

基于强度信息的激光雷达和相机空间位姿标定方法

宋文松, 张宗华*, 高楠, 孟召宗

河北工业大学机械工程学院, 天津 300130

摘要 激光雷达和相机融合系统可感知环境的几何尺寸和颜色信息, 在多个领域中得到了广泛应用。为了准确融合两种信息, 提出了一种基于自然特征点的激光雷达和相机外部参数标定方法。首先, 在激光雷达自校正的基础上, 利用激光雷达数据的强度信息对点云以中心投影的方式生成灰度图。然后, 通过尺度不变特征变换算法对投影生成的灰度图和相机图像进行特征点提取和匹配。最后, 以同名特征点得到的信息建立标定数学模型, 并进行数据优化, 标定出三维激光雷达系统和相机系统的外部参数。实验结果表明, 该方法计算的点云到图像像素点的重投影误差为 2.3 pixel, 验证了该位姿标定方法的有效性和准确性。

关键词 机器视觉; 激光雷达; 强度信息; 相机; 外参标定; 尺度不变特征变换

中图分类号 TP39

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202259.0215003

Spatial Pose Calibration Method for Lidar and Camera Based on Intensity Information

Song Wensong, Zhang Zonghua*, Gao Nan, Meng Zhaozong

School of Mechanical Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China

Abstract Lidar and camera fusion system can perceive the geometric size and color information of the environment, which has been widely used in many fields. In order to accurately fuse the two kinds of information, we propose a calibration method of external parameters of lidar and camera based on natural feature points. First, on the basis of lidar self correction, the gray image is generated by central projection of the point cloud using the intensity information of lidar data. Then, the scale-invariant feature transformation algorithm is used to extract and match the feature points of the gray image generated by projection and the camera image. Finally, the calibration mathematical model is established based on the information obtained from the feature points with the same name, and the data are optimized to calibrate the external parameters of the three-dimensional lidar system and camera system. The experimental results show that the re projection error from the point cloud to the image pixels calculated by this method is 2.3 pixel, which verifies the effectiveness and accuracy of the pose calibration method.

Key words machine vision; lidar; intensity information; camera; external parameter calibration; scale-invariant feature transform

1 引言

随着人们对激光雷达技术的研究以及计算机技

术和机器视觉技术的快速发展, 基于激光雷达相机系统的三维重建^[1]已成为一个重要的研究方向。经过位姿标定的激光雷达相机系统能处理多样的环境

收稿日期: 2021-02-03; 修回日期: 2021-03-03; 录用日期: 2021-03-11

基金项目: 国家自然科学基金(51675160, 52075147)、重大科学仪器设备开发重点专项(2017YFF0106404)

通信作者: *zhzhang@hebut.edu.cn

感知任务,如机器人视觉、三维场景重建、无人车自动驾驶研究^[2-8]。目前对激光雷达相机系统的位姿^[9]标定方法大致可以分为三种。第一种是基于特定靶标的方法,如Unnikrishnan等^[10]利用两种传感器对平面棋盘格的检测建立平面约束,通过不同位置的平面特征计算位姿参数;陈东^[11]通过设计圆形靶标,利用点云的边缘性对线特征进行拟合,并结合算法检测的线特征建立数学模型,对位姿关系进行求解;赵松^[12]设计了一种圆形回光反射标志,利用算法定位点云数据和影像数据的特征点,并根据特征点建立位姿参数的约束方程。第二种是基于信息融合的方法,如Pandey等^[13]利用RGB(Red, Green, Blue)图像和激光雷达强度图像的互信息(Mutual information)对外部参数进行标定,但由于点云的稀疏性和数据源不一致,该方法容易造成误差。第三种是基于深度学习的方法,如Schneider等^[14]将RGB图像和点云深度放入设计好的卷积神经网络(CNN)中对外部信息进行校准,但该方法要准备大量的训练集提前对CNN进行校准,很难应用于实际中的外参标定。

针对上述问题,本文提出了一种基于自然特征点的激光雷达和相机外部参数标定方法。首先,基于一般平面对激光雷达内部参数进行校准,实现了致密的三维数据。然后,基于自然特征点对外参进行标定。标定的关键是对两种不同的数据建立相关的特征对应关系,但不同维度的信息很难得到对应特征,因此将点云的强度信息^[15]转换成灰度值,将点云通过中心透视投影生成图像。最后,利用尺度不变特征变换(SIFT)算法提取特征点,建立数学模型并标定空间位姿关系。

2 基本原理

2.1 激光雷达自校准原理

图1为激光雷达三维扫描系统的原理图。如图1(a)所示,将激光雷达放置到旋转轴,激光雷达坐标系为 $o-xyz$,将其坐标系旋转平移到坐标系 $O-XYZ$ 。根据部件信息测量得到雷达中心与转轴中心的距离 d ,通过底部电机控制旋转轴水平旋转 180° 实现激光雷达的致密扫描。

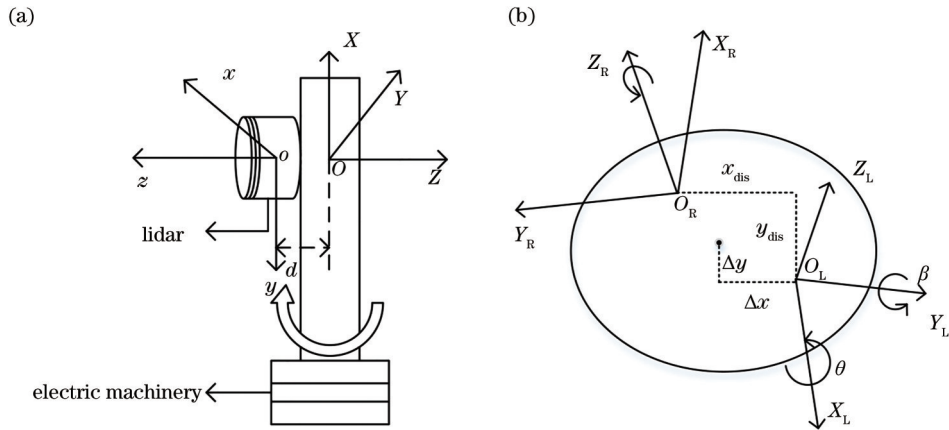


图1 激光雷达的三维扫描系统。(a)激光雷达的坐标系;(b)轴上坐标系

Fig. 1 Three-dimensional scanning system of the lidar. (a) Coordinate system of the lidar; (b) on-axis coordinate system

系统具有安装误差,因此,要先对系统进行自校准,以反映真实环境中测量点的信息。受校准因素的影响, $0^\circ \sim 180^\circ$ 和 $180^\circ \sim 360^\circ$ 的数据模型不重合,设 $0^\circ \sim 180^\circ$ 数据的坐标系为 $O_L-X_L Y_L Z_L$ (左坐标系), $180^\circ \sim 360^\circ$ 数据的坐标系为 $O_R-X_R Y_R Z_R$ (右坐标系)。针对两个坐标系的点云数据,建立自校准数学模型,标定参数如图1(b)所示。其中, $O_L X_L$ 方向为激光雷达的零度角, β 为激光雷达的零度角方向偏角, θ 为绕 X_L 轴旋转的俯仰角偏角, x_{dis} 和 y_{dis} 为两个坐标系中心的平移值, Δx 和 Δy 为坐标系到轴中心的平移距离,其值为 x_{dis} 和 y_{dis} 的一半。设 P_L 和

P_R 为同一物点在两个坐标系下的坐标,则校准后的 $P_L(x_L, y_L, z_L)$ 可表示为

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \mathbf{R}' \begin{bmatrix} x_L \\ y_L \\ z_L \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \\ 0 \end{bmatrix}, \mathbf{R}' = \mathbf{R}'_x \mathbf{R}'_y, \quad (1)$$

式中, $\mathbf{R}'_x = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(-\theta) & \sin(-\theta) \\ 0 & -\sin(-\theta) & \cos(-\theta) \end{bmatrix}$, $\mathbf{R}'_y =$

$$\begin{bmatrix} \cos(-\beta) & 0 & \cos(-\beta) \\ 0 & 1 & 0 \\ \cos(-\beta) & 0 & \cos(-\beta) \end{bmatrix}。$$

将右坐标系绕 Z_R 轴旋转 180° , 此时的校准数据为 $2\theta, 2\beta, x_{dis}, y_{dis}$, 且满足

$$P_L = \phi P_R + \Delta, \quad (2)$$

式中, ϕ 为偏角的旋转矩阵, Δ 为两个坐标系中心的平移向量, 由 x_{dis} 和 y_{dis} 组成。 ϕ 和 Δ 的求解步骤如下。

1) 求解初始值

计算初始值时需要计算平移向量和旋转矩阵。拟合平面的位姿可由三维法向量 N 表示, 左坐标系的平面法向量用 N_L 表示, 右坐标系的平面法向量用 N_R 表示。图 2 为左坐标系与右坐标系的原点到平面的距离示意图, 其中, O_R 为右坐标系的原点, α_L 为平面到左坐标系原点的距离向量, O_L 为左坐标系的原点, α_R 为平面到右坐标系原点的距离向量。

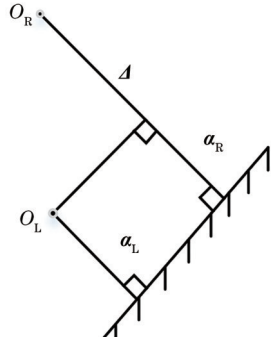


图 2 左坐标系与右坐标系原点到平面的距离

Fig. 2 Distance from the origin of the left and right coordinate systems to the plane

假设右坐标系的平移向量为 Δ , 则右坐标系原点到平面的距离为 $\alpha_R - N_R \Delta$ 。为了使两个坐标系的原点到平面的距离相等, 定义关于 Δ 的目标函数为

$$\Delta = \arg \min_{\Delta} \|N_R \Delta - (\alpha_L - \alpha_R)\|_F, \quad (3)$$

解得

$$\Delta = (N_R N_R^T)^{-1} N_R (\alpha_L - \alpha_R) N_L. \quad (4)$$

理想情况下, N_R 与 N_L 两个向量的夹角为 0° , 即

$$\phi = \arg \max_{\phi} \sum_i N_{R,i}^T (\phi N_{L,i}), \quad (5)$$

式中, i 为第 i 个平面。若旋转矩阵 ϕ 满足 $\phi \phi^T = I_{3 \times 3}$ 且 $|\phi| = 1$, 则

$$\phi = \max_{\phi} \text{tr}(N_R^T \phi N_L) = \max_{\phi} \text{tr}(\phi N_L N_R^T). \quad (6)$$

可以发现, (6) 式为 Orthogonal Procrustes 问题, 得到 $\phi = VU^T$, 其中, $N_L N_R^T = USV^T$ 。

2) 非线性优化

通过非线性优化激光雷达左坐标系, 构成平面

上所有点到右坐标系下点欧氏距离的总和, 并对所求参数进行求解。设 $x_{L,i}$ 为左平面的点坐标, i 为标定板平面的数量, j 为构成平面的点数, 则非线性优化的目标函数可表示为

$$\arg \min_{\phi, \Delta} \sum_i \frac{1}{m(i)} \sum_{j=1}^{m(i)} [N_{R,i}^T (\phi x_{L,i} + \Delta) - \alpha_R]^2, \quad (7)$$

式中, $m(i)$ 为第 i 个平面的点数, n 为参与计算的平面数量。得到 ϕ 和 Δ 的初值后, 以 (7) 式作为目标函数用 L-M (Levenberg-Marquardt) 算法对 ϕ 和 Δ 进行非线性优化。

2.2 相机与激光雷达的联合标定

图 3 为相机-激光雷达系统的原理, 激光雷达坐标系为 $O_L-X_L Y_L Z_L$, 相机坐标系用 $O_C-X_C Y_C Z_C$ 表示。激光雷达与相机坐标系的位姿关系可由三个轴旋转角度组成的旋转矩阵 R 与坐标系中心的平移向量 T 表示。世界点 P 在激光雷达坐标系中的坐标为 $P(X, Y, Z)$, 其与相机坐标系中点 P_C 投影的相机成像像素点 (u, v) 的转换关系为

$$s \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = k \begin{bmatrix} R & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} = M \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix}, \quad (8)$$

式中, s 为比例系数, $k = \begin{bmatrix} f_x & 0 & C_x & 0 \\ 0 & f_y & C_y & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$ 为相机内

参, $M = \begin{bmatrix} M_{11} & M_{12} & M_{13} & M_{14} \\ M_{21} & M_{22} & M_{23} & M_{24} \\ M_{31} & M_{32} & M_{33} & M_{34} \end{bmatrix}$ 为点云投影矩阵。

为了找到特征点的对应关系, 利用点云的强度信息将点云坐标 (X, Y, Z) 根据中心投影的方式生成灰度图像坐标 (u', v') , 并与相机图像进行特征点匹配。根据投影关系得到三维点坐标, 建立空间位姿约束。

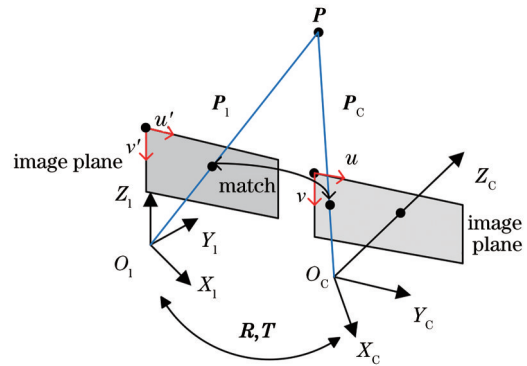


图 3 相机-激光雷达系统的原理

Fig. 3 Principle of the camera-lidar system

2.2.1 特征点的匹配原理

由于点云存在离群噪声和测量噪声,根据点云的形状利用半径滤波对点云进行处理。图 4(a)为致密三维点云的切面,可以发现,点云的密度高且噪声多。利用半径滤波器建立以 d 为半径的球体,设定球体内的点云数量阈值,对满足要求的点给予保留。经合适的阈值多次滤波处理后,既可以保留点云的特征也可以去除点云噪声,处理结果如图 4(b)所示。

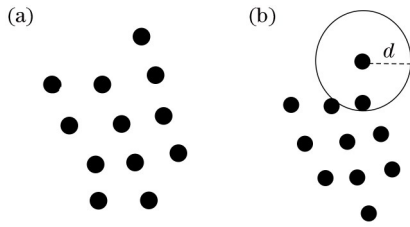


图 4 点云的滤波结果。(a)点云的切面图;(b)半径滤波算法的处理结果

Fig. 4 Filtering result of the point cloud. (a) Cross-sectional view of the point cloud; (b) processing result of the radius filtering algorithm

对点云进行滤波处理后,将数据根据中心透视方式投影到虚拟图像平面上。投影的灰度图像和相机图像一样满足透视变形原理,可与相机图像进行特征点匹配。虚拟相机的坐标系如图 5 所示。

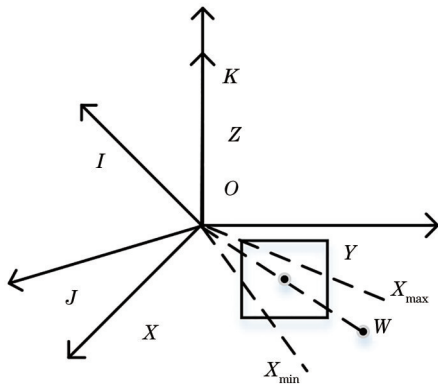


图 5 虚拟相机的坐标系

Fig. 5 Coordinate system of the virtual camera

虚拟相机坐标系为 $O-IJK$,透视中心是激光雷达坐标系 $O-XYZ$ 的原点。通过设定扫描角度 X_{\max} 和 X_{\min} 得到指向点云中心的坐标轴。设定虚拟焦距,根据投影矩阵计算投影点在图像坐标系的坐标。根据点的强度信息赋予像素点对应的灰度值。图像的大小根据采样距离 dx 与投影坐标 (u', v') 计算,图像的高度 L_h 和宽度 L_w 可表示为

$$L_h = \text{round} \left(\frac{u'_{\max} - u'_{\min}}{dx} \right), \quad (9)$$

$$L_w = \text{round} \left(\frac{v'_{\max} - v'_{\min}}{dx} \right), \quad (10)$$

式中,round 为取整函数, u'_{\max} 、 u'_{\min} 、 v'_{\max} 、 v'_{\min} 分别为投影在两个方向上的像素最大值与最小值。为了与相机图像进行匹配,计算以图像左上角为原点像素坐标系的坐标 (c, r) ,可表示为

$$c = \left[\text{round} \left(\frac{u' - u'_{\min}}{dx} \right) \right] + 1, \quad (11)$$

$$r = \left[\text{round} \left(L_h - \frac{v' - v'_{\min}}{dx} \right) \right] + 1. \quad (12)$$

对点云进行滤波采样处理后,还是会出现多个三维激光点投影到同一个图像网格的情况。因此,采用消隐的算法,即遍历网格中的点云,对比同一个网格中不同投影点对应的原始三维点与扫描中心的距离,选择距离扫描中心大小为中值的三维点作为该网格的投影点,同时记录每个网格点对应的三维点坐标。生成图像后用 SIFT 算法对图像进行特征点识别,并引入随机抽样一致(RANSAC)算法剔除误匹配,最终得到优化后的同名特征点对。

2.2.2 数学标定模型

1) 初始解

通过提取同名特征点,将点云投影到数学模型,得到三维点数据与像素的对应关系。建立方程求解矩阵 M 的 12 个参数,将(8)式展开为

$$su = M_{11}X + M_{12}Y + M_{13}Z + M_{14}, \quad (13)$$

$$sv = M_{21}X + M_{22}Y + M_{23}Z + M_{24}, \quad (14)$$

$$s = M_{31}X + M_{32}Y + M_{33}Z + M_{34}, \quad (15)$$

将(15)式代入(13)式和(14)式中,得到特征点的约束方程

$$u(M_{31}X + M_{32}Y + M_{33}Z + M_{34}) = M_{11}X + M_{12}Y + M_{13}Z + M_{14}, \quad (16)$$

$$v(M_{31}X + M_{32}Y + M_{33}Z + M_{34}) = M_{21}X + M_{22}Y + M_{23}Z + M_{24}. \quad (17)$$

可以发现,1 对特征点可提供 2 个方程,最少需要非共面的 6 对特征点,才能根据线性最小二乘法求解旋转矩阵和平移矩阵参数。

2) 数据的优化解

特征点匹配时,同名像素点的提取存在误差,因此,需要对数据进行优化,以提高计算精度。得到 R 、 T 的初始解后,根据(8)式得到投影像素 (u', v') 和 SIFT 算法对图像提取的同名特征点像素 (u, v) , 则像素误差可表示为

$$m = \pm \sqrt{m_u^2 + m_v^2}, \quad (18)$$

式中, $m_u = \pm \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^g \sigma_u^2}{g}}$, $m_v = \pm \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^g \sigma_v^2}{g}}$, $\sigma_u = u' - u$,

$\sigma_v = v' - v$, g 为参与计算的同名点对。设定误差阈值, 对参与计算的特征点进行筛选, 重新计算满足阈值要求的点对, 完成优化。

3 实验结果与分析

为了验证本方法的可行性, 搭建了实物平台。按上述原理对激光雷达系统的参数校准及相机激

光雷达的联合标定进行实验验证, 并对实验方法和结果进行了分析。

3.1 硬件系统

数据采集系统如图 6 所示, 包括 CCD 相机和激光雷达。CCD 相机通过螺丝固定在设备上, 通过控制设备底部的编码器电机实现均匀扫描。为方便 CCD 相机与激光雷达的扫描, 将两设备分别置于转轴两侧。在数据采集时控制相机先进行拍摄, 保持采集设备不动的同时进行激光雷达的扫描, 保证坐标系刚体不变。

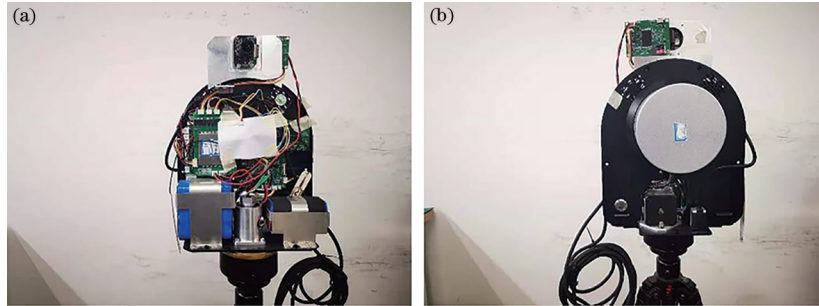


图 6 相机-激光雷达系统的实物图。(a)正面图;(b)反面图

Fig. 6 Physical image of the camera-lidar system. (a) Front view; (b) back view

激光雷达为 Velodyne16 线激光雷达, 数据信息由三维坐标 (X, Y, Z) 和强度信息 (I) 组成。选用的激光波长为 905 nm, 测量距离为 100 m, 精度为 ± 30 mm。相机为普通的 CCD 相机, 分辨率为 $1280 \text{ pixel} \times 960 \text{ pixel}$, 像素尺寸为 0.008 mm/pixel , 标定后的内部参数如表 1 所示, 包括焦距 f_x 和 f_y 与主点坐标 (c_x, c_y) 。

表 1 标定后的相机参数

Parameter	f_x	f_y	C_x	C_y
Calibration result	1055.5179	1052.952	649.637	485.239

3.2 激光雷达的自校准实验

利用棋盘格、墙、地的平面进行拟合, 即 1 帧数据可提供 3 个平面, 实验结果表明, 4 帧数据就能达到稳定的结果。为了验证实验的稳定性, 将采集的 24 帧数据分成 6 组进行实验, 用标准方差评估实验的稳定性。校准角度与平移值的标准方差 E_r, E_t 可表示为

$$E_r = \sqrt{\frac{\sum_{h=1}^6 (\theta_h - \bar{\theta})^2 + (\beta_h - \bar{\beta})^2}{6}},$$

$$E_t = \sqrt{\frac{\sum_{h=1}^6 (\Delta x_h - \bar{\Delta x})^2 + (\Delta y_h - \bar{\Delta y})^2}{6}}, \quad (19)$$

式中, $\bar{\theta}$ 和 $\bar{\beta}$, $\bar{\Delta x}$ 和 $\bar{\Delta y}$ 为 6 组校准角度和距离的平均值, θ_h 为第 h 组校准数据的俯仰角度, β_h 为第 h 组校准数据的零度偏角。计算得到 $E_r = 0.0524$, $E_t = 0.00035$, 这表明多组实验结果与平均值接近, 验证了实验结果的稳定性。

根据实物实验得到零度角偏角 β 和俯仰角偏角 θ 及距离轴心的平移值 $\Delta x, \Delta y$ 如表 2 所示。为了验证自校准数据的准确性, 将参数放入雷达点云数据生成公式中, 重新扫描 1 组数据, 经参数补偿后的数据如图 7 所示。

表 2 激光雷达的自校准结果

Calibration parameter	$\theta / (^\circ)$	$\beta / (^\circ)$	$\Delta x / \text{m}$	$\Delta y / \text{m}$
Calibration result	1.41	-0.15	0.001	0.002

从图 7 可以发现, 两个坐标系同一区域点云经过参数校准后基本重合。为了进一步说明校准参数的效果, 利用图 7(c) 中扫描的房间模型进行验证。激光测距仪测得房间的长、宽、高分别为 645.3 cm, 621.4 cm, 258.2 cm, 与校准数据的对比结果如表 3 所示。可以发现, 相比校准后扫描点云模型的尺寸, 在 6 m 范围内的精度小于 2 cm。考虑到激光雷达的精度, 该误差满足重建要求。

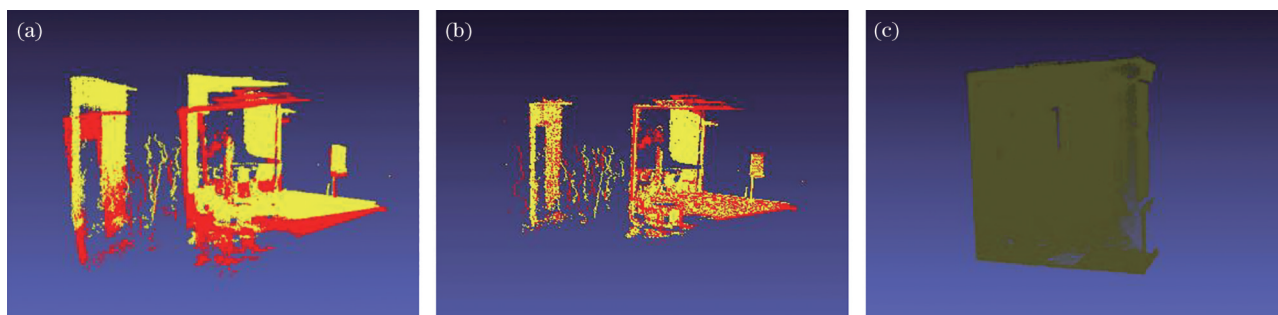


图 7 参数验证的效果。(a)校准前;(b)校准后;(c)房间模型

Fig. 7 Effect of parameter verification. (a) Before calibration; (b) after calibration; (c) room model

表 3 房间尺寸的对比

Table 3 Comparison of room size

unit: cm

Length		Width		Height	
Measured value	Error	Measured value	Error	Measured value	Error
646.9	1.6	622.7	1.3	259.7	1.5

3.3 相机和激光雷达联合标定实验

3.3.1 联合标定实验

实验环境如图 8 所示,用激光测距仪测量得到激光雷达距离前方墙面 2.31 m,距离左边墙面 0.83 m,距离右边墙面 1.12 m,距离地面的高度为 1.62 m。实验环境中复杂的材质及颜色信息能为 SIFT 算法提供大量的像素灰度突变点,在识别特征点周围的像素时提供梯度变化较快的邻域点,有利于提高特征点匹配的速度和精度,进而根据扫描角度建立中心投影的数学模型。

灰度图像的生成效果取决于设定的焦距与像素尺寸,像素尺寸过大,会丢失部分点的信息,图像过于模糊,如图 9(a)所示;像素尺寸过小,则会存在空白像素,增加算法的识别难度,如图 9(b)所示。因此,设置的虚拟焦距大小与实际焦距一致,虚拟像素尺寸为 0.5 mm,生成的灰度图最有利于图像匹配,效果如图 9(c)所示。

图 10 为 SIFT 算法特征匹配的图像,左侧为相



图 8 联合标定实验的环境

Fig. 8 Environment of the joint calibration experiment

机拍摄的图像,右侧为点云中心投影得到的图像。为了取得较好的投影效果,设置了合适的像素尺寸,导致 2 张图像的长宽不一致。匹配后的特征点在图像中以二维坐标像素值表示,利用上述点云中心投影的原理对特征点像素值进行索引与计算,得

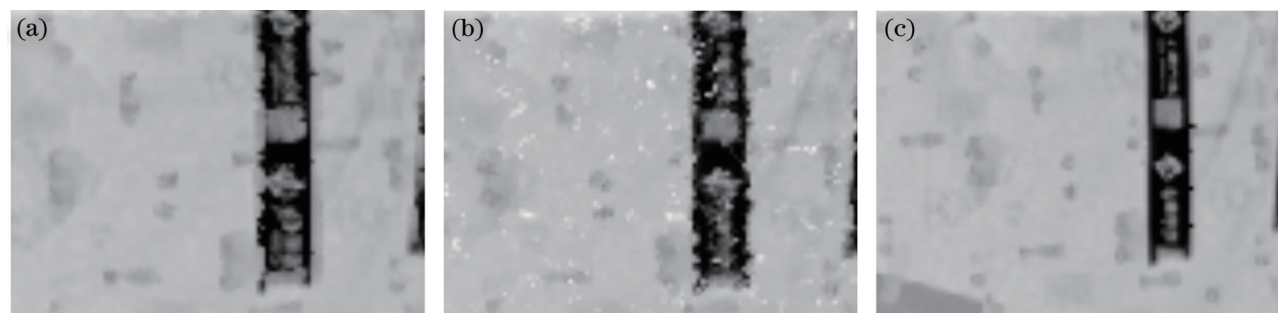


图 9 不同像素尺寸的灰度图(a)像素尺寸过大;(b)像素尺寸过小;(c)像素尺寸适中

Fig. 9 Grayscale images of different pixel sizes (a) Pixel size is too large; (b) pixel size is too small; (c) pixel size is moderate

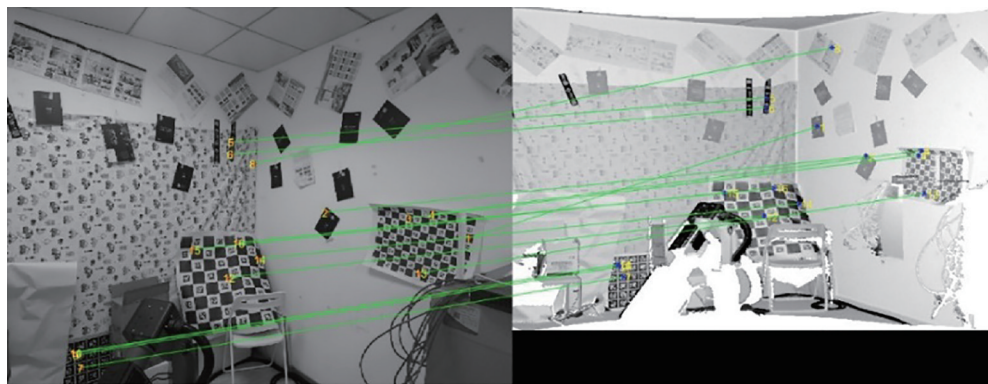


图 10 SIFT 特征点匹配图

Fig. 10 SIFT feature point matching graph

到对应激光雷达坐标系下的三维特征点。根据(8)式将相机二维像素值转换为对应的激光雷达三维坐标值,经过算法优化后的特征点在像素提取上存在小数,而得到的三维点坐标为整数,因此,去除像素值小数部分 0.3~0.7 的特征点。将匹配筛选后的特征点根据重投影误差公式多次筛选后,得到计算空间位姿参数的有效特征点。

根据标定原理得到的位姿标定结果如表 4 所示,图 11 为重投影误差的变化曲线。由于点云投影

的点存在非最优点,且 SIFT 算法提取像素时存在一定的误差,导致初始点计算标定结果的重投影误差较大。随着特征点提取数量的增加,重投影误差逐渐减小,但收敛速度缓慢,约稳定在 6 pixel。通过重投影筛选优化后再进行特征点计算,重投影误差快速减小。参与计算的重投影误差较大点虽然增加了平均误差,但剔除后的特征点数量可按照更小的重投影误差剔除特征点。由于误差的存在,优化结果约稳定在 2.3 pixel。

表 4 标定结果

Table 4 Calibration result

	Rotation matrix	Translation matrix
$R =$	$\begin{bmatrix} 0.9993 & -0.0003 & -0.0367 \\ -0.0367 & -0.0070 & -0.9993 \\ 0.0001 & 1.0000 & -0.0070 \end{bmatrix}$	$T = [-0.008271, 0.096104, -0.00883505]$

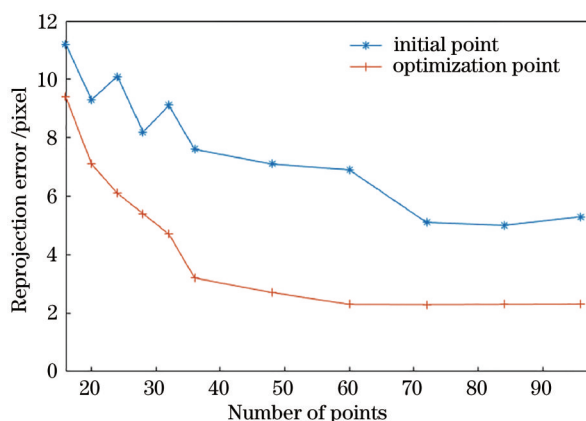


图 11 重投影误差的变化曲线

Fig. 11 Variation curve of the reprojection error

Park 等^[16]利用棋盘格的角点和棋盘格拟合的辅助校准角点估计系统的位姿关系,而本方法不需

要设计标定靶,标定过程更简便。两种方法的重投影误差如表 5 所示,可以发现,本方法的重投影误差更小。

表 5 不同方法的重投影误差

Table 5 Reprojection errors of different methods

Method	Number of checkers	Reprojection error / pixel
Ours	0	2.29
Ref. [16]	6	3.51

将激光雷达采集得到的点云根据本方法投影到图像中,赋予每个三维点 RGB 数值,从而实现深度数据与彩色数据的融合。融合环境如图 12(a)所示,融合效果如图 12(b)所示。可以发现,棋盘格边缘的上色效果较好,标定结果精确。

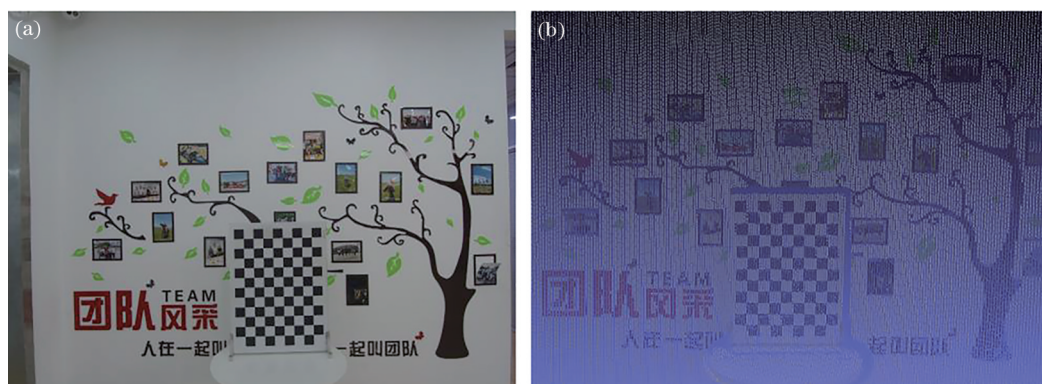


图 12 数据融合的结果。(a)融合环境;(b)融合效果

Fig. 12 Result of data fusion. (a) Fusion environment; (b) fusion effect

4 结 论

针对稀疏性点云难以找到数据特征的问题,提出了一种标定激光雷达与相机空间位姿的方法。基于该方法设计了三维扫描系统,该系统在生成致密点云模型后,利用激光雷达数据的强度信息标定了激光雷达与相机的空间位姿。实验结果表明,本方法无需设计特定标定靶,通过环境自然特征点即可完成系统的参数标定,且在数据帧数较少时依然能得到比较精确的外部参数。

参 考 文 献

- [1] Chen Y L, Hui Y B, Feng L F. The application research of three dimensional scanning technology in 3ds Max modeling[J]. Manufacturing Automation, 2017, 39(5): 136-138.
陈艳雷, 惠延波, 冯兰芳. 三维扫描技术在 3ds Max 建模中的应用探究[J]. 制造业自动化, 2017, 39(5): 136-138.
- [2] Ess A, Leibe B, Schindler K, et al. Moving obstacle detection in highly dynamic scenes[C]//2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation, May 12-17, 2009, Kobe, Japan. New York: IEEE Press, 2009: 56-63.
- [3] Geiger A, Lenz P, Urtasun R. Are we ready for autonomous driving? The KITTI vision benchmark suite [C]//2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 16-21, 2012, Providence, RI, USA. New York: IEEE Press, 2012: 3354-3361.
- [4] Pandey G, McBride J R, Eustice R M. Ford campus vision and lidar data set[J]. The International Journal of Robotics Research, 2011, 30(13): 1543-1552.
- [5] Zhao G Q, Xiao X H, Yuan J S. Fusion of Velodyne and camera data for scene parsing[C]//2012 15th International Conference on Information Fusion, July 9-12, 2012, Singapore. New York: IEEE Press, 2012: 1172-1179.
- [6] Zhang Z J, Cheng X J, Cao Y J, et al. Application of 3D reconstruction of relic sites combined with laser and vision point cloud[J]. Chinese Journal of Lasers, 2020, 47(11): 1110001.
张子健, 程效军, 曹宇杰, 等. 结合激光与视觉点云的古遗迹三维重建应用[J]. 中国激光, 2020, 47(11): 1110001.
- [7] Wang R D, Li H, Zhao K, et al. Robust localization based on kernel density estimation in dynamic diverse city scenes using lidar[J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(5): 0528003.
王任栋, 李华, 赵凯, 等. 基于核密度估计的城市动态密集场景激光雷达定位[J]. 光学学报, 2019, 39(5): 0528003.
- [8] Zhang Y, Ren G Q, Cheng Z Y, et al. Application research of there-dimensional LiDAR in unmanned vehicle environment perception[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(13): 130001.
张银, 任国全, 程子阳, 等. 三维激光雷达在无人车环境感知中的应用研究[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(13): 130001.
- [9] Chao Z C, Fu S H, Jiang G W, et al. Mono camera and laser range finding sensor position-pose measurement system[J]. Acta Optica Sinica, 2011, 31(3): 0312001.
晁志超, 伏思华, 姜广文, 等. 单目摄像机-激光测距传感器位姿测量系统[J]. 光学学报, 2011, 31(3): 0312001.
- [10] Unnikrishnan R, Hebert M. Fast extrinsic calibration of a laser rangefinder to a camera[R]. Pittsburgh: Robotics Institute, 2005.
- [11] Chen D. Calibration and data fusion between 3D laser scanner and monocular vision[D]. Dalian: Dalian University

- of Technology, 2009.
- 陈东. 三维激光和单目视觉间的联合标定与数据融合[D]. 大连: 大连理工大学, 2009.
- [12] Zhao S. Study on the joint calibration of 3D laser scanner and digital camera[D]. Zhengzhou: Information Engineering University, 2012: 46-59.
- 赵松. 三维激光扫描仪与数码相机联合标定方法研究[D]. 郑州: 解放军信息工程大学, 2012: 46-59.
- [13] Pandey G, McBride J, Savarese S, et al. Automatic targetless extrinsic calibration of a 3D lidar and camera by maximizing mutual information[C]// Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, July 22-26, 2012, Toronto, Canada. Menlo Park: AAAI Press, 2012.
- [14] Schneider N, Piewak F, Stiller C, et al. RegNet: multimodal sensor registration using deep neural networks [C]//2017 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), June 11-14, 2017, Los Angeles, CA, USA. New York: IEEE Press, 2017: 1803-1810.
- [15] Hui Z Y, Hu Y J, Kang Y F. Road point cloud extraction algorithm based on reflection intensity skewness balancing[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(2): 022801.
- 惠振阳, 胡友健, 康妍斐. 基于反射强度偏度平衡的道路点云提取算法[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(2): 022801.
- [16] Park Y, Yun S, Won C S, et al. Calibration between color camera and 3D LiDAR instruments with a polygonal planar board[J]. Sensors, 2014, 14(3): 5333-5353.