光电技术及应用

DOI：10.16818/j.issn1001－5868.2021110403

基于点云配准的多固态激光雷达标定算法

何彦兵[1]，叶　宾[1,2*]，李会军[1,2]，周欣怡[1]

（1. 中国矿业大学 信息与控制工程学院，江苏 徐州 221116；
2. 地下空间智能控制教育部工程研究中心，江苏 徐州 221116）

摘　要： 针对多个固态激光雷达协同工作时，需要准确地进行外参标定的实际需求，提出一种基于点云配准的多固态激光雷达自动标定算法。该标定算法由标定物分割、初始配准和精确配准三个阶段构成。在标定物分割阶段，首先通过叠加多帧非重复扫描数据制作标定点云，再使用半径滤波和体素下采样滤波分割出纹理特征明显的目标点云。在初始配准阶段，使用 3D-HARRIS 算法提取关键点，并使用方向直方图（SHOT）特征描述子进行特征描述，然后匹配对应点并使用采样一致算法完成初始配准；在精配准阶段使用迭代最近邻（ICP）算法进行精确配准，从而获得精确的外参标定效果。在 Bunny 兔数据集和现场获得的数据上进行实验，结果表明，当保证配准平均误差小于 1 mm 的前提下，所提出算法的性能优于多种现有算法。

关键词： 外参标定；点云配准；固态激光雷达；描述子

中图分类号： TP391.9　**文章编号：** 1001－5868(2022)01－0195－06

Calibration Algorithm of Multi Solid-state Lidar Based on Pointcloud Registration

HE Yanbing[1], YE Bin[1,2], LI Huijun[1,2], ZHOU Xinyi[1]

(1. School of Information and Control Engin., China University of Mining and Technol., Xuzhou 221116, CHN; 2. Engineering Research Center of Intelligent Control for Underground Space of the Ministry of Education, Xuzhou 221116, CHN)

Abstract: Aiming at the practical requirement of accurately calibrating external parameters of multiple solid-state lidars, a multi-solid-state lidar automatic calibration algorithm based on point cloud registration is proposed. The calibration algorithm consists of three stages: calibration object segmentation, initial registration and precise registration. In the target segmentation stage, a calibration point cloud is made by superimposing multiple frames of non-repetitive scan data, and then radius filtering and voxel down-sampling filtering are used to segment the target point cloud with obvious texture characteristics. In the initial registration stage, key points are extracted by 3D-HARRIS algorithm, and then key points are described by the signature of histogram of orientation (SHOT) feature descriptor, then the sampling consensus algorithm is performed to calculate the corresponding points and complete the initial registration. In the fine registration stage, the iterative closest point (ICP) algorithm performs precise registration to obtain precise external parameter calibration effects. Experiments are conducted on the Bunny rabbit dataset and the data obtained on site. The results show that the performance of the proposed algorithm is better than many existing algorithms under the premise that the average registration error is less than 1 mm.

Key words: external parameter calibration; point cloud registration; solid-state LiDAR; descriptor

收稿日期：2021－11－04.
基金项目：国家重点研发计划项目(2020YFB1314102).
* **通信作者：**叶　宾　**E-mail:** yebin@cumt.edu.cn

0 引言

固态激光雷达具有分辨率高、价格低、体积小等一系列优点，已逐渐应用到障碍物检测[1]、机器人同时定位与建图[2]、电力巡检[3]、三维重建[4]等多个技术领域。单个固态激光雷达视角狭窄(通常为 80°以下的锥形或扇形视场)，难以保证无人装备的安全运行。为了克服固态激光雷达视场较小的缺点，通常采用多个固态激光雷达组合的方式实现宽视场角的感知。然而，多个固态激光雷达分布在不同位置，各自的坐标系不一致，而雷达数据通常需要放在同一坐标系下处理，因此固态激光雷达的外参标定成为必不可少的一步，标定的准确性直接影响到后续数据处理的准确性。

对于多个激光雷达之间的外参标定，解决方案通常分为基于特定参照物和基于运动两种[5]。前者指利用传感器周围环境内的点、线、面等特征信息作为参照物解算多个传感器之间的姿态偏差，这种方案解决的问题被归类到配准问题，该问题的难点在于不同激光雷达数据在同一参照物上对应关系的求解；后者则不用基于特定的参照物，转而利用运动信息进行传感器的外参标定，这种方案解决的问题被归类于手眼标定问题[6]，手眼标定方案的难点在于偏移量的准确获取。

基于上述两种解决方案的思路，陈健武等[7]利用静态标定靶的扫描数据计算数学模型，得到两个二维激光雷达的相对位姿关系。孙凯[8]提出了一种结合采样一致性算法和改进遗传算法的低线数雷达的标定方法，该方法先利用采样一致性算法拟合多个平面再使用改进遗传算法优化计算过程，但是该算法对平面拟合精度要求较高，滤波参数选择较主观，对标定结果影响较大。百度 Apollo 团队[9]利用组合导航系统(GNSS)辅助测量进行外参标定，已经应用于自动驾驶车辆的外参标定，但是该算法需要使用额外的传感器，且价格昂贵。Jiao 等[5]首先进行运动估计从而利用手眼标定的思想获取初始标定结果，再使用点到平面距离的方法优化初始标定结果，但是该方案需要准确的运动估计，加大了工作量。Gong 等[10]利用几何一致性假设(即假设不同雷达扫描的局部三维模型一致)，先使用基准雷达建立点云地图，再使用 ICP 算法在建好的地图上对其他雷达进行配准完成外参标定取得较好的标定效果，该方案可用于多固态激光雷达的标定，但是严重依赖给定的初始位姿。除此以外，近年来车企通过制作专门的标定间的方案解决标定问题，这需要使用大量高精度专业测量设备，成本较高。

针对上述算法中的问题，本文提出一种高效的点云配准算法进行固态激光雷达间的标定，该方法不需要制作特定的标定靶，也不需要额外的传感器就可以获得较好的标定效果。该方法融合了 3D-HARRIS 关键点检测算法与方向直方图签名(SHOT)特征描述子算法进行特征描述，然后通过采样一致性算法粗配准获得初始位姿，解决了初始位姿获取问题。最后通过精配准获取精确的位姿变换结果，从而获得了较好的标定效果。

1 标定算法整体流程

本文提出的固态激光雷达标定算法整体流程如图 1 所示。首先分别将两个固态激光雷达静止放置在待标定位置处，录制 3 s 左右的点云数据，得到源点云 P 和目标点云 Q。然后对点云 P 和 Q 进行标定物分割，分别提取 3D-HARRIS 关键点，得到两个关键点集 $\overline{P}$ 和 $\overline{Q}$：

$$\overline{P}=\{p_i(x_i,y_i,z_i)\mid i=1,2,\cdots,m\} \quad (1)$$

$$\overline{Q}=\{q_j(x_j,y_j,z_j)\mid j=1,2,\cdots,n\} \quad (2)$$

其中，m 和 n 分别为从源点云 P 和目标点云 Q 提取的关键点数目，(x_i,y_i,z_i) 表示点云中某一点的坐标。

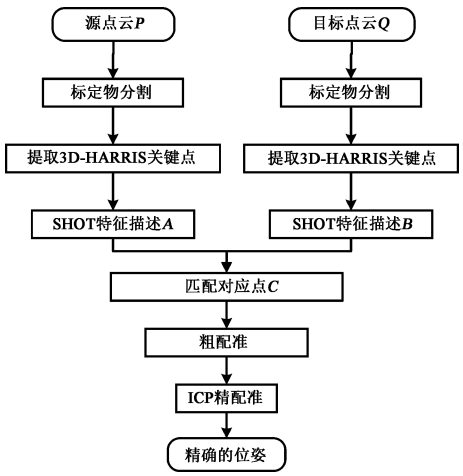


图 1 固态激光雷达标定算法流程图

随后对两个关键点集合均使用 SHOT 算法进行特征描述得到特征向量集合：

$$\boldsymbol{A}=\{\boldsymbol{a}_i=(x_1,x_2,\cdots,x_{352})^{\mathrm{T}}\mid i=1,2,\cdots,m\} \quad (3)$$

$$\boldsymbol{B}=\{\boldsymbol{b}_j=(y_1,y_2,\cdots,y_{352})^{\mathrm{T}}\mid j=1,2,\cdots,n\} \tag{4}$$

其中，m，n 为获得的特征向量的个数（特征向量和关键点一一对应），x_i 和 y_i 分别表示向量每一维的值。

获得特征向量集合后，使用双向搜索匹配对应点对，获得对应点对集合：

$$C=\{c_k=\{\boldsymbol{a}_s,\boldsymbol{b}_t\}\mid \boldsymbol{a}_s\in A,\boldsymbol{b}_t\in B,k=1,2,\cdots,k\} \tag{5}$$

其中，k 为匹配的对应点对数，s，t 分别表示两特征向量集合中的某一特征向量。

然后根据对应点集合，计算初始位姿获得旋转矩阵 $\boldsymbol{R}_1$ 和平移向量 $\boldsymbol{T}_1$。使用初始位姿对分割目标进行位姿变换后经过 ICP 算法获得精配准阶段的旋转矩阵 $\boldsymbol{R}_2$ 和平移向量 $\boldsymbol{T}_2$。

经过上面的步骤，最终使用式(1)计算得到标定值 $\boldsymbol{R}$ 和 $\boldsymbol{T}$：

$$\begin{cases}\boldsymbol{R}=\boldsymbol{R}_2\times\boldsymbol{R}_1\\ \boldsymbol{T}=\boldsymbol{T}_1+\boldsymbol{T}_2\end{cases} \tag{6}$$

2　标定算法原理

2.1　标定物分割

传统的机械式激光雷达由于扫描线束间存在一定夹角，照射到场景内的物体上夹角随着距离增加而被放大，因此无法获得稠密的点云。本文使用的 Livox-Avia 激光雷达采用非重复扫描的方式，使用 3 s 的积分时间就可以获得稠密的点云，采集过程中最好在前向 2 m 左右区域放置一些具有丰富特征（例如角点）的物品，采集后获得源点云 P 和目标点云 Q。

由于点云采集范围较大，获得的稠密点云在不同区域的数据密度不一致，部分较远或者纹理特征不明显区域的数据往往难以描述局部的纹理特征，并且存在大量噪声，不利于后续的关键点检测和描述。为了获得较好的描述效果，同时减少后续处理的点云数据量，先进行滤波处理（例如半径滤波）获取密度大于最小阈值范围的数据，分割出主要标定物，然后使用体素滤波减小标定物的数据量。

2.2　关键点提取和描述

通过对点云 P 和 Q 中每个点使用 KD-tree 进行近邻搜索获得近邻区域的点云，再采用 PCA 主元分析法获取特征值，根据特征值大小建立局部支撑区域的坐标系，从而确定每个点的法线。

获取法线后开始提取关键点。关键点是图像或点云中最稳定的、独特的点，可以通过特定信息来识别（例如曲率、梯度统计信息）。通常，点云中关键点的数量将远小于点云中点的总数，关键点和特征描述子结合使用可用于形成原始数据的紧凑且具有描述性的表示。常用的关键点提取算法有 HARRIS[11]、尺度不变特征变换（SIFT）[12]、内部形状签名（ISS）[13] 等算法。3D-HARRIS 是经典的 HARRIS 图像角点检测算法在 3D 领域的扩展，扩展后算法可以在点云中稳定检测角点，且运算速度快。利用 PCL 库 HarrisKeypoint3D 函数对分割后的标定物进行 3D-HARRIS 关键点的检测，得到 $\bar{P}$ 和 $\bar{Q}$。

获取关键点后使用特征描述子进行描述。方向直方图签名（SHOT）特征描述子为 Samuele[14] 提出的一种 3D 特征描述子。如果按照特征描述子的编码方式，可以把特征描述子分为基于签名和基于直方图统计两类。前者首先利用关键点周围局部支撑区域建立局部坐标系（LRF），然后在该 LRF 下通过空间几何特征编码局部区域内的点云，从而获得有序的特征编码；后者则通过统计局部支撑区域内所有点的统计量（例如曲率、法线角等），并根据统计量大小统计到不同的统计区间内（Bin）。通常基于签名的特征描述子因为使用原始点进行编码其描述性更强，但是如果计算 LRF 或者编码阶段存在噪声会对描述结果造成较大影响。统计直方图则通过抽象不同 Bin 内统计量的个数，使得对于噪声等鲁棒性更强。SHOT 特征描述子综合这两种方法，做到了更好的特征描述。SHOT 特征描述子的计算过程分为以下几步：

(1)计算 LRF。通过 KD-Tree 获取关键点的 K 近邻点，构建协方差矩阵。通过特征值分解或奇异值分解的方式获得 K 近邻点的特征值和特征向量。按照特征值递减的顺序把三个对应的特征向量分别作为 x，y，z 轴。如果直接使用关键点代替质心计算，可以提升计算速度。此外，为了提升 SHOT 特征描述子对于噪点和杂乱场景的鲁棒性，在计算协方差矩阵时给不同距离的点赋予不同的权重。协方差矩阵的计算方法为

$$\boldsymbol{M}=\frac{1}{\sum_{i:d_i\leqslant R}(R-d_i)}\sum_{i:d_i\leqslant R}(R-d_i)(P_i-P)\cdot(P_i-P)^{\mathrm{T}} \tag{7}$$

其中，$\boldsymbol{M}$ 为计算的协方差矩阵结果，R 为邻域半径，i 为邻域内某一点的序号，d_i 为某一点到质心的距离，P_i 为某一点的坐标，P 为质心坐标。

(2)计算特征向量。构建好 LRF 后，将关键点所在球形支撑区域划分为 32 个小区域，经度方向划分 8 次(为了清晰起见，图中仅划分了 4 次)，纬度(即南北半球)方向划分 2 次，径向(即内外球)划分 2 次。划分示意图如图 2[14]。

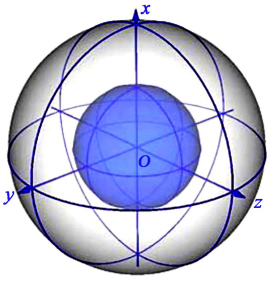


图 2 关键点 SHOT 空间划分示意图

(3)对划分后的每一个小区域，计算其中每一个点和 LRF 的 z 轴夹角，为了向量计算方便直接使用夹角余弦值代替角度。然后进行直方图统计，统计时按照余弦值大小划分了 11 个 bin 区域。因此按照 32 个小区域计算得到特征向量的长度为 $32\times11=352$。SHOT 特征描述子基于局部特征直方图，因此会存在边缘效应，解决的办法就是利用插值法。实际计算每个 bin 区间获得票数并不是直接将计算的余弦值归入某一 bin 区间，而是计算两个相邻 bin 的距离归一化权重，按照权重分配两个 bin 获得票数。

2.3 位姿获取

进行关键点的 SHOT 特征描述后，得到来自两个不同位置 LiDAR 的点云关键点特征描述向量集合，分别表示为源点云描述子集合 $\boldsymbol{A}$ 和目标点云描述子集合 $\boldsymbol{B}$，通过计算两个集合内描述向量间的相似程度就可以找到对应的点。由于两个雷达视野仅为部分重合，仅有部分关键点存在对应关系，可通过双向搜索找到对应关系，同时剔除多余关键点，这也有利于加速算法运算。对应点对匹配后使用采样一致性算法进行初始位姿获取，这两个过程算法的步骤如下：

(1)假设 $\boldsymbol{A}$ 中某一个特征描述子为 $\boldsymbol{a}_i=(x_1,x_2,\cdots,x_{352})^{\mathrm{T}}$，$\boldsymbol{B}$ 中的某一个特征描述子 $\boldsymbol{b}_j=(y_1,y_2,\cdots,y_{352})^{\mathrm{T}}$。

(2)对于任意一个 $\boldsymbol{a}_i$，计算其与每一个 $\boldsymbol{b}_j$ 的相似程度，相似程度的描述公式为两个向量相减取模，即：

$$s=\|\boldsymbol{a}_i-\boldsymbol{b}_i\| \tag{8}$$

若 s 小于设定的阈值，就被确定为对应点。

(3)同步骤(2)。对每一个 $\boldsymbol{b}_j$，计算其与 $\boldsymbol{a}_j$ 的相似程度以获得对应点。判断步骤(2)和(3)中对应点是否一致。如果一致，则加入最终的对应点集合 $\boldsymbol{C}$；单向的对应点则进行剔除。

(4)在 $\boldsymbol{C}$ 中随机选取大于 3 个对应点对，使用 SVD 分解求解源点云和目标点云之间的位姿变换关系 $\boldsymbol{R}_{\mathrm{temp}}$，$\boldsymbol{T}_{\mathrm{temp}}$。

(5)对 $\boldsymbol{C}$ 中剩余的对应点对中的源点云，使用步骤(4)中求取的位姿变换关系进行位姿变换，并计算转换后与目标点的欧式距离，如果距离小于设定的阈值则为内点。

(6)重复步骤(4)和(5)。如果内点数目大于设定的阈值，或者迭代次数达到上限，就停止迭代。由此获得粗配准位姿变换结果 $\boldsymbol{R}_1$ 和 $\boldsymbol{T}_1$。

获取初始位姿之后，两帧点云已经获得了大致的位姿对应关系，为了进一步提高配准精度，通常使用 ICP 进行位姿优化。为了衡量配准结果的准确性，采用误差的衡量标准为最小均方根误差(RMSE)：

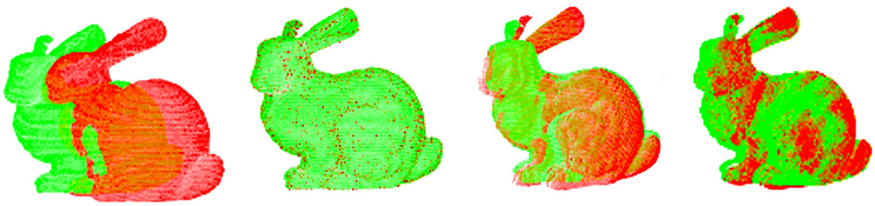
$$RMSE=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{k=1}^{n}(q_k-(\boldsymbol{R}_2p_k+\boldsymbol{T}_2))} \tag{9}$$

其中，q_k 为目标点云，p_k 为源点云，$\boldsymbol{R}_2$ 为旋转矩阵，$\boldsymbol{T}_2$ 为平移向量，k 为近邻搜索某一对应点编号，n 为近邻搜索对应点数。RMSE 越小，误差越小，配准结果越精确，相应的标定结果也越准确。

3 实验及分析

为了验证本文所提算法的效果，本文使用经典的斯坦福大学的 Bunny 兔点云数据和 Livox-Avia 设备获取的点云数据验证算法的可行性，实验平台为 Inter Core i5-9300CPU@2.4 GHz，8 GB 内存 ubuntu 操作系统，开源点云库 PCL1.7。实验结果如图 3 所示。可以看出，原始的两帧点云很稠密，经过 3D-HARRIS 关键点提取后保留了少部分关键点(图 3(b)中的红色点)，提取点的数目足够用于后续配准。计算对应点对后通过采样一致性算法获得了初始位姿(效果如图 3(c))，但是仍然存在一些误差。经过 ICP 算法精确配准后两帧点云几乎完全

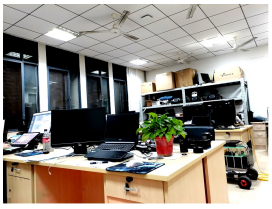
重合，配准误差小于 1 mm，证明了该方法的有效性和准确性。



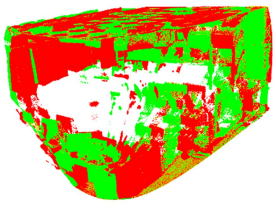
(a) 原始未配准点云　(b) HARRIS 关键点提取效果　(c) 粗配准效果　(d) 精确配准效果

图 3　Bunny 兔实验结果

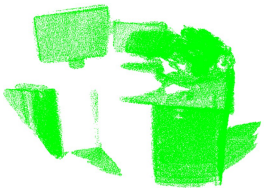
接下来使用 Livox-Avia 激光雷达采集真实点云，进一步验证所提出算法的有效性和高效性。图 4(a)～(g)为实验过程中的图片。



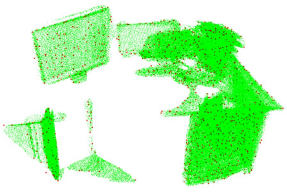
(a) 实验环境实拍



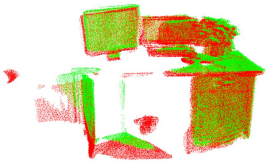
(b) 原始未配准点云



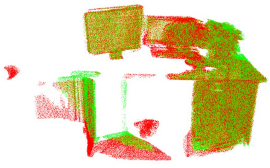
(c) 标定目标分割效果



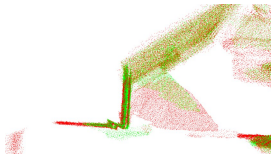
(d) HARRIS 关键点提取效果



(e) 粗配准效果



(f) 精确配准效果



(g) 配准细节

图 4　真实数据实验结果

从图 4(a)可以看出选取的场景为办公室一处区域，不需要进行特别制作标定板等，带来了效率上的提升。实验过程中发现为了获得稳健的关键点，尽量在 1～2 m 范围内布置一些不同形状的物品。图 4(b)为两个 LiDAR 采集所得的原始场景，红色和绿色分别代表了各自的点云数据，两者存在较大差距。首先通过目标分割算法分割出标定区域，如图 4(c)；使用 3D-HARRIS 算法提取了大量的关键点(图 4(d)中红色点)；提取出关键点后，计算对应点，通过采样一致性算法获取初始的位姿就可以获得较好的配准效果，如图 4(e)，从图中可以看出笔记本区域的红色和绿色点云基本重合，但仍有一定误差。经过 ICP 算法获得了较好的配准效果，如图 4(f)。实验发现配准效果一般在直角处更容易观察出偏差，如两者存在偏差，则从多个轴方向都会反映出来。图 4(g)为实验过程中直角处的细节图，配准效果较好。

在点云配准领域，多使用经典的 ICP 算法[15]进行点云配准。ICP 算法存在的初始位姿获取问题，可以利用特征描述子进行粗配准[16]解决。刘雷等[17]使用特征描述子结合 ICP 算法完成配准，取得了较好的配准精度，但是配准速度仍待提高。为了验证本文算法的高效性，对比经典的 ICP 算法和文献[17]中提出的算法，进行多组对比实验取平均值，对比结果如表 1 所示。

表 1　配准算法对比

配准方案	关键点点数	检测总耗时/ms	SHOT 总耗时/ms	检测描述平均耗时/ms	粗配准耗时/ms	对应点对数	ICP 耗时/ms	总耗时/ms	误差/mm
传统 ICP	\	\	\	\	\	\	30 653	30 653	2.435 75
文献[17]	1 941 2 057	4 205 4 665	189 202	2.263 781 556 2.366 067 088	2 071	306	12 965	24 297	0.615 57
本文	1 815 1 882	550 525	215 226	0.421 487 603 0.399 043 571	1 691	260	7 781	10 988	0.612 751

其中文献[17]和本文算法的两行数据分别为源点云和目标点云的处理过程对比。由表 1 可见，仅利用传统 ICP 算法进行配准由于初始位姿缺失，配准时间很长，且可能存在多次迭代后配准失败的情

况，配准误差较大。文献[17]的算法和本文提出的算法均可以做到 1 mm 以内的配准精度，因此侧重在配准精度相同的条件下比较算法的性能。由于提取关键点的数目不同，计算平均的提取和描述时间，对比可见，本文提出算法的速度较文献[17]，耗时有较大幅度下降，验证了本文所提算法的高效性。

4 结论

本文针对多个固态激光雷达联合使用过程中需要标定外参的问题，基于点云配准技术，提出了 HARRIS-SHOT 特征的标定方法，解决了雷达间自动标定的问题。经过 Bunny 数据集实验和实验环境实测，验证了本文所提算法进行固态激光雷达间外参标定的可行性。相比现有标定方案，该方案使用时不需要布置复杂的标定场景，也不需要额外的传感器，且解决了依赖初始位姿的问题。实验结果证明，相较于常用配准算法，本文所提算法的性能有较大幅度提升。

参考文献：

[1] Tan Zhiyuan, Jamdagni Aruna, He Xiangjian, et al. Detection of denial-of-service attacks based on computer vision techniques[J]. IEEE Trans. on Computers, 2015, 64(9): 2519-2533.

[2] Fujimoto S, Hu Z, Chapuis R, et al. ORB-SLAM map initialization improvement using depth[C]// Proc. of IEEE Inter. Conf. on Image Processing (ICIP), 2016: 261-265.

[3] Wu Chen, Song Jingeng, Zhou Hui, et al. Research on intelligent inspection system for HV power transmission lines [C]// Proc. of IEEE Inter. Conf. on High Voltage Engin. and Application (ICHVE), 2020: 1-4.

[4] Sun Zhenyu, Wang Lihui, Liu Liqiang. Three-dimensional reconstruction algorithm based on inverse perspective transformation[C]// Proc. of 2020 Inter. Conf. on Big Data, Artificial Intelligence and Internet of Things Engineering (ICBAIE), 2020: 221-225.

[5] Jiao J, Yu Y, Liao Q, et al. Automatic calibration of multiple 3D LiDARs in urban environments[C]// Proc. of IEEE Inter. Conf. on Intelligent Robots and Systems (IROS), 2020: 3-8.

[6] Horaud R, Dornaika F. Hand-eye calibration[J]. Inter. J. of Robotics Research, 1995, 14(3): 195-210.

[7] 陈健武，全思博，全燕鸣，等. 双二维激光雷达相对位姿的标定方法[J]. 中国激光，2017，44(10)：152-160.
Chen Jianwu, Quan Sibo, QuanYanming, et al. Calibration method of relative position and pose for two dimensional lidar [J]. China Laser, 2017, 44(10): 152-160.

[8] 孙 凯. 面向无人驾驶的多激光雷达耦合系统设计与实现[D]. 长春：吉林大学，2019：32-34.
Sun Kai. Design and implementation of multi lidar coupling system for unmanned driving[D]. Changchun: Jilin University, 2019: 32-34.

[9] Apollo Auto. Multiple-lidar GNSS calibration guide[EB/OL]. https://github.com/ApolloAuto/apollo/blob/master/docs/quickstart/multiple_lidar_gnss_calibration_guide.md. 2019.

[10] Gong Zheng, Wen Chenglu, Wang Cheng, et al. A target-free automatic self-calibration approach for multibeam laser scanners [J]. IEEE Trans. on Instrumentation and Measurement, 2018, 67(1): 238-240.

[11] Sipiran I, Bustos B. Harris 3D: a robust extension of the Harris operator for interest point detection on 3D meshes[J]. Visual Computer, 2011, 27(11): 963.

[12] Lowe D G. Object recognition from local scale-invariant features[C]// Proc. of the Seventh IEEE Inter. Conf. on Computer Vision, 1999: 1150-1157.

[13] Zhong Y. Intrinsic shape signatures: A shape descriptor for 3D object recognition[C]// Proc. of 2009 IEEE 12th Inter. Conf. on Computer Vision Workshops, ICCV Workshops, 2009: 689-696.

[14] Salti S, Tombari F, Stefano LD. SHOT: Unique signatures of histograms for surface and texture description [J]. Computer Vision & Image Understanding, 2014, 125(6): 251-264.

[15] 杨小青，杨秋翔，杨 剑，等. 应用改进 ICP 算法的点云配准[J]. 计算机工程与设计，2015，36(9)：2457-2461.
Yang Xiaoqing, Yang Qiuxiang, Yang Jian, et al. Point cloud registration using improved ICP algorithm[J]. IEEE Robotics and Automation Lett., 2015, 36(9): 2457-2461.

[16] 田青华，白瑞林，李 杜. 基于 SHOT 特征融合的散乱工件点云配准算法[J]. 小型微型计算机系统，2019，40(2)：275-279.
Tian Qinghua, Bai Ruilin, Li Du. A point cloud registration algorithm for scattered workpieces based on SHOT feature fusion[J]. Small Microcomputer System, 2019, 40(2): 275-279.

[17] 刘 雷，柏艳红，王 银，等. 基于 3DSIFT 和 BSHOT 特征的点云配准方法[J]. 激光与红外，2021，51(7)：848-852.
Liu Lei, Bai Yanhong, Wang Yin, et al. Point cloud registration method based on 3DSIFT and BSHOT features[J]. Laser and Infrared, 2021, 51(7): 848-852.

作者简介：

何彦兵(1996－)，男，四川省遂宁市人，硕士研究生，主要研究方向为点云处理；

叶 宾(1980－)，男，河南省南阳市人，博士，副教授，硕士生导师，研究方向为智能机器人、无人驾驶。