验证。

通过对实验数据的分析可知,本文系统能够精确快速地拟合大场景点云中靶球信息,从而建立局部坐标系进行坐标系转换估计探测车在世界坐标系中的位姿矩阵 \mathbf{H} :

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} 0.997\ 846 & 0.001\ 282 & 0.063\ 663 & -0.178\ 152 \\ 0.001\ 719 & 0.998\ 766 & -0.017\ 057 & 0.132\ 089 \\ -0.063\ 653 & 0.047\ 071 & 0.996\ 737 & -0.437\ 022 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

4 结 论

为训练人员精确的操作探测车进行模拟实验,需解算

探测车在空间中的位姿数据,进而转换为室内三维定位问题。本文在激光扫描仪获取数据的基础上,提出了使用标靶球标定来解算目标位姿信息的方法,并建立地面模拟训练系统。首先对点云数据进行预处理,然后提出一种基于分类改进的区域增长法对预处理后的点云进行区域分割,得到指定点云数量范围且包含目标标靶球的点簇集合。接着利用 RANSAC 算法对每个点簇进行特征识别,拟合出标靶球的球心坐标并作了对比实验进行误差分析,最后利用 3 个标靶球建立局部坐标系进行坐标系的转换解算出探测车在空间中的位姿矩阵信息。

相较于现有的室内三维定位技术,在暗光或无光环境下,激光扫描仪具有测量方式快、获取数据精度高、抗干扰能力强、体积小等优点;与点云处理技术相结合,提出改进的点云分割方法可精确高效地获取并分析点云数据。本文提出的方法稍作改进可应用于工业、室外大型文物等场景中多个点云集的配准,同样利用标靶球进行标定位置。为更好地完善地面模拟训练系统,下一步工作可在构建三维地图网格模型方面进行扩展,并构建探测车在三维空间中的位姿大场景高效实时可视化。

参考文献

- [1] 王立武,戈嗣诚,蒋万松. 小天体探测器着陆附着技术研究[J]. 航天返回与遥感,2019,40(3):14-23.
- [2] 周含,李兵,陈俊婷,等. 基于红外定位系统三维超声的研究[J]. 生物医学工程与临床,2016,20(2):123-126.
- [3] 陈乐鹏,谭晓东,曹江浩,等. 超声波定位系统智能跟随小车设计[J]. 科技创新与应用,2019(35):24-26.
- [4] 陈伟. 蓝牙定位技术的探讨及测试[J]. 国外电子测量技术,2020,39(10):143-146.
- [5] 董文杰,王旭东,吴楠,等. 基于 LED 光强的室内可见光定位系统的实现[J]. 光通信技术,2017(3):12-15.
- [6] 高如新,朱烜甫. 基于 ORB 算法的双目视觉定位[J]. 电子测量技术,2017,40(4):142-145.
- [7] 刘今越,唐旭,贾晓辉,等. 基于面元的机器人三维激光雷达室内实时定位和建图方法[J]. 仪器仪表学报,2020(7):99-106.
- [8] 柴钰,许继科. 基于机器视觉的目标识别与定位系统[J]. 计算机工程与设计,2019,40(12):3557-3562.
- [9] 金诗韵,盛建平,关崇山. 基于三角测距法的激光打标机光学系统条件[J]. 工业控制计算机,2019,32(3):88-90.
- [10] 郭保青,余祖俊,张楠,等. 铁路场景三维点云分割与分类识别算法[J]. 仪器仪表学报,2017,38(9):2103-2111.
- [11] 叶一飞,王建中. 基于点云的复杂环境下楼梯区域识别[J]. 电子测量与仪器学报,2020,34(4):124-133.
- [12] 赵佳琦,周勇,何欣,等. 基于深度学习的点云分割研究进展分析[J]. 电子与信息学报,2021,44:1-15.
- [13] 权力奥,杨荣华,潘蕾西兰,等. 基于球体几何关系的球靶特征提取算法[J]. 大地测量与地球动力学,2017,37(8):860-863.
- [14] 张大富,赵雪莹,刘科利,等. 基于球面拟合法评定三维激光扫描点云测量精度[J]. 山东理工大学学报(自然科学版),2019,33(6):46-49.
- [15] 张东. 点云数据中球面点的自动提取[J]. 测绘,2014,37(3):103-104.
- [16] 刘书桂,宋宣晓,韩振华. 球形靶标中心成像点的高精度定位[J]. 光学精密工程,2016,24(8):1861-1870.
- [17] 徐辛超,徐爱功,于丹. 地面三维激光扫描点云拼接影响因素分析[J]. 测绘通报,2017(2):14-18.
- [18] 丁鸽,燕立爽,彭健,等. 基于 RANSAC 算法的隧道点云横断面提取[J]. 测绘通报,2021(9):120-123.
- [19] 雷志秋,张同刚,刘晓华,等. 盾构隧道点云典型要素分割[J]. 测绘科学技术学报,2018,35(4):395-399.
- [20] 李云帆,谭德宝,刘瑞,等. 顾及建筑物屋顶结构的改进 RANSAC 点云分割算法[J]. 国土资源遥感,2017,29(4):20-25.

作者简介

朱晓强,工学博士,副教授,主要研究方向为计算机图形学、虚拟现实与大数据交互、大规模点云城市建设、图像处理与识别等。

E-mail:xqzhu@shu.edu.cn

陈琦,硕士,主要研究方向为计算机图形学、点云处理。

E-mail:1037110246@qq.com