

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J1905674

基于点云中心的激光雷达与相机联合标定方法研究*

康国华, 张琪, 张晗, 徐伟证, 张文豪

(南京航空航天大学 航天学院微小卫星研究中心 南京 210016)

摘要:针对激光雷达与相机联合使用遇到的点云稀疏、相机受环境光照影响失真等问题,提出一种基于点云中心的激光雷达与相机自动配准方法,避免了传统联合标定需要手动选择特征点以及连续采集多帧等问题。该方法在对点云与图像预处理后,利用平面法向量的一致性实现多标定板点云自动分割,提取标定板在激光坐标系和相机坐标下的点云;然后通过点云聚集迭代求解中心点,实现两个传感器标定板对应点云中心的粗配准;最终利用迭代最近点算法进行精配准,获得标定参数,完成联合标定。实测表明,在激光雷达误差 ± 3 cm范围内,点云正确投影比例达到97.93%,可以有效获取高精度联合标定参数,满足空间环境对激光雷达和相机数据融合的要求。

关键词:激光雷达;相机;联合标定;点云配准;平面法向

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

Joint calibration of camera and lidar based on point cloud center

Kang Guohua, Zhang Qi, Zhang Han, Xu Weizheng, Zhang Wenhao

(Micro-Satellite Engineering Technology Research Center, Academy of Astronautics, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract:To address the issue of sparse lidar point cloud and camera distortion caused by ambient light, an automatic registration method of lidar and camera based on point cloud center is proposed. The manual selection of feature points and continuous acquisition of multiple frames in traditional joint calibration can be avoided. After preprocessing the data of laser point clouds and camera image, the multi-checker board point clouds are segmented automatically by the consistency of the plane normal vector. The point clouds of each checkerboard are extracted in the laser coordinate system and camera coordinate system, respectively. Then, the center points are solved iteratively by point cloud aggregation. The rough registration of the corresponding relationship between the center points of the two sensor checkerboards is realized. Finally, the iterative closest point algorithm is used for precision registration, and the calibration parameter matrix is obtained to complete the joint calibration. Measurement results show that the correct projection ratio of point cloud can reach 97.93% within the range of lidar error ± 3 cm. This method can effectively obtain high-precision joint calibration parameters and meet the requirements of data fusion between lidar and camera in the space environment.

Keywords: lidar; camera; joint calibration; point cloud registration; plane normal vector

0 引言

航天器交会对接^[1]、在轨维修^[2]等任务中准确有效地获取目标航天器位姿信息成为关键前提,激光雷达和相机是其中常用的传感器。激光雷达通过获取目标表面的高密度、离散化数据,得到目标位姿三维空间信息^[3];

相机通过获得高分辨率、高质量的二维图像,得到目标表面特征、色彩、纹理等二维细节信息^[4];两类传感器具有很强的互补性^[5-6],通过数据融合可以获取更丰富的目标观测数据,从而提升航天器位姿估计和参数识别的准确度^[7]。

激光雷达和相机在交会对接中的联合使用成为当前的研究热点。NASA 在国际空间站测试了 Raven 系

收稿日期:2019-09-30 Received Date:2019-09-30

* 基金项目:空间智能控制技术重点实验室开放基金(KGJZSYS-2018-07)项目资助

统^[8],以验证其对 Restore-L 任务中所需的测量能力,该系统组成包含红外相机、可见光相机和闪光激光雷达。欧空局研发的 SMART-OLEV 系统^[9]同时采用了立体视觉和激光测距技术,可实现航天器与地球静止轨道卫星对接。影响空间环境下激光雷达与相机数据融合的最关键因素是两者外参标定的准确性^[10]。

针对激光雷达和相机联合标定问题,Kaiser 等^[11]将两个传感器之间的刚位移估计问题归结为一组平面和线在三维空间中的配准问题,提出了一种实现二维激光雷达与相机标定算法。Chen 等^[12]利用特殊的标定立方体,采用点线约束建立激光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。Zou 等^[13]在对动态场景重建中,利用点云表面法向量对搜索半径不敏感的特点,结合法线差异(difference of normals, DoN)算法对激光雷达和全景相机外参进行标定。Geiger 等^[14]利用贪婪思想对标定板激光点云进行分类,剔除三维点数量明显偏少的点集以实现配准。韩正勇等^[15]将外参标定转为三维空间矩阵旋转缩放问题的求解,利用较少帧数即可获得高精度外参矩阵。俞德崎等^[16]用 ArUco 标签确定标定板与相机坐标系间的关系,通过随机采样一致性算法提取纸板角点以建立对应关系,采用 Kabsh 算法求解最有配准参数。唐庆博等^[17]利用单点激光替换激光测距仪,通过激光-光心线方程实现高精度外参矩阵求解。董方新等^[18]通过计算镂空标定板中心点坐标,最小化激光扫描仪和相机特征点的理论和实际数据平方差获取标定参数。

上述标定方法需要手动选取特征点、采集帧数较多,所需激光点云较稠密,对多标定板点云分割效果也较差,影响标定效率和准确度^[12-20]。针对上述问题,本文提出了一种基于多标定板点云中心的联合标定方法,不仅全自主运行,有效避免特征点识别不准确带来的误差,并且可以对标定板点云实现准确分割,降低异常点集数量,保证了点云数据的最大化利用,因此在激光点云较稀疏的情况下依然能够实现高精度联合标定参数求解,具有较高的适用性和可靠性。

1 面向标定板的点云与图像自主配准原理

激光雷达可以直接获取目标物体的三维点云信息,相机则可以获取图像信息,将激光点云准确投影至像素坐标系是配准的最终目标。由激光雷达和相机组成的标定系统包含4种坐标系,如图1所示,其中包括激光雷达坐标系、相机坐标系、像素坐标系和世界坐标系。

在激光/相机联合标定前首先各自要获取标定板点云集。相机在内参标定后^[21]可将外参标定转化为 PnP (perspective-n-point) 问题,如式(1)所示。

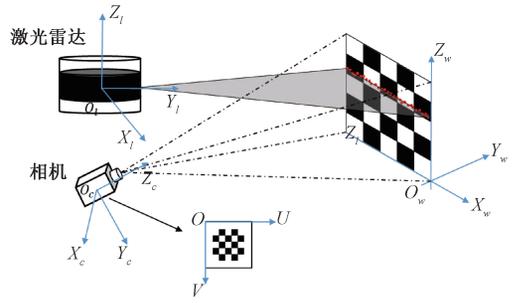


图1 基于标定板的激光雷达/相机联合标定

Fig.1 Joint calibration principle of lidar and camera based on checkerboards

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{M} \begin{bmatrix} \mathbf{R}_w & \mathbf{t}_w \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \end{bmatrix} = \frac{1}{Z_c} \mathbf{M} \begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: (u, v) 表示像素坐标系下标定板位置; (X_c, Y_c, Z_c) 表示相机坐标系下标定板位置; (X_w, Y_w, Z_w) 表示世界坐标系下标定板位置; \mathbf{M} 表示相机内参; $(\mathbf{R}_w, \mathbf{t}_w)$ 表示相机外参,是世界坐标系到相机坐标系的转换矩阵。

对于同一块标定板,提取其中的角点,利用 $n_c (n_c \geq 4)$ 组角点可求解单应矩阵,然后通过线性变换法(direct linear transformation, DLT)对式(1)中的相机外参进行求解,并用 Levenberg-Marquarat 算法^[22]对其结果进行优化,如下所示:

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

其中, \mathbf{H} 表示单应矩阵。

激光雷达获取原始点云数据后,通过去除环境点云获得只含标定板的点云数据。由于传统点云分割算法,如随机采样一致性(random sample consensus, RANSAC)算法^[23]等,无法对标定板点云进行准确分割,同时为避免特征点提取不准确带来的配准误差,本文将通过平面法向量对标定板点云进行初步分割,考虑到激光雷达的误差和系统噪声会产生一定数量的异常点和离群点,为最大化利用点云数据,本文将对异常点和离群点进行检测和修复,从而实现标定板点云的准确分割。

在此基础上,图像点云和激光点云分别通过计算均值和点云聚集迭代求解中心点。在获取各个标定板点云中心后,利用中心点在不同空间坐标系下相对关系不变的特点,实现基于点云中心的粗配准并获取初始标定参数,然后在此基础上再利用迭代最近点(iterative closest point, ICP)算法对激光雷达和相机进行精配准,上述过程全自主完成,如下所示:

$$\begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \end{bmatrix} = [\mathbf{R}_l \quad \mathbf{t}_l] \begin{bmatrix} X_l \\ Y_l \\ Z_l \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中: (X_1, Y_1, Z_1) 表示激光雷达坐标系下位置; (R_1, t_1) 表示激光雷达坐标系到相机坐标系的转换矩阵, 是待求解的标定参数。

2 基于中心向量的激光点云与图像点云配准算法

对于去除环境点云后的标定板激光点云, 由于激光雷达自身精度的限制以及标定板间相互距离较近, 传统平面分割算法无法准确分割标定板点云, 会产生较难以识别和修正的误点, 从而对配准结果产生较大影响。因此本文提出一种基于平面法向量的标定板点云分割算法实现激光雷达和相机的精准联合标定。

2.1 标定板点云分割

对于多块标定板, 由于获取的激光点云中有一部分误差较大的点集, 距离较近的标定板边缘处也会出现明显的点云交错, 因此传统算法无法直接对其进行准确点云分割, 为提取标定板中心点, 提出了一种点云分割算法, 可以对多块标定板进行准确分割。

1) 平面法向量计算

定义任意查询点的 k 邻域中心点为:

$$\bar{p} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k p_i \quad (4)$$

其中, k 为查询点的邻域点个数; p_i 为其邻域点。

利用主成分分析法 (principal component analysis, PCA)^[24], 构建查询点及其邻域点的协方差矩阵如下:

$$C = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \zeta_i \|p_i - \bar{p}\|^2 \quad (5)$$

$$C \cdot \vec{V} = \lambda_j \cdot \vec{V}, j = 0, 1, 2 \quad (6)$$

式中: ζ_i 表示每个邻域点的权重系数, 该系数与邻域点和查询点的距离成反比; λ_j 表示矩阵 C 的特征值; \vec{V}_j 表示特征值对应的特征向量。若 $0 \leq \lambda_0 \leq \lambda_1 \leq \lambda_2$, 则最小特征值 λ_0 对应的特征向量 \vec{V}_0 即为查询点法向量 \vec{n} 。

2) 点云分割

在去除环境点云后, 利用标定板法向量一致的思想, 对点云中的不同标定板进行分割, 点云分割原理如图2所示。图2中两块标定板法向量分别为 \vec{n}_1 和 \vec{n}_2 , 对于 k 邻域全部在各自标定板点云中的点集, 利用平面法向量的一致性特点即可完成分类, 如图2中点 P1 和点 P3 分别属于标定板1和标定板2; 对于 k 邻域来自多个标定板时, 需计算该点与各个标定板的法向量夹角, 若夹角小于一定阈值, 即归类至该标定板点云; 反之, 若该点与任意标定板夹角都大于阈值, 则归为离群点。如图中 P2 点, 若 \vec{n}_1 与 \vec{n}_2 夹角小于阈值 θ_e , 则该点属于标定板1; 若 θ_1 和 θ_2 同时小于阈值 θ_e , 则归类于夹角最小的标定板点云

集; 若 θ_1, θ_2 都大于阈值 θ_e , 则归类为离群点。

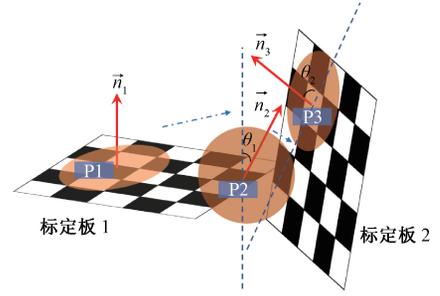


图2 标定板点云分割原理

Fig.2 The principle of checkerboard point clouds segmentation

假设有 m 块标定板, 利用平面法向量进行分类, 按分类后的点云数量取前 m 个点云集, 即可获得 m 个标定板点云集 $\{P_c^{(1)}, P_c^{(2)}, \dots, P_c^{(m)}\}$, 剩下所有点则归为离群点集 P_s , 其中离群点定义如下所示:

$$P_c = P_c^{(1)} \cup P_c^{(2)} \cup \dots \cup P_c^{(m)} \cup P_s \quad (7)$$

$$P_s^{(1)} \cap \{P_c^{(1)}, P_c^{(2)}, \dots, P_c^{(m)}\} = \emptyset \quad (8)$$

其中, P_c 为包含所有标定板的点云集。

3) 异常点检测

对于分割后的标定板点云, 若点 $p_e \in P_c^{(i)}$ 满足对于任意一点 $p \in P_c^{(i)} (p \neq p_e)$, 有:

$$\theta = \arccos \frac{\langle \vec{n}(p_e), \vec{n}(p) \rangle}{\|\vec{n}(p_e)\| \cdot \|\vec{n}(p)\|} < \theta_e \quad (9)$$

$$d = \|p_e - p\| > d_e \quad (10)$$

则定义 p_e 为异常点。其中, $\vec{n}(\cdot)$ 表示该点的法向量。

异常点按式(9)和(10)进行遍历判断会造成运算量过大, 为此本文提出了一种更为有效的异常点判断标准, 对于任意一点 $p_x \in P_c^{(i)}$, 取其邻域内 X 个点组成点云集 P_x , 计算该点协方差矩阵。

$$\Sigma = \frac{1}{N(P_x)} \sum_{i=1}^{N(P_x)} \frac{1}{\|p_e - p_i\|} (p_e - p_i)(p_e - p_i)^T \quad (11)$$

式中: $p_i \in P_x$; $N(\cdot)$ 代表该点云集中三维点数量。由于 $\Sigma \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$, 不妨设其3个特征值分别为 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3 (\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3)$, 对应的3个特征向量为 u_1, u_2, u_3 , 由3个新基构成的矩阵为:

$$u = [u_1 \quad u_2 \quad u_3] \quad (12)$$

则点 p_x 在3个基方向的投影可以表示为:

$$p_{rot} = u^T p_x = \begin{bmatrix} u_1^T p_x \\ u_2^T p_x \\ u_3^T p_x \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} p_{rot, 1} \\ p_{rot, 2} \\ p_{rot, 3} \end{bmatrix} \quad (13)$$

由文献[24]可得:

$$\lambda_i = \sum_{k=i}^3 \|p_{rot, k}\|^2, i = 1, 2, 3 \quad (14)$$

由主成分分析法可知,点 p_x 在其法向量方向的空间投影幅值最小,因此若点 p_x 的法向量为特征向量 u_3 ,则:

$$\frac{\lambda_3}{\sum_{k=1}^3 \lambda_i} = \frac{\|p_{rot,3}\|^2}{\|p_{rot,1}\|^2 + \|p_{rot,2}\|^2 + \|p_{rot,3}\|^2} \approx 0 \quad (15)$$

取 p_x 点 σ 邻域内一点 p_σ (σ 为足够小的数),显然有 $p_\sigma \in P_x$,取该点 X 邻域范围内的点集,计算其协方差矩阵为 Σ' ,3个特征值为 $\lambda'_1, \lambda'_2, \lambda'_3$ ($\lambda'_1 \geq \lambda'_2 \geq \lambda'_3$) 对应的特征向量为 u'_1, u'_2, u'_3 ,计算其在3个特征向量方向投影分别为 $p'_{rot,1}, p'_{rot,2}, p'_{rot,3}$,同理,其法向量满足:

$$\frac{\lambda'_3}{\sum_{k=1}^3 \lambda'_i} = \frac{\|p'_{rot,3}\|^2}{\|p'_{rot,1}\|^2 + \|p'_{rot,2}\|^2 + \|p'_{rot,3}\|^2} \approx 0 \quad (16)$$

综上可得,在初步分割点云后,异常点的法向量与其所属点云集法向量夹角较小,但该点与点云集其余点的空间几何距离明显偏大,由此可推断,其 X 邻域内的点法向量与异常点法向量夹角较大,即:

$$\theta' = \arccos \frac{\langle u_3, u'_3 \rangle}{\|u_3\| \cdot \|u'_3\|} > \theta_\varepsilon \quad (17)$$

同时注意到,在 σ 无穷小时,点 p_x 与 p_σ 空间距离近似为0,因此可以认为这两个点的 X 邻域除另一点外完全重合,从而可得这两个点的协方差矩阵 Σ 与 Σ' 也近似相等,进一步可以认为其特征值和特征向量也接近相同。由于特征向量组成的空间新基具有正交性,因此由式(15)~(17)可得:

$$\frac{\|p_{rot,2}\|^2}{\|p_{rot,1}\|^2 + \|p_{rot,2}\|^2 + \|p_{rot,3}\|^2} \approx \frac{\|p'_{rot,3}\|^2}{\|p'_{rot,1}\|^2 + \|p'_{rot,2}\|^2 + \|p'_{rot,3}\|^2} \quad (18)$$

$$\frac{\|p_{rot,3}\|^2}{\|p_{rot,1}\|^2 + \|p_{rot,2}\|^2 + \|p_{rot,3}\|^2} \approx \frac{\|p'_{rot,2}\|^2}{\|p'_{rot,1}\|^2 + \|p'_{rot,2}\|^2 + \|p'_{rot,3}\|^2} \quad (19)$$

整理后可得:

$$\|p_{rot,2}\|^2 \approx \|p_{rot,3}\|^2 \quad (20)$$

对于异常点,其显然满足:

$$\|p_{rot,1}\|^2 \gg \|p_{rot,3}\|^2 \quad (21)$$

由此,异常点的检测可以通过计算其在法向量方向的投影幅值,若在较小的两个特征值对应特征向量方向投影幅值相近且较小,同时在最大特征值对应特征向量方向的投影幅值远大于另外两个幅值,即满足式(20)和式(21),则可判断该点为异常点。

4) 异常点和离群点修复

异常点往往距离正确标定板点云中心点较远,离群点多出现于标定板点云边缘处,这两种点集会造成后续的中心点以及其对应的法向量计算出现较大偏差,因此需重新正确归类至相应标定板点云集。

异常点和离群点的数量远小于整体点云数量,通过统计其邻域点集内各个标定板的点云数量和所占比例对其周围的点云情况进行描述,选取占比最高的标定板点云集作为重新归类的目标,从而完成异常点和离群点修复。

定义合集 $P_m = P_e \cup P_s$,其中 P_e 和 P_s 分别表示异常点和离群点点云集。在合集 P_m 中取其任意一点 p_m ,计算该点邻域内 Y 个点并组成相应的点云集 P_Y ,该点云集来自 m 块标定板点云集,即:

$$P_Y = P_Y^{(1)} \cup P_Y^{(2)} \cup \dots \cup P_Y^{(m)} \quad (22)$$

$$Y = N(P_Y^{(1)}) + N(P_Y^{(2)}) + \dots + N(P_Y^{(m)}) \quad (23)$$

$$\text{其中, } P_Y^{(1)} \subseteq P_e^{(1)}, P_Y^{(2)} \subseteq P_e^{(2)}, \dots, P_Y^{(m)} \subseteq P_e^{(m)}.$$

同时定义邻域描述子:

$$\xi_i = \frac{N(P_Y^{(i)})}{N(P_e^{(i)})} \cdot \frac{N(P_Y^{(i)})}{Y} \quad (24)$$

该描述子可以体现邻域内各个标定板点云在整体点云和邻域点云中所占比例,避免了某一块原始标定板总点云数量偏多导致邻域中占比较高的问题,该数值与各个标定板对于点 p_m 的影响程度成正相关,数值越大所占比例也越高,因此可以将该异常点或离群点归类至邻域描述子数值最高的标定板,设:

$$\xi_t = \max\{\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_m\} \quad (25)$$

则 t 值对应归类的标定板序号,即 $p_m \in P_e^{(t)}$ 。

2.2 基于点云中心的激光/可见光粗配准

在获取均由 m 块标定板点云集组成的激光点云集和图像点云集后,与传统方法依靠特征点提取不同,本文提出一种利用点云中心进行粗配准的思路。在三维空间中,对同一物体不同传感器获得的立体几何图形,在任意定义的世界坐标系下均为相等,即同一标定板的激光点云和图像点云的空间相对关系完全一致。因此即使部分激光点云残缺、个别三维点明显偏离标定板,但对应的图像点云是完整的,依然可以实现匹配,具有较强的鲁棒性。

在单应矩阵和相机内参准确标定的情况下,图像点云可以很好的保持均匀、平整等特点,因此可直接通过求均值获得各个标定板点云的中心点;由于激光雷达本身的硬件结构特点,在采集数据时带有一定误差,在进行点云数据预处理后,同样会出现个别三维点明显偏离标定板平面,如同样用均值求中心点会带有较大误差,严重影响后续获得的外参初值准确度。

为获取准确激光点云中心,提高粗配准精度,本文利

用点云聚集思想,提出了一种点云中心迭代算法,在最大程度保证点云特征的同时,通过收缩点云空间范围,可以有效降低偏离点带来的误差影响,原理如图3所示。

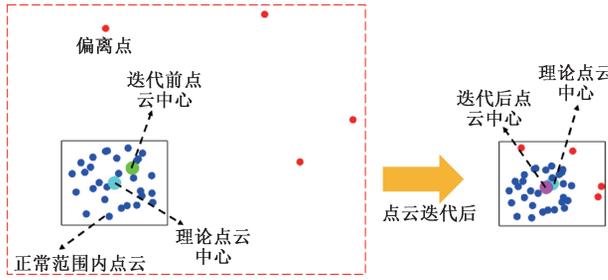


图3 点云中心迭代原理

Fig.3 The principle of iterative solution of point clouds center

对于点云集 $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_k\}$, 计算其初始中心点:

$$\bar{q} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k q_i \quad (26)$$

其中, k 表示点云集 Q 的三维点个数。同时计算各点与该中心点的距离总和。

$$D_s = \sum_{i=1}^k \|q_i - \bar{q}\| \quad (27)$$

按下式对点云集 Q 进行更新, 得到新点云集 $Q' = \{q'_1, q'_2, \dots, q'_k\}$ 。

$$q'_i = q_i - \frac{q_i - \bar{q}}{D_s} q_i \quad (28)$$

然后计算点云集 Q' 的中心点为 \bar{q}' , 若满足:

$$\|\bar{q}' - \bar{q}\| < \varepsilon_q \quad (29)$$

则认为 \bar{q}' 是该点云集的中心, 其中 ε_q 表示迭代误差阈值; 否则继续按式(26)~(28)进行迭代计算。

完成上述中心点计算后, 设激光点云中心点集为 $Q_l = \{q_l^{(1)}, q_l^{(2)}, \dots, q_l^{(m)}\}$, 图像点云中心点集为 $Q_c = \{q_c^{(1)}, q_c^{(2)}, \dots, q_c^{(m)}\}$, 其中 m 表示标定板个数。

为保证两组点云中心的完全配对, 标定板个数应满足 $m \geq 3$ 。当 $m = 1$ 时, 虽然可以实现点云中心的完全重合, 但由于没有其它空间约束, 会使得后续的全局点云精配准陷入局部极值, 从而得到错误的配准参数; 当 $m = 2$ 时, 粗配准中只包含两组点云中心, 显然无法保证点云中心的唯一配对; 当 $m \geq 3$ 时, 假设其中任意两中心点的距离都不相等, 则可以保证任意三点形成的空间三角形都可以在另一组点云中心中唯一确定, 即实现点云中心的完全配对。

取点云集 Q_l 的中心点为 \bar{q}_l , 点云集 Q_c 的中心点为 \bar{q}_c 。

$$W = \sum_{i=1}^m (q_c^{(i)} - \bar{q}_c)(q_l^{(i)} - \bar{q}_l)^T \quad (30)$$

对矩阵 W 进行奇异值分解 (singular value decomposition, SVD)^[25-26], 即 $W = U\Sigma V^T$, 则可得粗配准标定参数

$$R_{l_0} = UV^T \quad (31)$$

$$t_{l_0} = \bar{q}_c - R_{l_0}\bar{q}_l \quad (32)$$

2.3 基于 ICP 的精配准

利用粗配准参数可以实现激光点云和图像点云中相同标定板中心点的配准, 但由于存在误差和旋转角度, 还无法实现标定板点云的完全配准, 因此本文采用 ICP 算法^[27]进行精配准, 迭代初始值采用粗配准标定参数 R_{l_0} 和 t_{l_0} 。设粗配准后的激光雷达点云集 $Q'_l = \{q'_l{}^{(1)}, q'_l{}^{(2)}, \dots, q'_l{}^{(n_l)}\}$ 为:

$$q'_l{}^{(i)} = R_{l_0}q_l^{(i)} + t_{l_0}, i = 1, 2, \dots, n_l \quad (33)$$

其中, $n_l = N(Q'_l)$ 表示点云集 Q'_l 的三维点个数。

为求解式(33)中的 R_l 和 t_l , 以点云集 Q_c 和 Q'_l 构建误差平方和 e 如下:

$$e = \min_{R_l, t_l} J = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \|q_c^{(i)} - (R'_l q'_l{}^{(i)} + t'_l)\|^2 \quad (34)$$

求解式(34)可采用四元数法进行迭代计算, 将式(33)代入最终可得:

$$R_l = R'_l R_{l_0} \quad (35)$$

$$t_l = R'_l t_{l_0} + t'_l \quad (36)$$

3 实验验证与分析

3.1 实验系统搭建

本文采用 Velodyne VLP-16 激光雷达和 MER-131-75GM-P NIR 相机对算法进行测试, 设备相关参数信息如表1和2所示。

表1 VLP-16 激光雷达参数信息

Table 1 Parameter information of VLP-16 lidar

参数	数值
测量范围	0~100 m
测量精度	±3 cm
旋转速率	5~20 Hz
激光束数量	16
视场	水平方向: 360°, 垂直方向: -15°~+15°
角度分辨率	水平方向: 2°, 垂直方向: 0.1°~0.4°

实验采用了3块7×7黑白棋盘标定板, 尺寸分别为80 cm×80 cm, 60 cm×60 cm和40 cm×40 cm, 为保证点云中心完全配对, 应尽可能保证3块标定板中心彼此空间距离不相等, 同时由于点云分割利用了点云法向量的一致性, 因此需尽量增大3块标定板相互间的法向量夹角。

表 2 NIR 相机参数信息

Table 2 Parameter information of NIR camera

参数	数值
分辨率	1 280×1 024
像素尺寸	4.8 μm×4.8 μm
信噪比	32 dB
增益	0~16 dB
模数转换精度	10 bit

为保证标定板同时在激光雷达和相机的观测范围内,并尽可能增大激光点云数量,经实际测试,标定板与激光雷达和相机的水平距离应在 3~5 m(实验中为 4.5 m),标定板间的水平距离应不超过 3.5 m(实验中为 2.5 m),最后,联合标定后的参数也将通过卫星模型进行验证,实验场地布局和实际场景如图 4 所示,实验流程如图 5 所示。

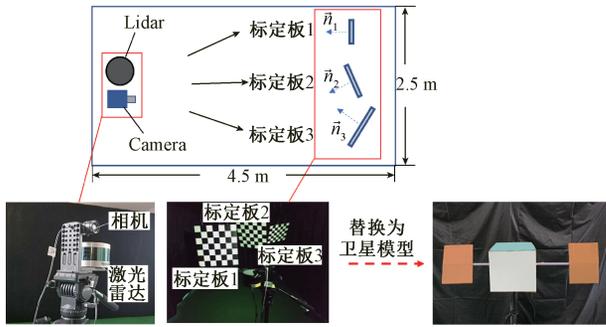


图 4 实验场地布局 and 实际场景

Fig.4 Experimental site layout and actual scene

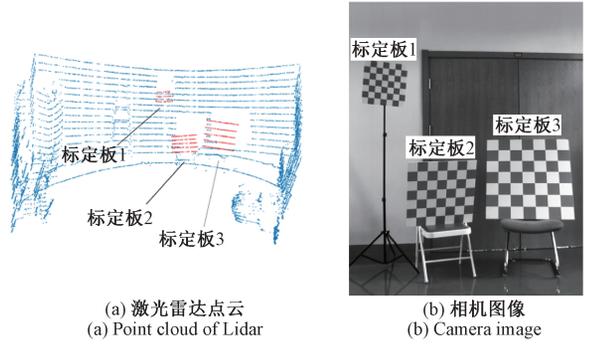


图 6 原始数据采集

Fig.6 Original data acquisition

理后的激光点云和图像点云精配准结果,两传感器的点云完全重合表明了配准算法的可靠性和高精度特点。

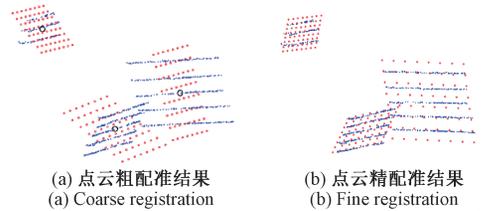


图 7 激光点云和图像点云配准结果

Fig.7 Registration results of lidar point clouds and image point clouds

图 8 所示为激光点云投影至像素坐标系效果,投影后的效果表明点云配准融合算法能达到较好的精度,最终配准参数如表 3 所示。



图 8 激光点云投影至像素坐标系

Fig.8 Lidar point clouds projection to pixel coordinate system

3.2 实验结果和分析

实验中,激光雷达原始采集数据和相机图像采集如图 6 所示。

图 7(a)所示为处理后的激光点云和图像点云粗配准结果,实验结果表明粗配准能完全实现标定板点云中的完全配准,从空间相对位置关系验证了算法的有效性,同时为精配准提供了良好的初始值。图 7(b)所示为处

为验证表 3 标定参数准确性,在相同场景下,将标定板用卫星模型替换,然后应用精配准获得的参数对实际卫星模型的数据进行验证。图 9(a)所示为卫星模型的激光雷达点云数据,图 9(b)所示为相机图像。

实验结果如图 10 所示,卫星边缘轮廓处有个别点投影出现偏差,正确投影的点云数量达到 97.93%,考虑到

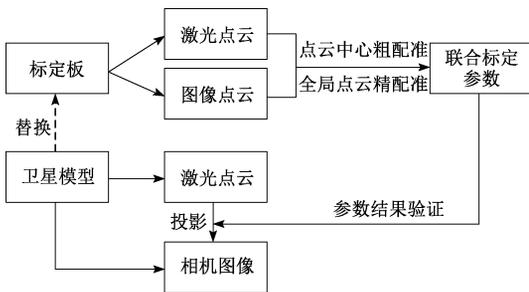


图 5 联合标定实验流程

Fig.5 Experimental process of joint calibration

表3 激光雷达和相机最终配准参数

Table 3 Joint calibration parameters of lidar and camera

参数	实际配准结果
Roll/(°)	0.922 5
Pitch/(°)	-88.178 2
Yaw/(°)	1.140 2
X/m	-0.066 3
Y/m	-0.013 8
Z/m	-0.030 4

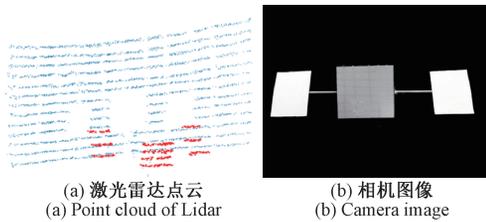


图9 卫星模型数据采集

Fig.9 Satellite model data collected by sensors

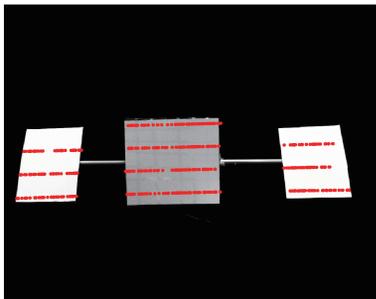


图10 卫星模型配准测试结果

Fig.10 The results of satellite model registration

激光雷达本身的 ± 3 cm 误差,该偏差可以接受,因此该实验验证了上述联合标定算法的有效性,可以实现激光雷达点云与图像正确融合。

4 结 论

本文针对空间环境中激光雷达点云与相机数据匹配过程中关键的联合标定问题,提出了基于点云中心的配准方法。利用多标定板在不同坐标系下空间相对关系不变的特点,通过平面法向量的一致性实现对标定板点云的分割,并完成对异常点和离群点的检测和修复,大大提高了多标定板下的点云分割准确性和有效性。在此基础上,对分割后点的标定板点云利用中心聚集思想迭代求解其点云中心,尽可能保持点云特征不变的同时降低了偏差点对中心点求解的影响,提高了中心点的准确性。

实验结果表明,该方法可以在单帧数据下实现激光雷达与相机的自主配准,点云正确投影比例达到 97.93%,对于线数最稀疏的激光雷达依然可以获取高精度联合标定参数,具有较高的实际可行性和广泛的应用范围。

参考文献

- [1] 李蒙,马晓兵. 航天器远程自主交会方法设计与实现[J]. 宇航学报, 2017, 38(9): 911-918.
LI M, MA X B. Development of long distance autonomous rendezvous for spacecraft [J]. Journal of Astronautics, 2017, 38(9): 911-918.
- [2] YANG M, JIANG Z, LI H, et al. A novel space target-tracking method based on generalized Gaussian distribution for on-orbit maintenance robot in Tiangong-2 space laboratory [J]. Science China Technological Sciences, 2019, 62(6): 1045-1054.
- [3] WOODS J O, CHRISTIAN J A. Lidar-based relative navigation with respect to non-cooperative objects [J]. Acta Astronautica, 2016, 126:298-311.
- [4] SHARMA S, D'AMICO S. Comparative assessment of techniques for initial pose estimation using monocular vision[J]. Acta Astronautica, 2016, 123435-123445.
- [5] KANTHARAJU 4P, HUSSAIN S A, METHANOL S, et al. Autonomous vehicle control using lidar and camera with CAN network [J]. Instrumentation, 2018, 5(4): 3-12.
- [6] 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. Calibration of lidar and camera based on maximum mutual information [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(1): 34-41.
- [7] PADIAL J, HAMMOND M, AUGENSTEIN S, et al. Tumbling target reconstruction and pose estimation through fusion of monocular vision and sparse-pattern range data [C]. 2012 IEEE International Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems (MFI), 2012: 419-425.
- [8] GALANTE J M, EEPOEL J V, STRUBE M, et al. Pose measurement performance of the argon relative navigation sensor suite in simulated-flight conditions [J]. Occupational Ergonomics, 2013, 7(1): 27-42.

- [9] REED B B, SMITH R C, NAASZ B, et al. The restore-l servicing mission [C]. AIAA SPACE 2016, DOI: 10.2514/6.2016-5478.
- [10] CHUANG Q, HUI L, JIAN T, et al. An integrated GNSS/INS/LiDAR-SLAM positioning method for highly accurate forest stem mapping [J]. Remote Sensing, 2017, 9(1): 3.
- [11] KAISER C, SJÖBERG F, DELCURA J M, et al. SMART-OLEV—An orbital life extension vehicle for servicing commercial spacecrafts in GEO [J]. Acta Astronautica, 2008, 63(1-4): 400-410.
- [12] CHEN Z, ZHUO L, SUN K, et al. Extrinsic calibration of a camera and a laser range finder using point to line constraint [J]. Procedia Engineering, 2012, 294348-4352.
- [13] ZOU C, HE B, ZHANG L, et al. An automatic calibration between an omni-directional camera and a laser rangefinder for dynamic scenes reconstruction[C]. 2016 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO), 2016, DOI: 10.1109/ROBIO.2016.7866544.
- [14] GEIGER A, MOOSMANN F, CAR O, et al. Automatic camera and range sensor calibration using a single shot[J]. Proceedings-IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2012:3936-3943.
- [15] 韩正勇,卜春光,刘宸.一种针孔相机与三维激光雷达外参标定方法[J].传感器与微系统,2018,37(4):9-12.
HAN ZH Y, BU CH G, LIU CH. Extrinsic parameters calibration method for pinhole camera and 3D LiDAR[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2018, 37(4): 9-12.
- [16] 俞德崎,李广云,王力,等.一种基于三维特征点集的激光雷达与相机配准方法[J].测绘通报,2018,500(11):40-45.
YU D Q, LI G Y, WANG L, et al. Calibration of lidar and camera based on 3D feature point sets[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2018, (11): 40-45.
- [17] 唐庆博,谭尚真,陈亚南,等.相机与简单激光间外参标定的一种有效方法[J].激光与光电子学进展,2018,55(08):364-369.
TANG Q B, TAN SH ZH, CHEN Y N, et al. An Efficient solution for extrinsic calibration of a vision system with simple laser[J]. Laser and Optoelectronics, 2018, 55(08): 364-369.
- [18] 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 for stereo vision system and 3D laser system[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(10): 2589-2596.
- [19] 史艳侠,娄小平,李伟仙.线结构光点云粗拼接方法研究[J].电子测量与仪器学报,2018,32(6):12-16.
SHI Y X, LOU X P, LI W X. Coarse stitching of point structured cloud of line structured light research on unconstrained method of surface measurement [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(6): 12-16.
- [20] 吴文欢,朱虹,吴向荣.基于平面运动约束的摄像机自标定方法[J].仪器仪表学报,2019,40(1):251-259.
WU W H, ZHU H, WU X R. Camera self-calibration method based on planar motion constraint [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(1): 251-259.
- [21] ZHANG Z. A flexible new technique for camera calibration[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(11): 1330-1334.
- [22] 田少雄,卢山,刘宗明,等.基于LM算法的相对测量相机非线性标定技术[J].上海航天,2015,32(6):30-33.
TIAN SH X, LU SH, LIU Z M, et al. Nonlinear optimization of camera calibration for relative measurement based on levenberg-marquardt algorithm[J]. Aerospace Shanghai, 2015, 32(6): 30-33.
- [23] 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 (CCDC), IEEE, 2018: 1658-1663.
- [24] HERV É A, WILLIAMS L J. Principal component analysis[J]. Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics, 2010, 2(4): 433-459.
- [25] POMERLEAU F, COLAS F, SIEGWART R. A review of point cloud registration algorithms for mobile robotics[J].

Foundations and Trends in Robotics, 2015, 4(1): 1-104.

- [26] ARUN K S, HUANG T S, BLOSTEIN S D. Least-squares fitting of two 3D point sets [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1987(5): 698-700.
- [27] BESL P J, MCKAY N D. A method for registration of 3D shapes [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(2): 239-256.

作者简介



康国华(通信作者),分别于2001年和2006年于南京航空航天大学获得学士学位和博士学位,现为南京航空航天大学教授,主要研究方向为微小卫星总体设计、卫星姿轨控技术、多传感器信息融合。

E-mail: kanggh@nuaa.edu.cn

Kang Guohua (Corresponding author) received his B.Sc. degree and Ph.D. degree both from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 2001 and 2006, respectively. He is currently a professor at Nanjing University of Aeronautics and Astronautics. His main research interests focus on overall design of micro satellite, attitude and orbit control technology of

satellite, multi-sensor information fusion.



张琪,2018年于南京航空航天大学获得学士学位,现为南京航空航天大学硕士研究生,主要研究方向为航天器位姿估计、空间机械臂控制。

E-mail: qizhangsp@163.com

Zhang Qi received his B.Sc. degree from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 2018. He is currently a M.Sc. candidate at Nanjing University of Aeronautics and Astronautics. His main research interests include pose estimation and tracking of spacecraft and space manipulator control.



张晗,2017年于南京航空航天大学获得学士学位,现为南京航空航天大学硕士研究生,主要研究方向为计算机视觉与三维路径规划技术。

E-mail: hanzhangnuaa@foxmail.com

Zhang Han received her B.Sc. degree from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 2017. She is currently a M.Sc. candidate at Nanjing University of Aeronautics and Astronautics. Her main research interests include computer vision and 3D path planning technology.