

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2210087

采用自适应背景聚类的激光雷达与 相机外参标定优化方法*

吴 军¹,袁少博²,祝玉恒¹,郭润夏²,张晓瑜²

(1. 中国民航大学航空工程学院 天津 300000; 2. 中国民航大学电子信息与自动化学院 天津 300000)

摘 要:针对在复杂外部环境下激光雷达外参标定过程中遇到的标定板三维点云提取不准确的问题,提出一种基于背景聚类的激光雷达和相机外参标定优化方法,避免了在整个三维点云中盲目检测标定板点云,而导致标定结果存在较大误差以及需要人工手动纠正错误特征点的问题。该方法利用无标定板的背景点云与有标定板的目标点云之间部分空间域内的密度差异性,通过自适应空间阈值模型获得标定板点云与背景点云之间的差异系数 K ,然后聚类两点云中的部分三维点,完成标定板的三维点云提取。实验证明,该方法可以在复杂环境中准确高效地提取标定板三维点云,从而提高激光雷达和相机外参标定的准确性,在此基础上点云正确投影比例可达97.43%,与对比方法相比投影误差降低25.33%左右。

关键词:激光雷达;相机;联合标定;背景聚类;点云配准优化

中图分类号: V441 TH744 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 590.30

Optimization method for external parameters calibration of lidar and camera using adaptive background clustering

Wu Jun¹, Yuan Shaobo², Zhu Yuheng¹, Guo Runxia², Zhang Xiaoyu²

(1. College of Aeronautical Engineering, Civil Aviation University of China, Tianjin 300000, China;

2. College of Electronic Information and Automation, Civil Aviation University of China, Tianjin 300000, China)

Abstract: To address the inaccurate extraction of 3D point cloud of the calibration plate encountered in the process of external parameter calibration of lidar in complex external environment, an optimization method of external parameter calibration of lidar and camera based on background clustering is proposed. The blind detection of the point cloud of the calibration plate is avoided in the whole three-dimensional point cloud, which would lead to large error in the calibration results and the need to manually correct the wrong feature points. This method uses the density difference between the background point cloud without calibration plate and the target point cloud with calibration plate in some spatial domains, and obtains the difference coefficient K between the point cloud of calibration plate and the background point cloud through the adaptive spatial threshold model. Then, some three-dimensional points in the two-point cloud are clustered to complete the three-dimensional point cloud extraction of the calibration plate. Experimental results show that this method can accurately and efficiently extract 3D point cloud of calibration plate in complex environment to improve the accuracy of laser radar and camera external parameter calibration. On this basis, the correct projection proportion of point cloud can reach 97.43%, and the projection error is reduced by about 25.33% compared with other methods.

Keywords: lidar; cameras; joint calibration; background clustering; point cloud registration optimization

0 引 言

随着传感器技术和计算机视觉技术的快速发展,激光雷达和相机已经成为各类机器人和自动驾驶等领域必

备的传感器设备。激光雷达通过计算接收反射的红外光的时间差,获得周围环境的三维点云数据,该设备精度高,抗干扰性好,不受光照变化影响^[1];而相机拥有较高的分辨率,可以得到周围环境的色彩和纹理细节信息^[2],具有较高的特征区分度,但抗干扰能力较弱;因此两类传

收稿日期:2022-07-07 Received Date: 2022-07-07

* 基金项目:国家自然科学基金(52005500,62173331)、天津市教委科研计划项目(2020KJ013)资助

传感器具有较强的互补性^[3-4],通过对激光雷达和相机的联合标定,融合多传感器采集到的数据,从而可以大大提高设备对周围环境的感知力^[5]。

目前,针对激光雷达和相机联合标定的方法,大致分为无标定物的方法和基于标定物的方法。无标定物的方法不需要制作特殊的标定物,如 Bai 等^[6]提出基于环境线特征和无穷点来进行标定,该方法适用于具有相似平行线特征的场景,因此适用环境受限;Napier 等^[7]和 Pandey 等^[8]通过最大化图像灰度和激光雷达反射率的相关性来进行标定,但是该方法易受环境光线的影响,标定结果受到较大干扰;Pusztai 等^[9]通过找到纸箱的角点以及图像中的对应点以 PNP (perspective-n-point) 的方式求解外参,该方法重点是在三维点云中检索纸箱的不同平面以获得角点信息,因此在三维点数量较多的点云环境中检索效率较低;Gomez-Ojeda 等^[10]根据图像中线检测估计三面体边缘以及激光扫描线在三面体平面上的约束,以“线平行于平面”和“点在平面上”建立方程组,但是该方法适用于三维点云中存在正交三面体的情况,因此使用环境较为局限。有标定物的方法需要制作相应的特殊标定物,如 Zhen 等^[11]利用特殊的标定立方体,采用点线约束建立三维特征点到图像边缘的参数方程,通过采集不同角度立方体数据解算标定参数,但由于该方法需要提取立方体边界上的三维点,因此对于在稀疏的点云环境中标定效果不理想;Geiger 等^[12]利用贪婪思想对标定板激光点云进行分类,该方法需要在环境中放置较多的棋盘格,导致标定过程过于繁琐;Zhang 等^[13]通过多视角建立激光雷达点与相机坐标系下棋盘格标定板位置之间的几何约束关系,从而由有效估计外参,但是该方法在复杂的点云环境中无法准确提取标定板点云数据,从而影响标定结果的准确性;Dong 等^[14]制作特殊的非共面 V 型标定板作为标定物,提出通过最小化点到平面的距离来获得外参值的方法,但该方法需要制作特殊标定物,且对制作精度有一定要求,因此增加了标定的工作量和难度;董方新等^[15]使用特殊的镂空棋盘格标定板,高效地计算关键点分别在激光雷达坐标系和双目相机坐标系下的坐标,通过建立空间位置对应关系从而求解外参,但是该方法需要激光雷达采集较为稠密的标定板点云数据,因此对激光雷达性能和棋盘格摆放角度有较高的要求。

针对上述问题,本文提出一种自适应背景聚类的激光雷达和相机得外参标定优化方法。利用无标定板的三维背景点云与有标定板的目标点云之间部分空间域内的密度差异性,通过自适应模型获得标定板点云与背景点云之间的差异系数 K ;用 K 聚类两点云中的部分三维点,完成标定板的三维点云精确提取;提取到的点云拟合边缘信息,获得棋盘格角点信息,并与图像中的二维角点进

行匹配,从而获得激光雷达和相机之间的旋转平移矩阵。上述方法可以在复杂三维点云环境中精准的剔除背景干扰点云,获取准确的标定板的点云数据,实现高精度的标定板三维点云的提取,从而完成激光雷达和相机之间的标定,该方法在应用过程中具有较高的适用性和可靠性。

1 基于标定板的激光雷达和相机的标定原理

激光雷达通过接收反射回来的红外线获取目标物体的三维点云信息,相机通过小孔成像原理获取图像信息,将图像信息精确投影至三维点云上或将三维点云投影至二维图像上是联合标定的最终目标。投影关系涉及 4 种坐标系之间的转换,其中包括激光雷达坐标系、相机坐标系、像素坐标系,如图 1 所示。

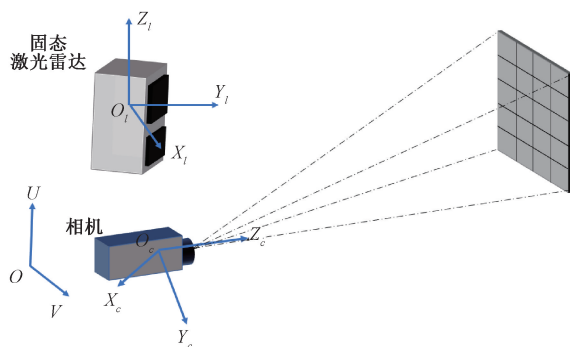


图1 基于标定板的激光雷达和相机的联合标定

Fig. 1 Joint calibration of lidar and camera based on calibration plates

在相机和激光雷达联合标定的过程中,首先采用张正友标定法^[16]获得相机内参,然后识别相机坐标系下标定板的边缘角点,并检测激光雷达坐标系下标定板三维点云数据,通过拟合标定板点云边缘获得标定板 4 个三维角点信息^[17],最后采用 PNP 求解联合标定外参的问题,如式(1)所示。

$$s \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{M} \begin{bmatrix} \mathbf{R}_l & \mathbf{t}_l \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_l \\ Y_l \\ Z_l \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{M} \begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: s 表示尺度因子; (u, v) 表示像素坐标系下标定板的二维特征点的坐标位置; (X_c, Y_c, Z_c) 表示相机坐标系下标定板上特征点的三维坐标; (X_l, Y_l, Z_l) 表示激光雷达坐标系下标定板位置; $\mathbf{M}$ 表示提前标定的相机内参; $(\mathbf{R}_l, \mathbf{t}_l)$ 是激光雷达坐标系到像素坐标系的转换矩阵。对于同一时刻同一标定板,提取图像中的二维角点和点云中对应三维角点,通过 $n_c (n_c \geq 4)$ 组角点求解单应性矩阵,并通过线性变换法 (direct linear transformation, DLT) 对

式(1)中的相机和激光雷达外参进行求解,并对其结果进行优化如下:

$$[\mathbf{R}_w \ \mathbf{t}_w] = \mathbf{M}^{-1} \mathbf{H} \quad (2)$$

式中: $\mathbf{H}$ 表示单应性矩阵。

激光雷达采集到原始点云数据后,受环境点云的干扰,对于标定板点云的检测,容易产生较大的误提取,导致匹配误差较高。传统的剔除背景干扰点的方法是采用随机采样一致性(random sample consensus, RANSAC)算法^[18],但是该方法无法在复杂背景点云中对小标定板进行准确分割,本文将通过采集背景点云数据和有标定板的点云数据做聚类对比,通过自适应模型获得标定板点云与背景点云之间的差异系数 K ,利用差异系数 K 聚类两点云中相似的三维点,最终完成标定板三维点云的提取。

2 基于自适应阈值的三维背景聚类法

激光雷达采集到的点云易受周围环境复杂度以及标定板与背景之间空间位置关系的影响,传统的分割算法在复杂的背景环境中无法准确提取标定板点云^[19-22],容易产生标定板点云的误提取和联合标定的误匹配,从而对最终的投影变换结果产生较大的影响。因此本文提出一种基于自适应背景聚类的外参标定方法。

2.1 基于三维背景聚类的标定板三维点云提取方法

在复杂的标定环境中,采集无标定板的背景点云数据作为参考点云,采集有标定板的点云作为目标点云,参考点云与目标点云之间存在一定的相似性和差异性,差异性来源于标定板的三维点云,相似性则是由复杂的环境点云构成,因此提出一种背景聚类的点云分割算法,可以准确提取标定板三维点云数据。

定义参考点云中任意一个三维点为 $P_0(i)$ ($i = 1, 2, 3, \dots, n$),目标点云中任意一个三维点为 $P_l(j)$ ($j = 1, 2, 3, \dots, n$),将目标点云中任意一点 $P_l(k)$ 作为参考点映射至参考点云中形成点 $P'_l(k)$,在参考点云中以 $P'_l(k)$ 为中心点,以差异系数 K 为聚类半径构建球形空间域,在目标点云中以 $P_l(k)$ 为中心点,以差异系数 K 为聚类半径构建球形空间域,如图 2 所示,分别计算在球形空间范围内参考点云和目标点云内的点云密度值 ρ_{k0} 和 ρ_{k1} :

$$\rho_{k0} = \frac{\sum_{i=1}^{L_0} i}{8l^3}, \quad \rho_{k1} = \frac{\sum_{i=1}^{L_1} i}{8l^3} \quad k = 1, 2, 3, \dots, n \quad (3)$$

式中: L_0 为在参考点云中该空间范围内的有效三维点个数; L_1 为在目标点云中该空间范围内的有效三维点个数。

通过对 ρ_{k0} 和 ρ_{k1} 进行比较,获得 c_k ,如式(4)所示,如果 $c_k \approx 0$,则判定 $P_l(k)$ 为标定板三维点云干扰点或背景点,从而将其剔除,遍历所有目标点云,最终可以获得准

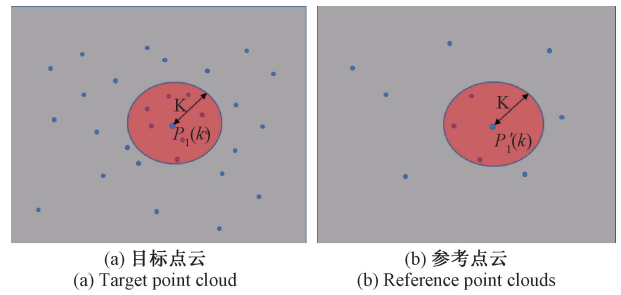


图 2 背景点云聚类示意图

Fig. 2 Schematic diagram of background point cloud clustering

确的标定板三维点云数据。

$$c_k = \left| 1 - \frac{\rho_{k0}}{\rho_{k1}} \right| \quad k = 1, 2, 3, \dots, n \quad (4)$$

由于不同激光雷达精度和分辨率差异较大,以及在标定过程中需要不断调整标定板位置,导致标定板三维点云与背景点云之间的位置关系存在较大的波动,为实现准确提取每帧点云标定板的三维点云数据,需要手动设置每帧点云中差异系数 K 的大小,导致操作过程过于繁琐,大大降低标定效率。

2.2 自适应阈值模型

在标定板三维点云提取过程中差异系数 K 大小的选择决定了提取标定板三维点云的精确度,差异系数 K 值选择过大可能导致标定板点云数据提取的不完整,差异系数 K 值过小将导致无法完全剔除背景干扰点。因此本文提出一种自适应模型。在激光雷达和相机标定过程中,激光雷达和相机的位置固定,背景点云和背景质心三维点是不变的,在移动标定板的过程中,目标点云中的部分点云与背景点云存在相似性,而目标点云的三维质心点也因标定板的移动将发生微小变化,从而通过已知标定板的实际大小,固态激光雷达视场角和点云中心三维点之间的欧氏距离建立自适应模型。

假设在背景点云中的三维点云为 PA ,如式(5)其 $a = (x, y, z)$ 为三维点坐标,目标点云中的三维点为 PB ,如式(6)所示,其中 $b = (x, y, z)$ 为三维坐标, $b_k, b_{k+1}, \dots, b_{k+n}$ 为标定板上的三维点云 $Ap, a_k, a_{k+1}, \dots, a_{k+n}$ 是被标定板挡住后缺失的背景点云 Bp ,其中 $1 \leq k \leq k+n \leq N$ 。 PA 和 PB 的三维质心点 A, B 如式(7)、(8)所示。

$$PA = \{a_1, a_2, a_3, \dots, a_k, a_{k+1}, \dots, a_{k+n}, \dots, a_{N-1}, a_N\} \quad (5)$$

$$PB = \{b_1, b_2, b_3, \dots, b_k, b_{k+1}, \dots, b_{k+n}, \dots, b_{N-1}, b_N\} \quad (6)$$

$$A(x_0, y_0, z_0) =$$

$$\frac{a_1 + a_2 + a_3 + \dots + a_k + a_{k+1} + \dots + a_{k+n} + \dots + a_{N-1} + a_N}{N} \quad (7)$$

$$B(X_0, Y_0, Z_0) =$$

$$\frac{b_1 + b_2 + b_3 + \dots + b_k + b_{k+1} + \dots + b_{k+n} + \dots + b_{N-1} + b_N}{N} \quad (8)$$

点 A 和 B 之间欧氏距离 D 如下:

$$D = ((X_0 - x_0)^2 + (Y_0 - y_0)^2 + (Z_0 - z_0)^2)^{\frac{1}{2}} = \left(\left(\frac{\sum_{i=1}^N [b(x)_i - a(x)_i]}{N} \right)^2 + \left(\frac{\sum_{i=1}^N [b(y)_i - a(y)_i]}{N} \right)^2 + \left(\frac{\sum_{i=1}^N [b(z)_i - a(z)_i]}{N} \right)^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (9)$$

且因目标点云中的部分点云与背景点云存在相似性,即 $a_i = b_i, i \in ((i, k - 1) \cup (k + n + 1, N))$, 可简化式(9)为:

$$D = \left(\left(\sum_{i=k}^{k+n} [b(x)_i - a(x)_i] \right)^2 + \left(\sum_{i=k}^{k+n} [b(y)_i - a(y)_i] \right)^2 + \left(\sum_{i=k}^{k+n} [b(z)_i - a(z)_i] \right)^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (10)$$

此时 D 代表标定板点云 A_p 与被标定板挡住后缺失的背景点云 B_p 之间的位置距离,因为背景空间存在连续性,可认为 D 是点云 A_p 与背景点云之间距离的空间值。为尽可能保证提取完整的标定板点云数据,适当增加标定板三维点云的冗余量,自适应模型如下:

$$K \approx kD \quad (11)$$

式中: k 为模型系数, $0 \leq k \leq 1$ 如式(12)所示。

$$k = \left| \frac{Tz_0 - Z_1}{z_0} \right| \quad (12)$$

$$G = \frac{4z_0^2 \tan \alpha \tan \beta}{ab} \quad (13)$$

其中, G 表示实际标定面积与虚拟背景面积的估计比值。虚拟背景是以背景点云的质心点 A 为中心点构建的激光雷达最大二维视场面积, a 、 b 为棋盘格边长, 2α 表示激光雷达传感器水平视场角, 2β 表示激光雷达垂直视场角, z_0 表示背景点云质心的深度信息,如图3所示。

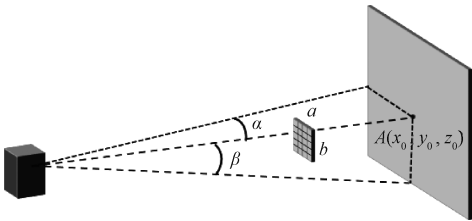


图3 虚拟背景
Fig. 3 Virtual background

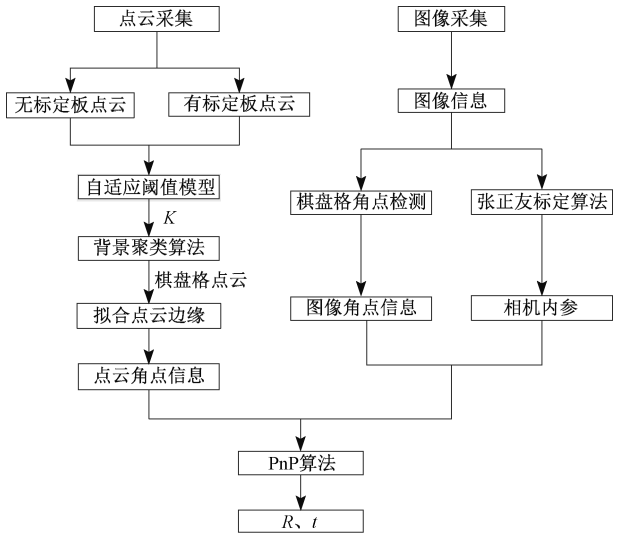


图4 算法流程
Fig. 4 Algorithm flow

3 实验验证与分析

3.1 实验系统搭建

本文采用 HPS-3D160 面阵固态激光雷达和 HF867 相机对算法进行测试,该算法采用 MATLAB 语言实现,设备相关参数如表 1、2 所示。

表1 HPS-3D160 面阵固态激光雷达参数信息
Table 1 HPS-3D160 area array solid-state lidar parameter information

参数	数值
测量范围/m	1~8
测量精度/cm	±2
视场角/(°)	76×32
角分辨率	0.475×0.533
帧率/Hz	35

表2 HF867 相机参数信息
Table 2 HF867 camera parameter information

参数	数值
分辨率	1 280×720
像素尺寸/μm	4.8×4.8
灵敏度/dbm	39
帧率/Hz	30

实验采用 9×12 的棋盘格标定板,尺寸为 $26 \text{ cm} \times 34 \text{ cm}$,为保证激光雷达在采集标定板点云时,减少因棋

综上所述,本文算法流程如图4所示。

盘格颜色带来的深度误差,本文实验采用黏贴白纸的方式提高三维点云精度:采集二维图像信息时,采用标准棋盘格,大小为 26 cm×34 cm;在采集三维点云数据时,将准备好的同等大小的白纸等边粘贴至标准棋盘格上,大小为 26 cm×34 cm,如图 5 所示。

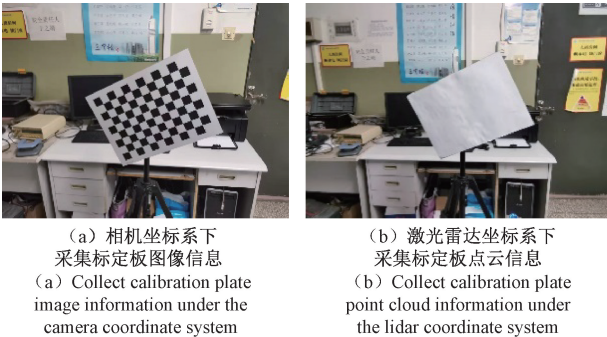


图5 棋盘格数据采集
Fig. 5 Checkerboard data acquisition

并且为了实现标定板同时在激光雷达和相机的检测范围内,尽可能增大两传感器之间的公共视场角,相机和激光雷达放置于同水平位置,且两传感器之间的距离为 10 cm 左右,如图 6 所示。



图6 相机和激光雷达的位置关系
Fig. 6 Positional relationship between camera and lidar

为验证该算法在不同环境中可以准确提取标定板三维点云,实验对比方法为 Target-Based 标定方法^[22]和本文提出的自适应背景聚类的外参标定优化方法,实验对比环境将选择较为空旷的教学楼道和复杂的实验室进行环境对比验证。背景简单的教学楼道内的点云与棋盘格点云有较强的深度距离分界线,而在背景复杂的实验室中棋盘格点云与背景点云融为一体,导致传统的分割方法无法实现准确的分割。其中在教学楼道内激光雷达和标定板水平距离在 2~3 m,在实验室内激光雷达和标定板水平距离为 1.8~2.6 m。

3.2 实验结果与分析

固态激光雷达采集到的原始数据和相机采集图像信息如图 7 所示,其中图 7(c)和(e)是在背景较为简单的教学楼道,图 7(c)点云作为(e)点云的参考点云,经过背景聚类算法得到的标定板三维点云数据,如图 8(a)所示;图 7(d)和(f)是在背景较为复杂的实验室,图 7(d)

点云作为图 7(f)点云的参考点云,同样经过背景聚类算法得到的标定板三维点云数据,如图 8(b)所示。

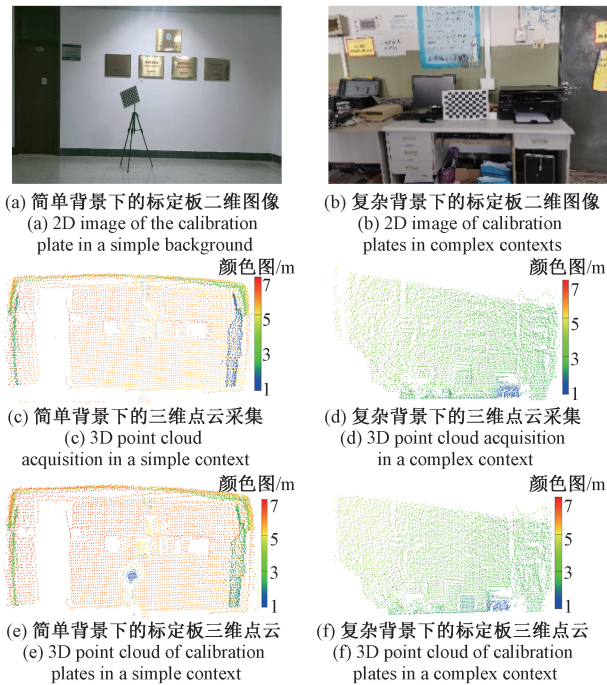


图7 原始三维点云数据采集
Fig. 7 Raw 3D point cloud data acquisition

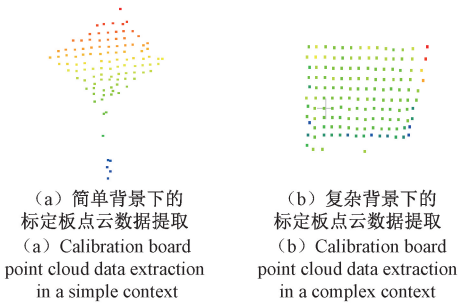


图8 标定板三维点云数据的提取
Fig. 8 Extraction of 3D point cloud data from calibration plates

通过本文提出的自适应背景聚类的外参标定优化方法对采集到的 20 帧点云提取标定板点云数据,并拟合角点信息,对 20 帧图像进行角点检测,然后采用 PNP 算法获得激光雷达和相机的外参系数,该方法使得外参参数的误差明显降低,并且基本可以完成每帧点云和图像的识别和匹配。

而对采集到的数据直接采用 Target-Based 标定方法^[22]检测到的点云中棋盘格信息存在较大误差,从而导致点云和图像的误匹配,表 3 所示为 Target-Based 标定方法和本文提出的优化方法在简单环境下实验结果对比,表 4 所示是在复杂环境下的实验结果对比,实验结果证

明,相比 Target-Based 标定方法,本文提出自适应背景聚类的外参标定优化方法在复杂环境和简单环境下都可以提高点云的检测精度和标定的识别匹配率,从而优化激光雷达和相机标定精确度,极大提高标定效率。

表 3 简单环境中激光雷达和相机外参参数误差

Table 3 Lidar and camera extrinsic parameter errors in simple environment

参数	对比方法	优化方法
旋转误差/(°)	7	5
平移误差/m	0.05	0.024
重投影/pixel	11	8
识别匹配率/%	90	100

表 4 复杂环境中激光雷达和相机外参参数误差

Table 4 Extrinsic parameter errors of lidar and camera in complex environment

参数	对比方法	优化方法
旋转误差/(°)	13	7
平移误差/m	0.12	0.03
重投影/pixel	19	10
识别匹配率/%	73	90

表 3、4 中旋转误差是指在激光雷达坐标系下,标定板点云平面定义的法向角度与图像(标定板图像从相机坐标系投影变换至激光雷达坐标系)中标定板平面定义的法向角度之间的差异;平移误差是指在激光雷达坐标系下,标定板点云的质心坐标与图像中的质心坐标之间的距离误差,如图 9 所示;重投影是指在相机坐标系下标定板点云的投影(从激光雷达坐标系转换到相机坐标系)质心坐标与图像中标定板坐标之间的差异,如图 10 所示。

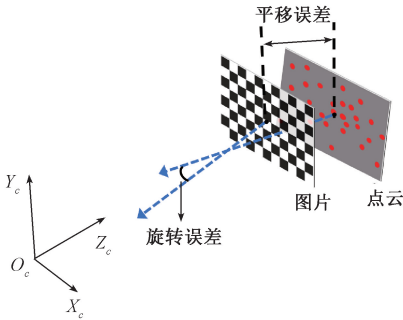


图 9 激光雷达坐标系下的投影误差

Fig. 9 Projection error in a lidar coordinate system

图 11 所示是将激光雷达点云投影至像素坐标系的效果图。投影结果表明采用自适应背景聚类的外参标定算法可以优化外参系数,使其达到较好的投影精度。

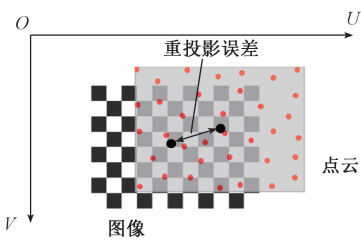


图 10 相机坐标下的投影误差

Fig. 10 Projection error at camera coordinates

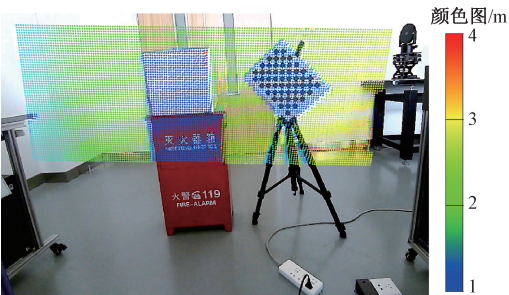


图 11 三维点云投影至二维图像

Fig. 11 3D point cloud projected onto a 2D image

为充分验证上述提出的自适应背景聚类的外参标定优化方法在复杂的标定环境下对标定精度有较为明显的提升效果,依据上述方法和步骤采集 5 组(每组 20 帧)不同复杂环境下的点云和图像信息,分别用自适应背景聚类的外参标定方法,非自适应背景聚类的外参标定方法以及 Target-Based 标定方法^[22]标定激光雷达和相机的外参系数,并计算点云正确投影比例 λ 和投影误差 η :

$$\lambda = \frac{S(Q_1 \cap Q_2)}{S(Q_1)} \times 100\% \tag{14}$$

$$\eta = 1 - \lambda \tag{15}$$

式中: Q_1 表示图像中棋盘格所占像素区域; Q_2 表示棋盘格点云投影至图像坐标系后所占像素区域; $Q_1 \cap Q_2$ 表示求取 Q_1, Q_2 的公共区域; 函数 $S(x)$ 表示对 x 区域求面积。

在复杂的标定环境中,棋盘格点云周围存在较多干扰物的点云,以及因激光雷达自身测量误差产生的噪声点云,导致对比方法中对于棋盘格的检测存在较大偏差,从而影响最终的标定精度。图 12 所示是采集数据中的场景,图 13 所示是将最优的标定结果作为外参系数,并从采集的数据中选取 3 帧点云和对应图像,用不同方法检测其中的棋盘格点云,并将其投影到对应图像中以对比棋盘格点云的检测精度,表 5 为复杂环境下点云正确投影比例。其中图 13(a)~(c)是采用自适应背景聚类的棋盘格检测效果,点云检测结果精度高且稳定性好,图 13(d)~(f)是采用非自适应背景聚类的棋盘格检测

效果,与自适应背景聚类的棋盘格检测效果对比,检测精度有所下降,图 13(g)~(i)是采用对比方法的棋盘格检测效果,点云检测结果精度较差,且容易产生误检测。

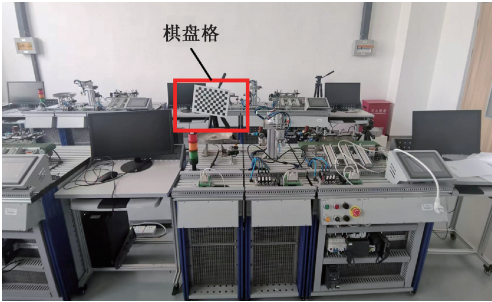


图 12 采集数据的场景
Fig. 12 Scene graph of collected data

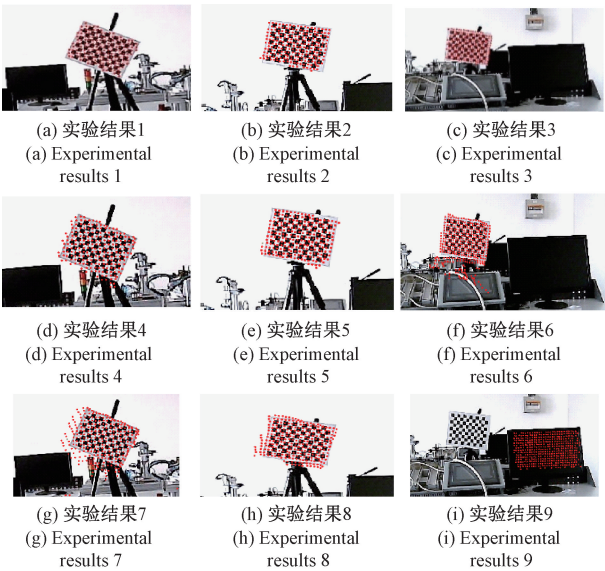


图 13 复杂环境下棋盘格检测对比
Fig. 13 Comparison chart of checkerboard detection in complex environment

表 5 复杂环境下点云正确投影比例数据对比
Table 5 Point cloud correct projection ratio data comparison

	第 1 组	第 2 组	第 3 组	第 4 组	第 5 组	均值
对比方法						
自适应背景聚类	96.56	97.58	96.89	97.79	98.33	97.43
非自适应背景聚类	83.34	79.36	82.57	84.62	88.63	83.70
对比方法	74.56	65.89	67.25	74.46	82.35	72.10

因此,根据图 12、13 及表 5 可知,在复杂环境下自适应背景聚类的外参标定方法的点云正确投影比例达到

97.43%,相比对比方法,投影误差降低 25.33%左右。对于自适应背景聚类的外参标定方法,其相比于非自适应背景聚类的外参标定方法,标定精度有较为明显的提高,而相比于对比方法,标定的精度和稳定性都有较大的提升。因此本文所提出的自适应背景聚类的外参标定方法在复杂的标定环境下可以优化激光雷达和相机的外参系数,使其达到较好的投影精度要求。

4 结 论

本文针对在复杂环境中激光雷达和相机联合标定过程中,标定板三维点云的检测存在较多的环境干扰点,从而影响标定结果,因此提出自适应背景聚类的外参标定方法。通过采集背景点云数据,并与含有标定板点云的目标点云在同空间位置 and 同空间域下,对比点云密度差异性,从而从目标点云中分割出标定板的三维点云数据。在激光雷达和相机联合标定过程中标定板需要不断移动空间位置来采集足够的特征匹配点,使得标定板点云与背景点云之间的空间位置关系不断发生变化,手动选择空间阈值降低了标定效率,为此本文通过背景点云和目标点云之间的位置关系搭建自适应模型,从而极大提高标定效率。实验结果表明,自适应背景聚类的外参标定方法可以在简单环境和复杂环境下准确高效的提取标定板三维点云,点云正确投影比例达到 97.43%,使得投影误差降低 25.33%左右。

参考文献

[1] WOODS J O, CHRISTIAN J A. Lidar-based relative navigation with respect to non-cooperative objects [J]. Acta Astronautica, 2016, 126:298-311.

[2] SHARMA S, D'AMICO S. Comparative assessment of techniques for initial pose estimation using monocular vision[J]. Acta Astronautica, 2016, 123:435-445.

[3] KANTHARAJU P, HUSSAIN S A, BETHANBOTLA S, et al. Autonomous vehicle control using lidar and camera with CAN network [J]. Instrumentation, 2018, 5 (4): 1-10.

[4] 夏鹏飞, 尹慧琳, 何艳侠. 基于最大互信息的激光雷达与相机的配准[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(1): 34-41.

XIA P F, YIN H L, HE Y X. Registration of Lidar and camera based on maximum mutual information [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(1): 34-41.

[5] 肖军浩, 施成浩, 黄开宏, 等. 单目相机—三维激光雷达的外参标定及融合里程计研究[J]. 机器人, 2021, 43(1):17-28.

XIAO J H, SHI CH H, HUANG K H, et al. Research

- on external parameter calibration and fusion odometer of monocular camera-3D lidar[J]. Robot, 2021, 43(1): 17-28.
- [6] BAI Z, JIANG G, XU A. Lidar-camera calibration using line correspondences [J]. Sensors, 2020, 20(21): 6319.
- [7] NAPIER A, CORKE P, NEWMAN P. Cross-calibration of push-broom 2D Lidars and cameras in natural scenes[C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), IEEE, 2013.
- [8] PANDEY G, MCBRIDE J R, SAVARESE S, et al. Automatic extrinsic calibration of vision and lidar by maximizing mutual information [J]. Journal of Field Robotics, 2015, 32(5): 696-722.
- [9] PUSZTAI Z, HAJDER L. Accurate calibration of Lidar-camera systems using ordinary boxes [C]. IEEE International Conference on Computer Vision Workshop, IEEE, 2018.
- [10] GOMEZ-OJEDA R, BRIALES J, FERNANDEZ-MORAL E, et al. Extrinsic calibration of a 2d laser-rangefinder and a camera based on scene corners [C]. 2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), IEEE, 2015.
- [11] ZHEN C, LIANG Z, SUN K, et al. Extrinsic calibration of a camera and a laser range finder using point to line constraint [J]. Procedia Engineering, 2012, 29: 4348-4352.
- [12] GEIGER A, MOOSMANN F, CAR O, et al. Automatic camera and range sensor calibration using a single shot[C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation, IEEE, 2012: 3936-3943.
- [13] ZHANG Q, PLESS R. Extrinsic calibration of a camera and laser range finder (improves camera calibration)[C]. 2004 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, IEEE, 2005.
- [14] DONG W, ISLER V. A novel method for the extrinsic calibration of a 2D laser rangefinder and a camera[J]. IEEE Sensors Journal, 2018, 18(10): 4200-4211.
- [15] 董方新, 蔡军, 解杨敏. 立体视觉和三维激光系统的联合标定方法[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(10): 2589-2596.
- DONG F X, CAI J, XIE Y M. Joint calibration method of stereo vision and 3D laser system[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(10): 2589-2596.
- [16] ZHANG Z. Flexible camera calibration by viewing a plane from unknown orientations [C]. Seventh IEEE International Conference on Computer Vision, IEEE, 1999.
- [17] UNNIKRISHNAN R, HEBERT M. Fast extrinsic calibration of a laser rangefinder to a camera [D]. Pittsburgh: Carnegie Mellon University, 2005.
- [18] YUE W, LU J, ZHOU W, et al. A new plane segmentation method of point cloud based on mean shift and RANSAC[C]. 2018 Chinese Control And Decision Conference, 2018.
- [19] RABBANI T, HEUVEL F, VOSSelman G. Segmentation of point clouds using smoothness constraint [C]. ISPRS Commission V Symposium 'Image Engineering and Vision Metrology', 2006.
- [20] JIANG X Y, BUNKE H, MEIER U. Fast range image segmentation using high-level segmentation primitives[C]. 3rd IEEE Workshop on Applications of Computer Vision, IEEE, 1996.
- [21] BESL P J, JAIN R C. Segmentation through variable-order surface fitting [J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1988, 10(2): 167-192.
- [22] VERMA S, BERRIO J S, WORRALL S, et al. Automatic extrinsic calibration between a camera and a 3D lidar using 3D point and plane correspondences[C]. IEEE Intelligent Transportation Systems Conference, 2019.

作者简介



吴军(通信作者), 2009年于天津大学获得学士学位, 2014年于天津大学获得博士学位, 现为中国民航大学副教授, 主要研究方向为图像处理, 数据融合定位, 非接触式测量。

E-mail: j_wu@cauc.edu.cn

Wu Jun (Corresponding author) received his B.Sc. degree from Tianjin University in 2009, and Ph.D. degree from Tianjin University in 2014. He is currently an associate professor at Civil Aviation University of China. His main research interests include image processing, data fusion positioning, and non-contact measurement.



袁少博, 2018年于山西大同大学获得学士学位, 现为中国民航大学硕士研究生, 主要研究方向为相机与激光雷达数据融合, 图像处理和点云处理。

E-mail: 563544225@qq.com

Yuan Shaobo received his B.Sc. degree from Shanxi Datong University in 2018. He is currently a M.Sc. candidate at Civil Aviation University of China. His main research interests include camera and lidar data fusion, image processing and point cloud processing.