

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J1905688

三维激光雷达-相机间外参的高效标定方法^{*}

刘今越,唐旭,贾晓辉,杨冬,李铁军

(河北工业大学机械工程学院 天津 300130)

摘要:在自动驾驶、移动机器人等领域,激光雷达与相机是常用的传感器,融合这两者的信息首先应该标定两者间的外参。本文在考虑平面移动机器人运动特点的基础上提出两阶段外参标定方法,在尽可能少的人为干预下实现快速标定。第一阶段,在机器人运动过程中同时估算激光里程计和视觉里程计,提取平移、旋转两种运动信息以修改的 Kabsch 算法初步估计外参中的旋转矩阵;第二阶段,以箱体三面相交组成的三面体作为标识物,优化点云中三面体边的投影点和图像中对应三面体边的距离,从而得到精确的外参。此两阶段方法效率高、无需专业设备,在少量人工干预下即可实现外参标定。最后,实验结果表明,在3个坐标轴上的平均误差仅为 3.67、1.11、0.78 mm,在典型移动计算平台上相应的平均标定时间仅需约 635 ms。

关键词: 外参标定;平面运动;三面体;数据关联

中图分类号: TP242 TH74 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.40

High efficient extrinsic parameter calibration method of 3D LiDAR-camera system

Liu Jinyue, Tang Xu, Jia Xiaohui, Yang Dong, Li Tiejun

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

Abstract: 3D LiDARs and cameras are commonly used in the fields of autonomous vehicles, mobile robots and etc. To fuse the complementary information of both, extrinsic calibration is the prerequisite and foundation. Based on the motion characteristics of planar mobile robot, a two-stage extrinsic parameter calibration method is proposed in this paper, which can quickly calibrate the extrinsic parameters with the manual intervention as little as possible. In the first stage, the LiDAR odometry and visual odometry are simultaneously estimated in the robot motion process. Then with the extracted translations and rotations, a coarse estimation of the relative rotation is found by using modified Kabsch algorithm. In the second stage, the trihedron formed by three planes of a box is utilized as the marker. Precise extrinsic parameters are obtained by optimizing the distances of projections of points on trihedron edges in the point cloud to corresponding trihedron edges in the image. This efficient algorithm features just less manual intervention for the calibration without any specialized equipments. Finally, the experiment results show that the mean errors on three coordinate axes are only 3.67, 1.11 and 0.78 mm, and the corresponding mean calibration time on the typical mobile computing platform is only about 635 ms.

Keywords: extrinsic parameter calibration; plane motion; trihedron; data association

0 引言

如今机器人、自动驾驶、无人机等获得了飞速的发展,逐渐走进人们的生活中,这不仅依赖于人工智能技术的进步,也依赖于对自身环境的充分感知,后者的来源即

是各种不同类型的传感器。稳定、可靠的环境信息可为同时定位与地图构建(simultaneous localization and mapping, SLAM)、行为决策、姿态控制等提供有力支撑。激光雷达(light detection and ranging, LiDAR)和相机作为广泛使用的传感器,有各自的优势和不足。激光雷达可以直接获得较高精度的距离信息,但无法感知物体表面

收稿日期:2019-10-07 Received Date:2019-10-07

^{*} 基金项目:国家重点研发计划(2017YFB1301002)、国家自然科学基金(U1813222)、河北省自然科学基金(E2017202270)项目资助

纹理色彩;相机可以提供丰富的纹理色彩信息,易于识别分割,但是无法直接感知物体的空间位置。融合两者的信息、取长补短,也是当前研究的重要内容^[1]。传感器信息融合必须先确定不同类型传感器信息之间的关联,也就是解决外参标定问题。激光雷达与相机之间的标定,一般可以分为有标识物和无标识物两种。Zhang 等^[2]建立多视角观察下的二维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,以此估计外参;Dong 等^[3]使用特殊的非共面 V 型标定板标定二维激光雷达,提出在单次观察下通过最小化点到平面距离来获得鲁棒外参值的方法。

三维激光雷达点云的稀疏特性决定了难以利用扫描点直接确定角点,Zhou 等^[4]关注线和平面特征对应,以随机采样一致性(random sample consensus, RANSAC)算法确定平面,特别处理了平板边缘点;Park 等^[5]以扫描点估计多边形板的边缘进而估计顶点位置,使用 PnP (perspective-n-point)方法处理点到点对应求出外参;董方新等^[6]使用特殊的镂空棋盘格标定板,可以高效地计算关键点分别在激光坐标系和双目相机坐标系下的坐标,建立空间位置对应关系求解外参;姚文韬等^[7]简单利用了点在标定板上的几何约束,优化了重投影误差;除了几何关系,激光雷达点云中点的反射强度信息同样可以利用,Wang 等^[8]将棋盘格标定板的点云反射强度与图像色彩相对应,估计出角点位置后以 UPnP (uncalibrated PnP)方法求解得到外参。

在专业标定工具之外,Pusztai 等^[9]利用常见的纸箱,找到纸箱的角点以及图像中的对应点以 PnP 的方式求解外参,重点在于纸箱参数的确定;Gong 等^[10]让激光雷达与相机多次观察三面体,分别计算各次观测下激光雷达和相机的相对位姿,进而优化得到精确的激光雷达-相机间外参;二维激光雷达同样可以利用三面体,Gomez-Ojeda 等^[11]根据图像中线检测估计的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;如果更深一层考虑激光雷达内参的误差,Mirzaei 等^[12]选取一个标定平面进行多视角观测,根据几何约束求解激光雷达内参以及激光雷达与相机外参,最后批量全局优化求解精确解。

不难发现,上述方法要么需要对标识物多视角观测,要么是大量人为干预以选定目标,要么需要制作专业标定工具。这不利于使用激光雷达-相机系统的机器人在使用过程中维持精度以保证功能正常。

一些自动标定外参的方法不需要人为干预标定过程,多是利用外观或运动信息。Pandey 等^[13]观察到反射强度和灰度在真实翻滚角处有最大的相关系数,于是可以统计反射强度和灰度的分布直方图,使互信息最大化

的便是正确的外参;Taylor 等^[14]以手眼标定为基础,利用传感器的运动估计外参以及外参的不确定程度,而后再进一步提出在补偿相互间运动时间误差后利用强度-运动(intensity-motion, IM)度量优化调整以得到更精确的外参^[15]。

针对平面移动机器人的运动特点,本文首先提出一种由激光雷达和相机各自的运动信息估计两者间旋转关系的方法,可直接利用 SLAM 方法的结果而不过多增加计算量。初步估计旋转矩阵后,使用常见的纸箱作为标识物,在少量人为干预下通过优化投影点到图像中三面体边的距离得到精确外参值。此方法操作简单、计算量小、精度较高,便于用户自行标定。

1 基于运动信息估计旋转关系

手眼标定是以传感器运动估计外参的理论基础,其基本关系为:

$$\mathbf{T}_{AB}^B \mathbf{T}_{k,k-1}^B = \mathbf{T}_{k,k-1}^A \mathbf{T}_{AB}^A \quad (1)$$

式中: $\mathbf{T}_{AB}^A$ 指从坐标系 B 到坐标系 A 的变换矩阵; $\mathbf{T}_{k,k-1}^A$ 、 $\mathbf{T}_{k,k-1}^B$ 分别指物体 A、B 从 $k-1$ 时刻到 k 时刻的变换矩阵。

如果写成旋转与位移形式,则存在如下两个等式:

$$\begin{cases} \mathbf{R}_{AB}^B \mathbf{R}_{k,k-1}^B = \mathbf{R}_{k,k-1}^A \mathbf{R}_{AB}^A \\ \mathbf{R}_{AB}^B \mathbf{t}_{k,k-1}^B + \mathbf{t}_{AB}^B = \mathbf{R}_{k,k-1}^A \mathbf{t}_{AB}^A + \mathbf{t}_{k,k-1}^A \end{cases} \quad (2)$$

式中: $\mathbf{R}_{AB}^A$ 指从坐标系 B 到坐标系 A 的旋转矩阵; $\mathbf{t}_{AB}^A$ 指从坐标系 B 到坐标系 A 的平移向量; $\mathbf{R}_{k,k-1}^A$ 、 $\mathbf{R}_{k,k-1}^B$ 分别指物体 A、B 从 $k-1$ 时刻到 k 时刻的旋转矩阵; $\mathbf{t}_{k,k-1}^A$ 、 $\mathbf{t}_{k,k-1}^B$ 分别指物体 A、B 从 $k-1$ 时刻到 k 时刻的平移向量。图 1 所示则对该过程作了形象说明。

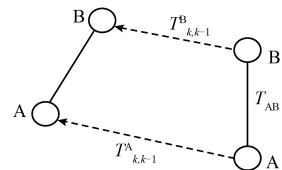


图 1 标准的手眼标定

Fig.1 Standard hand-eye calibration

对于服务机器人这类平面移动机器人而言,其运动是退化情况,也就是说根据其运动无法完全确定外参的 6 个自由度。吴文欢等^[16]、高飞等^[17]利用平面运动约束完成各自的任务,但并未直接求解运动。罗坚铭等^[18]利用手眼标定提高机器人上下料的精度。

从旋转轴考虑,存在:

$$\mathbf{N}_{k,k-1}^C = \mathbf{R}_{CL}^L \mathbf{N}_{k,k-1}^L \quad (3)$$

式中: $\mathbf{N}_{k,k-1}^C$ 和 $\mathbf{N}_{k,k-1}^L$ 分别指同一时间段内相机和激光雷达运动的旋转轴方向向量。

当能找到两对不同方向向量时,方程组提供4个约束,完全可以确定旋转矩阵(3个自由度)。

1.1 估计激光雷达的运动

迭代最近点(iterative closest point, ICP)^[19]方法及其变种是估计点云帧之间运动的主要方法,利用的是点-点、点-线、点-面等特征之间的关系。本文参考 Zhang 等^[20]在 LOAM(LiDAR odometry and mapping)中使用的方法计算点云帧之间的运动,步骤如下所述:

1) 输入点云帧 F_k , 以及修正畸变后的前一帧点云 $\bar{F}_{k-1}$; 初始化旋转和平移都为0。

2) 根据激光雷达模型,计算 F_k 中每一点的所在扫描线和相对时间系数 s 。

3) 计算 F_k 中的边缘特征点集 ε 和平面特征点集 η 。

4) 不满足终止条件时,执行:

(1) 根据更新后的 R 和 t ,将 ε 和 η 中所有点变换到帧开始时刻,记为 $\tilde{\varepsilon}$ 和 $\tilde{\eta}$ 。

(2) 找 $\tilde{\varepsilon}$ 中每点对应的边缘线上两点,计算点到直线距离 d^e ;找 $\tilde{\eta}$ 中每点对应的平面上的3点,计算点到平面距离 d^n ;以 Levenberg-Martquardt 方法最小化距离和,以此更新 R 和 t 。

5) 根据最终得到的运动变换,将 F_k 中所有点变换到帧末尾时刻,记为 $\bar{F}_k$ 。

6) 输出两帧间的变换 T ,等待下一帧点云。

1.2 估计相机的运动

本文提出的基于运动信息估计外参中旋转关系的方法,主要关注旋转轴向量和平移方向向量,对尺度不敏感。同时,考虑到相机采集图像的帧率一般高于激光雷达点云帧率,本文的视觉里程计将多帧整合成一个局部地图,局部地图内使用 RANSAC 联合 P3P 方法计算运动然后输出。步骤如下所述:

1) 输入图像为 F 。

2) 对图像 F 提取 ORB(oriented FAST and Rotated BRIEF)特征。

3) 判断

(1) 若 F 是局部地图的首帧,保存该帧;等待下一帧。

(2) 若 F 是局部地图第2帧,将 F 的特征点与首帧的特征点匹配,极线约束用于计算本质矩阵,进而恢复相对于首帧的运动;将匹配成功的点三角化;保存运动变换和 F ,等待下一帧。

(3) 当局部地图中已有两帧及以上时,以 L-K 光流追踪前一帧的已三角化点在当前帧的对应点,使用 P3P-RANSAC 方法求解两帧间的运动;当前帧特征点与前一帧未三角化点匹配,将匹配点三角化;保存变换和 F ,等待下一帧。

1.3 估计旋转

本文考虑平面移动机器人运动方式,分别提取平移方向向量和旋转轴方向向量组成向量点集对,以 Kabsch 算法^[21]估计外参中的旋转矩阵。

Kabsch 算法通过最小化两个成对点集间的均方根误差来计算最优旋转矩阵。若两个点集分别为 P 、 Q ,先对点集去中心化,然后计算协方差矩阵 H 。

$$H = P^T Q, H_{ij} = \sum_{k=1}^N P_{ik} Q_{kj} \quad (4)$$

当 H 可以奇异值分解时,旋转矩阵 R 为:

$$R = V \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & d \end{bmatrix} U^T \quad (5)$$

其中,

$$H = U \Sigma V^T, d = |VU^T| \quad (6)$$

本文对 Kabsch 算法略做修改,根据激光里程计和视觉里程计的误差确定每一对的权重。

记某一时间段激光雷达和相机的运动分别为 T^L 和 T^C 、距离误差和重投影误差分别为 e_i^L 和 e_i^C ,对应旋转部分的矩阵为 P_r 和 Q_r ,对应平移运动的矩阵为 P_t 和 Q_t 。估计旋转矩阵的步骤如下:

1) 估计激光雷达和相机的运动,截取相同时间段内的运动。

2) 判断该时间段内的运动类型:若是旋转,则将旋转轴方向向量分别放入 P_r 和 Q_r ;若是直行,则将直行方向向量分别放入 P_t 和 Q_t 。

3) 数量达到设定的阈值时,继续下一阶段。

4) 第 k 对数据的权重以式(7)计算,并归一化。

$$w_k = \frac{1}{\alpha \left(\frac{e_k^L}{e^L} + \frac{e_k^C}{e^C} \right)} \quad (7)$$

5) P_r 和 P_t 组成 P , Q_r 和 Q_t 组成 Q ,然后以加权 Kabsch 算法初步计算旋转矩阵 R ,并计算每对轴线之间的方向误差。

6) 类似于切尾平均数(trimmed means),将方向误差最大的前 γ 比例数据的权重置零。

7) 根据新权重重新计算旋转矩阵 R 作为结果。

2 使用三面体精确标定

第1节估计的旋转矩阵有一定误差,主要来源于里程计运动数据的不准确。要想从这些有误差的运动中恢复出足够精确的外参,如 Taylor 所做的工作^[14-15],其对数据的处理方式在计算能力有限的移动机器人上并不合适。平衡计算量与便利性,本文选用纸箱构成的三面体结构估计和调整外参。

2.1 点云中的三面体

虽然日常生活中的三面体结构的 3 个平面之间多为互相垂直的形式,但本文并未假设存在这种约束,也就不能做简单的模板匹配。实验发现,结合聚类与平面特征即可完成点云中三面体的提取,具体步骤如下所述,提取效果如图 2 所示。

1) 输入: 对应的点云帧 F^L ; 1.3 节估计的旋转矩阵 R 。

2) 根据 R 计算相机光轴在激光雷达坐标系的方向 V_{OA} ; 保留点云帧中 V_{OA} 一侧的半球视野内的点云, 记为 F_f^L 。

3) 对 F_f^L 做欧氏聚类。

4) 对聚类后的每一类子点集提取平面, 以数量 (不少于 3 个平面)、平面间法线夹角 (不小于 1 个阈值角度) 以及两个平面同侧等为约束判断三面体的 3 个平面。

5) 对分割出的三面体的每一平面做主成分分析 (principal component analysis, PCA), 以确定平面法线, 并与平面点集中心点一同确定平面方程的系数, 进而确定三面交点以及两面交线上与三面交点等距的点。

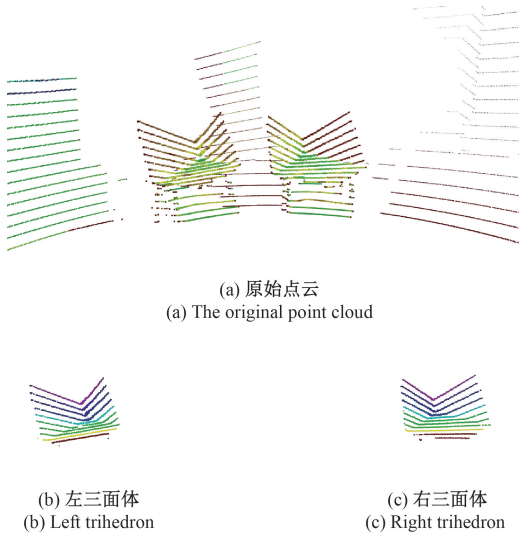


图 2 点云中三面体及其分割

Fig.2 The trihedrons and their segmentations in the point cloud

另外,考虑到三维激光雷达是多线扫描,不同于一般的 RANSAC 拟合平面的方法,本文使用的三点来自于随机选择聚类中一点,其一定半径内同一扫描线的最近点,以及不同扫描线的最近点。

2.2 图像中的三面体

找图像中的三面体即是找三面体的边。本文以 EDLines (edge drawing lines)^[22] 检测图像中的直线,然后从人工选择的交点附近寻找三面体的边缘,具体步骤如下所述,效果如图 3 所示,红色直线是提取的

EDLines,绿色直线连接的红色直线是作为三面体边缘的直线。

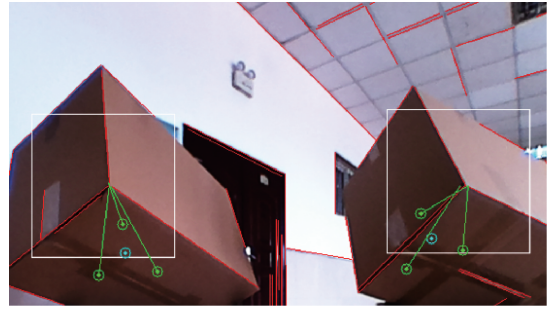


图 3 图像中三面体边的提取

Fig.3 The edge extraction of the trihedrons in an image

1) 输入: 对应的图像帧 F^C 。

2) 对 F^C 提取 EDLines。

3) 人工初步选择图像中的角点 C_1 和 C_2 。

4) 选择端点在 C_i 设定阈值范围内 (如图 3 中的白色方框) 的 EDLines 组成集合 L_i 。

5) 计算 C_i 到 L_i 中直线的距离,并按距离从小到大排序。距离最小的直线作为三面体第 1 条边。

6) 按序依次检查直线,若与已选择的三面体边的夹角大于一个设定阈值则加入为三面体边,否则跳过该直线;直到三面体的边缘数量为 3。

2.3 求解外参

分别找到点云和图像中的三面体后,本文以点到线的距离建立代价函数从而优化外参,选择的点是点云中三面体三面交点以及三条边上与交点等距的点 (以下称为“边缘点”)。但是在这之前,由于视野内存在 2 个三面体且每个三面体有三条边,应该首先确定点云三面体和图像三面体的对应关系。使用 1.3 节估计的旋转矩阵 R ,投影点之间的方向与真实对应点/线的方向存在一定关联,这是可以通过角度约束自动确定的。如图 3 中,蓝色点为三面交点的初始投影点,连接对应图像边的绿色点则为边缘点的初始投影点;连接边缘点投影与图像中三面体边靠近交点的端点后,可以发现以方向为约束可以很好地找到点与线的对应关系,不再需要人为干预。

设点云中一点为 P_{ik}^L ,其在相机坐标系下为 P_{ik}^C ,在对应图像上的投影点为 u_{ik} ;图像中三面体边的系数是 (a_{ik}, b_{ik}, c_{ik}) ,同时令 L_{ik} 为 $(a_{ik}, b_{ik})^T$;需要优化的外参为 $\xi = (\phi^T, t^T)^T$, $\phi^\wedge$ 是李代数 $so(3)$, t 是平移向量。

建立的代价函数为:

$$\frac{1}{2} \sum_i d_i^T W_i d_i = \frac{1}{2} \sum_i d_i^T (L_i L_i^T) d_i =$$

$$\frac{1}{2} \sum_i (\mathbf{L}_i^T \mathbf{d}_i)^T (\mathbf{L}_i^T \mathbf{d}_i) \quad (8)$$

式中: $\mathbf{W}_i$ 为权重矩阵, 可做 Cholesky 分解分解为 $\mathbf{L}_i \mathbf{L}_i^T$ 。同时, 考虑到下面在计算距离时, 为计算方便去掉了绝对值, 所以一般将 $\mathbf{W}_i$ 定义为对角矩阵。

1) 对于三面体三面交点, $\mathbf{d}$ 作为一个三维向量, 元素是交点投影与图像三边各自的距离, 其计算如下,

$$\mathbf{f} = \mathbf{L}^T \mathbf{d} = \mathbf{L}^T \sum_{k=1}^3 \mathbf{l}_k \frac{\mathbf{l}_k^T \mathbf{u} + c_k}{\|\mathbf{l}_k\|} = \left(\mathbf{L}^T \sum_{k=1}^3 \mathbf{l}_k \frac{\mathbf{l}_k^T}{\|\mathbf{l}_k\|} \right) \mathbf{u} + \mathbf{L}^T \sum_{k=1}^3 \mathbf{l}_k \frac{c_k}{\|\mathbf{l}_k\|} \quad (9)$$

令 $\mathbf{K}_{1:2,:}$ 为内参矩阵前两行组成的 2×3 矩阵; $\mathbf{l}_k$ 为第 k 行元素为 1 而其他元素为 0 的列向量; 则:

$$\mathbf{u} = \mathbf{K}_{1:2,:} \bar{\mathbf{P}}^C = \begin{bmatrix} f_x & 0 & c_x \\ 0 & f_y & c_y \end{bmatrix} \cdot \frac{1}{P_z^C} \mathbf{P}^C \quad (10)$$

$$\mathbf{P}^C = \exp(\boldsymbol{\phi}^\wedge) \mathbf{P}^L + \mathbf{t} \quad (11)$$

2) 对于三面体边缘上与交点等距的 3 个点 (即边缘点), $\mathbf{d}$ 同样作为三维向量, 其元素是一个边缘点的投影到其图像对应边的距离。

首先, 激光坐标系下的点转换到相机坐标系下, 需要利用外参变换, 其满足下式:

$$\mathbf{P}^C = \begin{bmatrix} \mathbf{P}_1^C \\ \mathbf{P}_2^C \\ \mathbf{P}_3^C \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \exp(\boldsymbol{\phi}^\wedge) \mathbf{P}_1^L + \mathbf{t} \\ \exp(\boldsymbol{\phi}^\wedge) \mathbf{P}_2^L + \mathbf{t} \\ \exp(\boldsymbol{\phi}^\wedge) \mathbf{P}_3^L + \mathbf{t} \end{bmatrix} \quad (12)$$

而相机坐标系下的空间点投影到归一化平面上, 需要将点的三维坐标归一化并利用相机内参, 计算公式如下。

$$\mathbf{u} \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \\ u_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{K}_{1:2,:} & & \\ & \mathbf{K}_{1:2,:} & \\ & & \mathbf{K}_{1:2,:} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{1}{P_{1z}^C} \mathbf{P}_1^C \\ \frac{1}{P_{2z}^C} \mathbf{P}_2^C \\ \frac{1}{P_{3z}^C} \mathbf{P}_3^C \end{bmatrix} \quad (13)$$

于是 $\mathbf{f}$ 函数可以写成:

$$\mathbf{f} = \mathbf{L}^T \mathbf{d} = \mathbf{L}^T \sum_{k=1}^3 \mathbf{l}_k \frac{\mathbf{l}_k^T \mathbf{u}_k + c_k}{\|\mathbf{l}_k\|} = \begin{bmatrix} \frac{\mathbf{l}_1^T}{\|\mathbf{l}_1\|} \\ \frac{\mathbf{l}_2^T}{\|\mathbf{l}_2\|} \\ \frac{\mathbf{l}_3^T}{\|\mathbf{l}_3\|} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \\ u_3 \end{bmatrix} + \mathbf{L}^T \sum_{k=1}^3 \mathbf{l}_k \frac{c_k}{\|\mathbf{l}_k\|} \quad (14)$$

这样, 2 个三面体得到交点和边缘点各 2 个 $\mathbf{f}$, 使用

Levenberg-Marquardt 方法优化这 4 个 $\mathbf{f}$ 组成的式 (8) 即可得到最终的外参。

3 实验

实验将从以下 3 个方面评价本文方法: 修改的 Kabsch 方法对外点的容忍; 使用三面体标定的高效性; 使用三面体标定的精确性。

实验使用的激光雷达为 Velodyne VLP-16, 数据为点云帧; 相机为小觅双目标标准彩色版 S2100-146/Color, 数据为校正后的图像; 坐标系定义如图 4 所示, 都为右手系。计算平台一个是台式机, AMD Ryzen 2600X、16 GB 内存, 操作系统为 Ubuntu 16.04; 另一个是 NVIDIA Jetson AGX Xavier, 操作系统为官方的基于 Ubuntu 18.04 的系统。程序以 C++ 编写, 使用 Eigen 做矩阵计算, 使用 Ceres 做最小二乘优化。

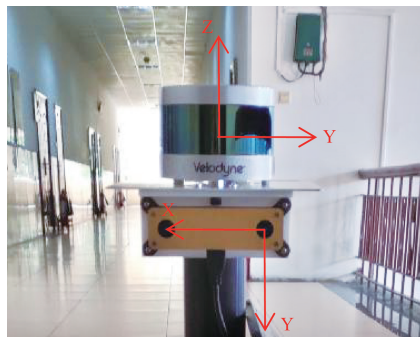


图4 坐标系定义

Fig.4 Coordinate system definition

3.1 旋转估计的评价

图 5 所示展示了旋转、直行各 100 对方向向量的分布情况, 图 5(a)、(b) 的左图都为旋转轴的方向向量在 Y-Z 平面的投影, 图 5(a) 右图为平移方向向量在 X-Z 平面的投影, 图 5(b) 右图为平移方向向量在 Y-Z 平面的投影。

图 5 右图坐标系的不同, 源于 (b) 图对应的激光坐标系相对 (a) 图的激光坐标系绕 Z 轴旋转了 -90° 。

以图 5(a) 中数据估计的旋转矩阵为:

$$\begin{bmatrix} -0.081\ 019 & -0.996\ 346 & -0.027\ 030 \\ 0.047\ 070 & 0.023\ 264 & -0.998\ 621 \\ 0.995\ 601 & -0.082\ 180 & 0.045\ 013 \end{bmatrix}$$

以图 5(b) 中数据估计的旋转矩阵为:

$$\begin{bmatrix} 0.999\ 143 & 0.040\ 289 & -0.009\ 544 \\ -0.009\ 864 & 0.007\ 755 & -0.999\ 921 \\ -0.040\ 212 & 0.999\ 158 & 0.008\ 145 \end{bmatrix}$$

显然, 即使视觉里程计的平移估计存在一定误差, 最终计算出的旋转矩阵仍十分接近理论值。

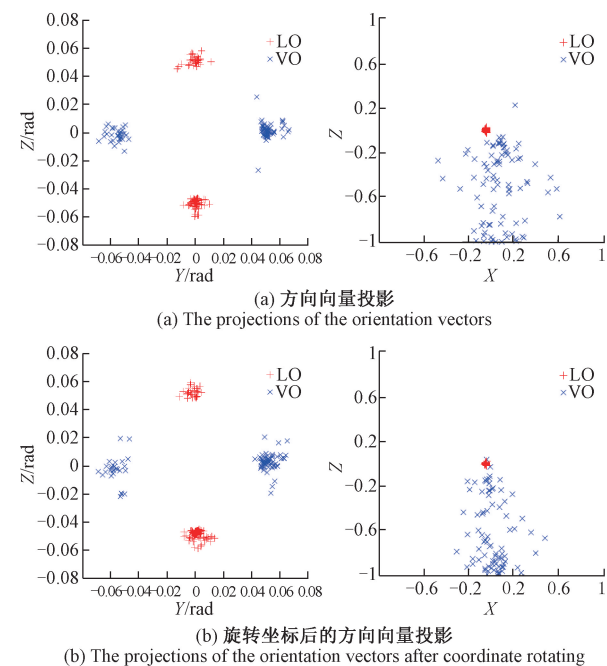


图 5 方向向量的投影

Fig.5 The projections of the orientation vectors

3.2 以计算时间评价

表 1 所示分别为在台式机 and Xavier 上各部分的平均计算时间。计算平均时间时使用了 3 种纸箱组合,每种纸箱组合下采集 100 对数据计算外参,记录各段操作的耗时并取平均。3 种纸箱组合的布置如图 6 所示,组合 1

和组合 3 使用同样的纸箱,组合 2 和组合 3 的左纸箱不同。

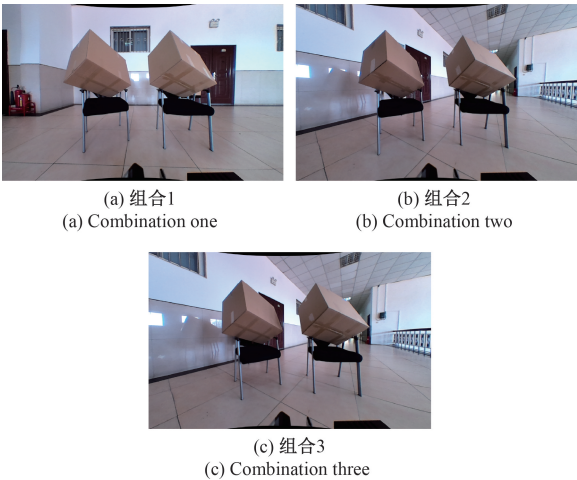


图 6 纸箱组合

Fig.6 The carton box combinations

从表 1 中可以看出,提取点云中的三面体花费了最多的时间,占比在 95%左右。原因可能在于欧氏聚类和平面分割的计算量较大,而且使用的是 RANSAC 方式,会有多次反复的计算。但即使如此,处理一对数据的时间也远小于 1 s,特别是实际的优化计算时间分别在 128 ~ 135 μ s 和 519 ~ 596 μ s 之间。可见,本文提出的方法非常高效。

表 1 各部分平均计算时间

Table 1 The mean calculation time for various sections

组合	项目	前向点云	提取点云 三面体	EDLines	确定 三面体边	三面体对应	优化	合计
台式机	时间/ μ s	86	304 332	12 311	154	10	135	317 025
	占比/%	0.027	95.996	3.883	0.048	0.003	0.043	
	时间/ μ s	77	203 848	11 989	139	9	128	216 188
	占比/%	0.035	94.292	5.545	0.064	0.004	0.059	
	时间/ μ s	89	263 446	12 293	171	9	133	276 138
	占比/%	0.032	95.404	4.451	0.062	0.003	0.048	
Xavier	时间/ μ s	503	625 500	23 992	831	44	596	651 462
	占比/%	0.077	96.014	3.683	0.127	0.007	0.091	
	时间/ μ s	509	601 649	31 425	865	45	519	635 010
	占比/%	0.080	94.746	4.948	0.136	0.007	0.082	
	时间/ μ s	506	540 872	31 556	894	42	541	574 408
	占比/%	0.088	94.161	5.493	0.156	0.007	0.094	

3.3 以双目外参评价

针对上面提到的 3 种纸箱组合,在每种纸箱组合下

采集 100 对点云-图像数据,求出每一对的外参后以外参平均值作为被评价对象。

根据双目标定的数据,双目间基线长度为80.00 mm。此时,根据左右目相机各自与激光雷达的外参求出的双目间的外参,与真实外参的差异如表2所示。可见,使用本文方法间接测定的双目外参,其误差普遍在1 cm 以下。考虑到该方法计算速度快以及不使用专业标定工具,这样的精度已经非常高。

表 2 双目相机外参误差比较

Table 2 Comparison of the real extrinsic parameter errors and the errors from binocular camera (mm)

组合	X 绝对误差	Y 绝对误差	Z 绝对误差
1	3.10	6.95	10.23
2	3.67	1.11	0.78
3	12.49	0.28	2.54

图7所示展示了3对组合逐对数据计算时的误差分布。可以看出,单对数据计算的外参存在较大误差分布,同时也存在明显的外点数据。比如组合1中就有误差达到(-856.91, -86.64, 891.52) mm 的点,相对基线的比例达到(10.72, 1.09, 11.15)。同样,组合3中也存在明显的外点。

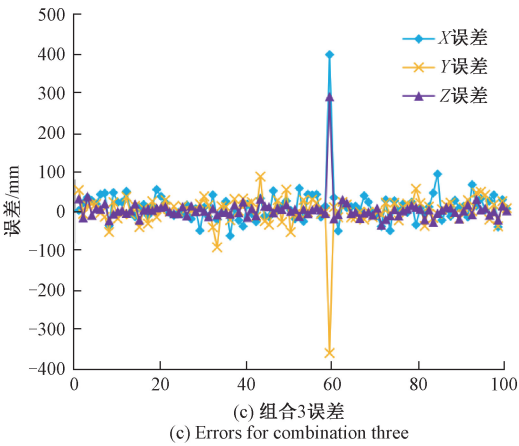
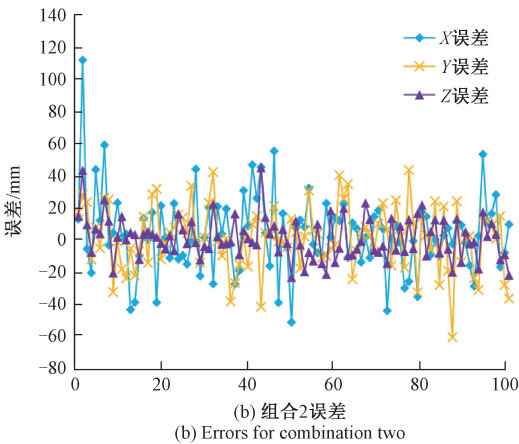
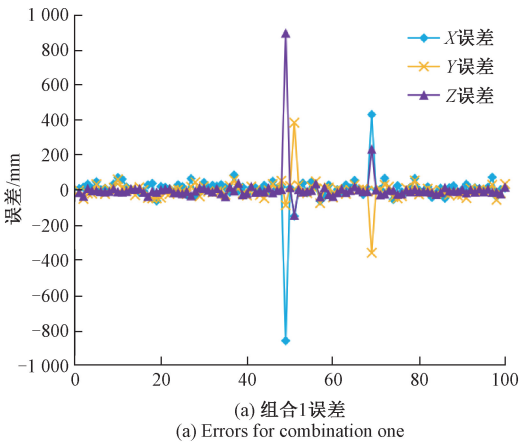
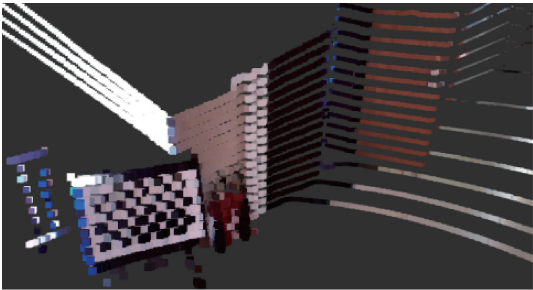


图 7 各组合的 100 对误差
Fig.7 Errors of 100 data for three combinations

从数据整体的角度来看,之所以个别外点的出现不太影响结果的精度,一方面是采集的数据足够多,另一方面是误差在0值附近震荡。若去除组合1中的3个外点后再计算误差均值,此时误差均值为(8.91, -4.70, -6.15)mm。与表2的均值误差对比发现,去掉明显外点后,Y/Z绝对误差得到下降而X绝对误差反而上升,但误差未超过1 cm。

若以误差相对较小的组合2所标定的外参将点云投影于图像并使其可视化,得到如图8所示的结果。



(a) 点云可视化
(a) Point cloud visualization



(b) 点云投影 (按距离可视化)
(b) Point cloud projection (visualization per distances)

图 8 可视化点云及其投影

Fig.8 Visualization of the point cloud and its projection

3.4 以棋盘标定板评价

为进一步说明本文方法的精度,本节提取点云中的棋盘标定板,然后根据标定得到的外参将棋盘板的点变换到相机坐标系,如此便能以点到理论标定板平面的距离衡量外参标定的精度。选择棋盘标定板是因为可以直接由棋盘角点计算出标定板平面在相机坐标系下的方程。

以前述纸箱组合 2 标定的外参为准时,将标定板置于前方约 1 m 处,采集 100 对数据。

经计算,在这 100 对数据中,最大平均距离为 37.07 mm,最小平均距离为 35.11 mm,最大方差为 257.87 mm²,最小方差为 192.29 mm²。

图 9 所示为以棋盘标定板为坐标系时,最小平均距离对应的数据中,标定板点云的投影。其坐标系定义类似于相机,Z 轴正方向则指向标定板背面。图 9 表明,激光雷达测量到的点并不都是分布在棋盘标定板表面,可能是因为所用的标定板是玻璃制,黑色部分是涂层而白色部分是玻璃后的底板,激光雷达对此类反射表面的测量本身不是非常准确。通过观察也发现点云分布确实与反射表面性质存在关联。

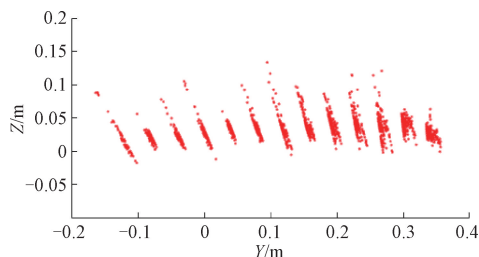


图 9 标定板点云分布

Fig.9 The point cloud distribution of the calibration board

4 结 论

本文探索了适用于平面移动机器人的激光雷达-相机外参标定方法,尽量保证自动化、高效、精确。本文将标定过程分为两个部分:一是在运动过程中提取旋转或平移运动信息,然后估计外参中的旋转矩阵;二是以纸箱形成的三面体作为标识物,建立点云与图像的联系从而优化得到精确的外参。第一部分无法完全确定外参的所有自由度,是因为平面运动是退化情况,不能很好确定外参中的平移关系。第二部分以第一部分的结果为基础,根据相对方向确定点-点、点-线的对应,大大减少了人为干预。该标定方法不仅操作简单方便,而且计算快速、结果比较精确,适合机器人在全生命周期内的多次标定。

本方法仍有许多值得改进的地方,比如分割点云中三面体的计算太过耗时、仍需人工点选以确定图像中三

面体的位置,还有点云分割与图像线提取精度的改善等。另外,若能充分利用激光反射强度、线面特征、非退化的运动等信息,标定过程可以更智能,标定结果也会更精确。

参考文献

- [1] KANTHARAJU 4P, HUSSAIN S A, BETHANBOTLA S, et al. Autonomous vehicle control using lidar and camera with CAN network[J]. Instrumentation, 2018, 5(4): 1-10.
- [2] ZHANG Q L, PLESS R. Extrinsic calibration of a camera and laser range finder (Improves camera calibration)[C]. Proceedings of 2004 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, IEEE, 2004: 2301-2306.
- [3] DONG W B, 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.
- [4] ZHOU L P, LI Z M, KAESS M. Automatic extrinsic calibration of a camera and a 3D LiDAR using line and plane correspondences[C]. Proceedings of 2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, IEEE, 2018: 5562-5569.
- [5] 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.
- [6] 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.
- [7] 姚文韬, 沈春锋, 董文生. 一种自适应摄像机与激光雷达联合标定算法[J]. 控制工程, 2017, 24(S0): 75-79.
- [8] YAO W T, SHEN CH F, DONG W SH. An adaptive camera and LiDAR joint calibration algorithm[J]. Control Engineering of China, 2017, 24(S0): 75-79.
- [9] WANG W M, SAKURADA K, KAWAGUCHI N. Reflectance intensity assisted automatic and accurate extrinsic calibration of 3D LiDAR and panoramic camera using a printed chessboard[J]. Remote Sensing, 2017, 9(8): 851-874.
- [10] PUSZTAI Z, HAJDER L. Accurate calibration of LiDAR-camera systems using ordinary boxes[C]. 4th Joint Workshop on Multi-Sensor Fusion for Dynamic Scene Understanding at ICCV, IEEE, 2017: 394-402.
- [11] GONG X J, LIN Y, LIU J L. 3D LiDAR-camera extrinsic calibration using an arbitrary trihedron[J]. Sensors, 2013, 13(2): 1902-1918.

- [11] 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]. Proceedings of 2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation, IEEE, 2015: 3611-3616.
- [12] MIRZAEI F M, KOTTAS D G, ROUMELIOTIS S I. 3D LiDAR-camera intrinsic and extrinsic calibration: Identifiability and analytical least-squares based initialization [J]. The International Journal of Robotics Research, 2012, 31(4): 452-467.
- [13] PANDEY G, MCBRIDE J R, SAVARESE S, et al. Automatic targetless extrinsic calibration of a 3D LiDAR and camera by maximizing mutual information [C]. Proceedings of Twenty-sixth AAAI Conference on Artificial Intelligence, AAAI, 2012: 2053-2059.
- [14] TAYLOR Z, NIETO J. Motion-based calibration of multimodal sensor arrays [C]. Proceedings of 2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation, IEEE, 2015: 4843-4850.
- [15] TAYLOR Z, NIETO J. Motion-based calibration of multimodal sensor extrinsics and timing offset estimation [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2016, 32(5): 1215-1228.
- [16] 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): 248-256.
- 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): 248-256.
- [17] 高飞, 葛一粟, 汪韬, 等. 基于空间平面约束的视觉定位模型研究 [J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(7): 183-190.
- GAO F, GE Y S, WANG T, et al. Vision-based localization model based on spatial plane constraints [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(7): 183-190.
- [18] 罗坚铭, 陈新度, 吴磊. 移动机器人高精度上下料的研究 [J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(11): 187-193.
- LUO J M, CHEN X D, WU L. Research on high precision loading and unloading of mobile robot [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(11): 187-193.
- [19] BESL P J, MCKAY N D. A method for registration of 3-D shapes [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(2): 239-256.

- [20] ZHANG J, SINGH S. Low-drift and real-time Lidar odometry and mapping [J]. Autonomous Robots, 2017, 41(2): 401-416.
- [21] KABSCH W. A discussion of the solution for the best rotation to relate two sets of vectors [J]. Acta Crystallographica Sec. A, 1978, 34(5): 827-828.
- [22] AKINLAR C, TOPAL C. EDLines: A real-time line segment detector with a false detection control [J]. Pattern Recognition Letters, 2011, 32(13): 1633-1642.

作者简介



刘今越, 分别于2000年和2005年在河北工业大学获得学士学位和硕士学位, 2008年于天津大学获得博士学位, 现为河北工业大学教授, 主要研究方向为智能检测与控制。

E-mail: ljy@hebut.edu.cn

Liu Jinyue received his B.Sc. and M.Sc. degrees both from Hebei University of Technology in 2000 and 2005, respectively, and received his Ph.D. degree from Tianjin University in 2008. Now, he is a professor in Hebei University of Technology. His main research interests include intelligent inspection and control.



杨冬 (通信作者), 2005年于河北科技大学获得学士学位, 分别在2008年和2013年于河北工业大学获得硕士学位和博士学位, 现为河北工业大学讲师, 主要研究方向为建筑机器人及其关键技术。

E-mail: yangd305@163.com

Yang Dong (Corresponding author) received his B.Sc. degree from Hebei University of Science and Technology in 2005, received his M.Sc. and Ph.D. degrees both from Hebei University of Technology in 2008 and 2013, respectively. Now, he is a lecturer at Hebei University of Technology. His main research interests include architectural robot and its key technology.



唐旭, 2015年于河海大学获得学士学位, 现为河北工业大学硕士研究生, 主要研究方向为视觉-激光融合的同时定位与地图构建方法。

E-mail: 201731204060@stu.hebut.edu.cn

Tang Xu received his B.Sc. degree in 2015 from Hohai University. Now he is a M.Sc. candidate in Hebei University of Technology. His main research interest is vision-LiDAR fusion based SLAM.