

这是标题

陈烁龙

2022 年 9 月 23 日

目录

1	概述	1
2	描述	1
2.1	待估状态	1
2.2	IMU 的内参模型	1
2.3	LiDAR 内参模型	1
2.4	整体流程	2
2.5	可观性	2

插图

表格

1 概述

该论文是该团队在之前论文:Targetless Calibration of LiDAR-IMU System Based on Continuous-time Batch Estimation 的基础上做了一些工作得到的结果。具体来说,其相较于上一篇论文,将 IMU 和雷达的内参也包含进来了,而且体系更加完善。另外,引入了可观性理论,以选择那些有利于估计的数据,同时使用 TSVD 方法,以在更新状态的时候,选择那些能够进行更新的状态进行更新。

在这一次的读书笔记中,只记录和之前论文不一样的部分。

2 描述

2.1 待估状态

令待估状态为 \mathcal{X} , 则有:

$$\mathcal{X} = \{\mathbf{x}_p, \mathbf{x}_q, \mathbf{x}_{Is}, \mathbf{x}_I, \mathbf{x}_L, {}^I_L \bar{\mathbf{q}}, {}^I_L \mathbf{p}_L, t_c\}$$

其中: $\mathbf{x}_p, \mathbf{x}_q$ 分别为待估计轨迹 B 样条曲线(曲线上的控制点), \mathbf{x}_{Is} 为 IMU 的导航状态, $\mathbf{x}_I, \mathbf{x}_L$ 分别为 IMU 和 LiDAR 的内参, ${}^I_L \bar{\mathbf{q}}, {}^I_L \mathbf{p}_L$ 为 IMU 和 LiDAR 之间的外参, t_c 为两传感器之间的时延。具体参数的包含内容后续介绍。

2.2 IMU 的内参模型

IMU 传感器的内参如下所示:

$$\begin{cases} {}^\omega \boldsymbol{\omega} = \mathbf{S}_\omega \mathbf{M}_\omega {}^\omega \mathbf{R}^I \boldsymbol{\omega}(t) + \mathbf{b}_\omega + \mathbf{n}_\omega \\ {}^a \mathbf{a} = \mathbf{S}_a \mathbf{M}_a {}^I \mathbf{a}(t) + \mathbf{b}_a + \mathbf{n}_a \end{cases}$$

其中: ${}^I \boldsymbol{\omega}(t), {}^I \mathbf{a}(t)$ 为传感器的真实输出(可以从拟合得到的轨迹 B 样条获得), ${}^\omega \boldsymbol{\omega}, {}^a \mathbf{a}$ 为传感器的实际输出。 $\mathbf{S}_\omega, \mathbf{S}_a$ 为陀螺和加速度计的

比例因子:

$$\mathbf{S}_\omega = \begin{pmatrix} S_{\omega 1} & 0 & 0 \\ 0 & S_{\omega 2} & 0 \\ 0 & 0 & S_{\omega 3} \end{pmatrix} \quad \mathbf{S}_a = \begin{pmatrix} S_{a 1} & 0 & 0 \\ 0 & S_{a 2} & 0 \\ 0 & 0 & S_{a 3} \end{pmatrix}$$

$\mathbf{M}_\omega, \mathbf{M}_a$ 为陀螺和加速度计的交轴耦合因子:

$$\mathbf{M}_\omega = \begin{pmatrix} 1 & M_{\omega 1} & M_{\omega 2} \\ 0 & 1 & M_{\omega 3} \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad \mathbf{M}_a = \begin{pmatrix} 1 & M_{a 1} & M_{a 2} \\ 0 & 1 & M_{a 3} \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

${}^\omega \mathbf{R}$ 是从 IMU 坐标系到陀螺坐标系的转换矩阵(由于假定 IMU 坐标系和加速度计坐标系对齐,所以对于加速度计,其转换矩阵为单位阵)。 $\mathbf{b}_\omega, \mathbf{b}_a$ 是陀螺和加速度计的零偏, $\mathbf{n}_\omega, \mathbf{n}_a$ 是陀螺和加速度计的白噪声。

综上,对于 IMU,我们要标定的参数有 IMU 导航状态(8 个自由度,注意重力由于大小固定,所以只有两个自由度):

$$\mathbf{x}_{Is} = \{{}^G \mathbf{g}, \mathbf{b}_\omega, \mathbf{b}_a\}$$

IMU 的内参(15 个自由度):

$$\mathbf{x}_I = \{\mathbf{S}_\omega, \mathbf{M}_\omega, {}^\omega \mathbf{R}, \mathbf{S}_a, \mathbf{M}_a\}$$

2.3 LiDAR 内参模型

对于 3D 旋转激光而言,有多个激光束,且每一个都朝向某一个固定的角度(高度角)。通过旋转该排激光束,可以得到一帧思维的点云帧。理想模型为:

$${}^{L_k} \mathbf{p}_{ik} = \begin{pmatrix} {}^{L_k} \mathbf{x}_{ik} \\ {}^{L_k} \mathbf{y}_{ik} \\ {}^{L_k} \mathbf{z}_{ik} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \rho_{ik} \cos \phi_i \cos \theta_{ik} \\ \rho_{ik} \cos \phi_i \sin \theta_{ik} \\ \rho_{ik} \sin \theta_{ik} \end{pmatrix}$$

其中:下标 i 表示激光束的标号,下标 k 表示点的编号, ρ 表示距离, ϕ 表示高度角, θ 表示方位角。在误差 $\delta \phi_i, \delta \theta_i, \delta \rho_i$ 、距离比例因子 s_i 、垂

直和水平距离偏差 H_i, V_i 的加持下, 真实的激光雷达的测量模型为:

$$\begin{cases} \bar{\phi}_i = \phi_i + \delta\phi_i \\ \bar{\theta}_{ik} = \theta_{ik} + \delta\theta_i \\ \bar{\rho}_{ik} = s_i\rho_{ik} + \delta\rho_i + n_{\rho,ik} \end{cases}$$

那么, 有:

$${}^{L_k}\mathbf{p}_{ik} = \begin{pmatrix} \bar{\rho}_{ik} \cos \bar{\phi}_i \cos \bar{\theta}_{ik} + H_i \sin \bar{\theta}_{ik} \\ \bar{\rho}_{ik} \cos \bar{\phi}_i \sin \bar{\theta}_{ik} + H_i \cos \bar{\theta}_{ik} \\ \bar{\rho}_{ik} \sin \bar{\theta}_{ik} + V_i \end{pmatrix}$$

所以, 对于 LiDAR 而言, 我们的待估内参为:

$$\mathbf{x}_L = \{\delta\phi_i, \delta\theta_i, V_i, H_i, s_i, \delta\rho_i\}_{i=0,1,\dots,l-1}$$

对于雷达, 残差构建为:

$$\begin{cases} {}^M\mathbf{p}_{ik} = {}^M_{L_k}\mathbf{R}(\tau_k) {}^{L_k}\mathbf{p}_{ik} + {}^M\mathbf{p}_{L_k}(\tau_k) \\ \mathbf{z}_{ijk} = {}^M\mathbf{n}_{\pi,j}^T {}^M\mathbf{p}_{ij} + {}^M d_{\pi,j} \end{cases}$$

其中:

$${}^M_{L_k}\mathbf{T}(\tau_k) = ({}_I^G\mathbf{T}(\tau_0 + t_c) {}_L^I\mathbf{T})^T {}_I^G\mathbf{T}(\tau_0 + t_c) {}_L^I\mathbf{T}$$

具体来说, 我们依托于 IMU 和 LiDAR 之间的位姿, 将 LiDAR 在 τ_k 时刻的状态转到同时刻的 IMU 位姿, 然后转到 IMU 全局坐标系下, 在转到 LiDAR 地图坐标系下。这样, 优化的时候, 也将时空外参纳入到优化体系里了。

2.4 整体流程

首先使用 NDT 算法, 初始化 LiDAR 里程计, 同时基于 IMU 陀螺输出构建姿态 B 样条曲线。基于二者, 可以得到两个传感器之间的位姿变换。利用该位姿变换, 对初始点云做去畸变处理, 然后再次进行 LiDAR 里程计算法。而后对点云地图进行网格平面重构, 以进行数据关联, 接着进行批处理优化。批处理优化后进行迭代修正, 开始迭代时只优化时空外参, 而后加入传感器内参进行优化。

2.5 可观性

对于获取到的数据, 将其分块, 然后对高斯牛顿法的系数矩阵进行 SVD 分解, 比较片段的最小特征值。该值越大, 包含信息越多, 越有利于位姿估计。去掉信息少的片断, 不参与优化。

另外, 如果运动激励比较少, 会导致某些状态不可估 (没有可观性), 这时对信息矩阵进行 TSVD 变换, 将那些特征值小于某个阈值的部分对应状态固定, 不参与估计。