

DOI: 10.13245/j.hust.220509

# 融合车辆动力学的双目视觉惯性SLAM研究

余卓平<sup>1a,2</sup> 鞠然<sup>1a</sup> 韩燕群<sup>1a</sup> 赵君峤<sup>1b</sup>

(1. 同济大学 a. 汽车学院; b. 电子与信息工程学院, 上海 201804;

2. 南昌汽车创新研究院, 江西 南昌 330052)

**摘要** 针对地下车库环境中无人驾驶汽车视觉同时定位和建图(SLAM)定位精度低的问题, 提出一种融合惯性测量单元(IMU)角速度信息和车辆动力学信息的预积分方法. 以IMU频率进行旋转预积分, 以车辆动力学频率进行平移预积分. 在平移预积分的计算中引入角速度信息, 使其可以表达非平面运动. 首先使用李代数和旋转群推导了相关的预积分公式、雅可比及噪声状态转移方程; 然后以此预积分为基础将车辆动力学信息融合到双目视觉惯性SLAM中, 以提高定位精度. 地下车库实车实验表明: 该方法将双目视觉惯性ORB-SLAM3的平均定位精度提高了32%.

**关键词** 无人驾驶汽车定位; 同时定位和建图(SLAM); 多传感器融合; 车辆动力学; 预积分  
**中图分类号** P283; TP242 **文献标志码** A **文章编号** 1671-4512(2022)11-0085-05

## Study on stereo visual inertial SLAM combining vehicle dynamics

YU Zhuoping<sup>1a,2</sup> JU Ran<sup>1a</sup> HAN Yanqun<sup>1a</sup> ZHAO Junqiao<sup>1b</sup>

(1a. School of Automotive Studies; b. School of Electronics and Information Engineering, Tongji University, Shanghai 201804, China; 2. Nanchang Automotive Innovation Institute, Nanchang 330052, China)

**Abstract** Aiming at the problem of low accuracy of unmanned vehicle visual simultaneous land and mapping (SLAM) in underground garage, a pre-integration method combining inertial measurement unit (IMU) gyroscope measurement and vehicle dynamics measurement was proposed. The rotation pre-integration was performed at IMU frequency, and the translation pre-integration was performed at vehicle dynamics measurement frequency. The gyroscope measurement was introduced into the calculation of translation pre-integration, so that it could express non planar motion. First, the pre-integration equation, Jacobian matrix and noise state transition equation were derived by Lie algebra and rotation group. Then, based on this pre-integration, the vehicle dynamics information was incorporated into the stereo visual inertial SLAM, so as to improve the accuracy. Experiment of underground garage show that the proposed method improves the average accuracy of the stereo visual inertial ORB-SLAM3 by 32%.

**Key words** unmanned ground vehicle localization; simultaneous localization and mapping (SLAM); multi-sensor fusion; vehicle dynamics; pre-integration

机器人在未知环境中依靠视觉同时定位和建图(SLAM)技术可以确定自身位置并且构建环境地图. 在很多无人驾驶的应用场景中(如地下车库), 全球卫星导航系统(GNSS)系统不可用, 因此须要用到SLAM技术. 在众多SLAM解决方案中, 视觉惯性SLAM以其低成本吸引了很多研究人员的关注.

视觉惯性SLAM使用视觉观测和IMU测量估计位姿, 其中视觉观测可以校正IMU数据积分时产生的累计误差, 而IMU为融合提供一个良好的先验. MSCKF方法使用扩展卡尔曼滤波(EKF)融合IMU和视觉<sup>[1]</sup>, 是经典的基于滤波的视觉惯性SLAM方法. 在此基础上提出的S-MSCKF方法,

**收稿日期** 2021-06-14.

**作者简介** 余卓平(1960-), 男, 教授; 赵君峤(通信作者), 副教授, E-mail: zhaojunqiao@tongji.edu.cn.

**基金项目** 国家自然科学基金资助项目(41801335, 41871370).

使用双目相机替代单目<sup>[2]</sup>, 提高了系统的精度和鲁棒性. 虽然基于滤波的方案具有很好的实时性, 但是缺乏局部建图和回环线程, 导致位姿估计存在较大的累计误差.

预积分<sup>[3]</sup>使得基于非线性优化视觉惯性融合成为可能, 是目前视觉惯性 SLAM 中最常用的方法之一. 文献[4]使用李代数和旋转群重新推导了预积分, 克服了欧拉角表达旋转时产生的自锁问题. 文献[5]基于四元数推导的预积分, 提出 VINS-Mono 和 VINS-Fusion, 由于使用了滑动窗口优化和回环检测, 因此 VINS 呈现很好的鲁棒性、实时性和精度. 文献[6]基于 ORB 特征和共视后端提出了 ORB-SLAM, 后续在此基础上引入 IMU 设计了 VIORB<sup>[7]</sup>, 引入双目和 RGBD 设计了 ORB-SLAM2<sup>[8]</sup>. 文献[9]针对 VIORB 惯导初始化时间长的问题, 提出了纯 MAP 的初始化方法, 之后又基于 VIORB 和 ORB-SLAM2 提出了 ORB-SLAM3, 后者是目前定位精度最高的视觉 SLAM 系统之一. 尽管研究人员提出了很多高精度的视觉惯性 SLAM 方案, 但是目前视觉惯性 SLAM 的精度还是不能满足实际工程的需求.

在地下车库这种低速无人驾驶场景中, 车身运动激励不足, 导致 IMU 加速度偏置估计存在误差, 同时 IMU 加速度求解位移须经过两次积分, 导致 IMU 位移预积分误差进一步放大. 针对无人驾驶汽车的运动特点, 文献[10]设计了动力学预积分, 将车辆动力学信息融合到位姿优化中, 在 VINS-Mono 的基础上设计了 VINS-vehicle, 但是所提出的车辆动力学预积分仅采用了方向盘转角和车速, 所得到的车辆动力学预积分, 其旋转预积分部分积分时的频率较低, 且只能表达平面运动.

为了进一步提高车辆动力学预积分的精度, 本研究提出一种预积分方法, 旋转预积分使用 IMU 角速度观测以 IMU 测量频率积分, 平移预积分使用 IMU 角速度信息和车辆动力学信息以车辆动力学测量频率积分. 这种方法使用了精度较高、频率较大的 IMU 角速度代替车辆方向盘转角进行旋转预积分, 使得平移预积分可以表达非平面运动. 同时, 更高频率的旋转预积分可以利用更多的 IMU 角速度测量, 达到更高的精度. 最终, 以此预积分为基础将车辆动力学信息融合到开源的双目惯性 ORB-SLAM3([http://github.com/UZSLAMLAB/ORB\\_SLAM3](http://github.com/UZSLAMLAB/ORB_SLAM3))中, 提高其在地下车库的定位精度.

## 1 车辆动力学观测

本研究使用的坐标系如图 1 所示, 一共包含 4 个坐标系, 即局部世界坐标系  $W$ 、相机坐标系  $C$ 、IMU 坐标系  $B$  及车辆坐标系  $V$ , 其中局部世界坐标系  $Z$  轴和重力方向重合, 原点为系统观测到第一帧图像时的位置, 车辆坐标系原点为整车质心. 本研究使用二自由度汽车模型<sup>[11]</sup>, 将从底盘得到的整车车速和方向盘转角转化成为整车质心的速度  $v_{mt}$ , 质心侧偏角  $\beta_{mt}$  和角速度  $\omega_{mt}$ , 根据车辆坐标系的定义可以得到车辆坐标系下的速度  $\tilde{v}^V(t)$  和角速度  $\tilde{\omega}^V(t)$  分别为:

$$\begin{aligned} \tilde{v}^V(t) &= [v_{mt} \cos \beta_{mt}, v_{mt} \sin \beta_{mt}, 0]^T; \\ \tilde{\omega}^V(t) &= [0, 0, \omega_{mt}]. \end{aligned} \quad (1)$$

由式(1)和车辆坐标系和 IMU 坐标系之间的外参  $(R_{BV}, p_{BV})$  可以得到 IMU 坐标系下的车速  $\tilde{v}^B(t)$  为  $\tilde{v}^B(t) = R_{BV} \tilde{v}^V(t) = R_{BV}(\tilde{v}^V(t) + \tilde{\omega}^V(t) \times p_{BV})$ , (2) 式中  $\tilde{v}^B(t)$  为车辆坐标系下 IMU 坐标系的速度, 本研究假设车辆是刚体, 因此可由刚体运动公式得到.

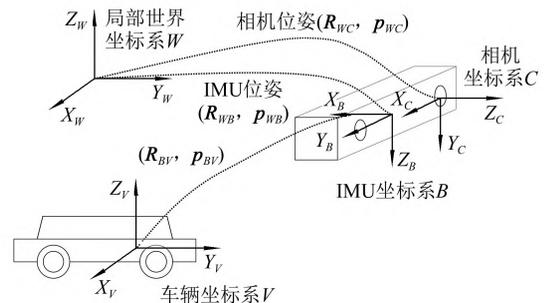


图1 坐标系定义

假设角速度观测受到高斯白噪声  $\eta^s(t)$  和缓慢变化的偏置  $b^s(t)$  影响, 速度观测受到高斯白噪声  $\eta^v(t)$  的影响. IMU 坐标系下的角速度观测  $\tilde{\omega}^B(t)$  和速度观测  $\tilde{v}^B(t)$  可以表达为:

$$\begin{aligned} \tilde{\omega}^B(t) &= \omega^B(t) + b^s(t) + \eta^s(t); \\ \tilde{v}^B(t) &= v^B(t) + \eta^v(t), \end{aligned} \quad (3)$$

式中  $\omega^B(t)$  和  $v^B(t)$  分别为 IMU 坐标系下真实的角速度和速度.

## 2 车辆动力学预积分

将构造预积分的两帧图像定义为帧  $i$  和帧  $j$ , 两帧图像之间有频率不同的 IMU 信息和车辆动力学信息, 如图 2 所示. 假设帧  $i$  和帧  $j$  之间有  $M + 1$  个 IMU 数据和  $N + 1$  个轮速数据, 且有  $i + M + 1 = j$ ,

$i + N + 1 = j$ . 为简化公式, 用  $(\mathbf{R}_i, \mathbf{p}_i)$  和  $(\mathbf{R}_j, \mathbf{p}_j)$  代表世界坐标系下帧  $i$  和帧  $j$  的 IMU 位姿, 即  $(\mathbf{R}_{iW}^W, \mathbf{p}_{iW}^W)$  和  $(\mathbf{R}_{jW}^W, \mathbf{p}_{jW}^W)$ .

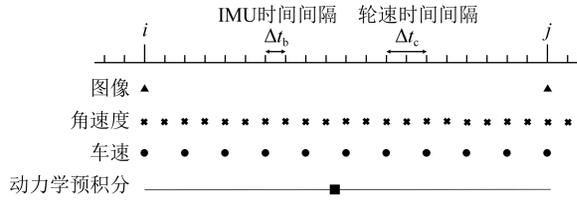


图2 预积分示意图

### 2.1 车辆动力学预积分公式

帧  $j$  的位姿可以通过式(3)使用角速度和速度在帧  $i$  位姿的基础上积分得到, 即

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_j &= \mathbf{R}_i \prod_{k=0}^M \exp[(\tilde{\boldsymbol{\omega}}_k^B - \mathbf{b}_i^g - \boldsymbol{\eta}^{\text{gd}})^\wedge \Delta t_b]; \\ \mathbf{p}_j &= \mathbf{p}_i + \sum_{k=0}^N \mathbf{R}_{i+k} [(\tilde{\mathbf{v}}_k^B - \boldsymbol{\eta}^{\text{vd}}) \Delta t_c], \end{aligned} \quad (4)$$

式中:  $\tilde{\boldsymbol{\omega}}_k^B$  和  $\tilde{\mathbf{v}}_k^B$  分别为第  $k$  个角速度和车速观测, 其中  $\tilde{\boldsymbol{\omega}}_k^B$  通过 IMU 直接得到,  $\tilde{\mathbf{v}}_k^B$  通过式(2)得到;  $^\wedge$  为列向量对应的反对称矩阵;  $\boldsymbol{\eta}^{\text{gd}}$  和  $\boldsymbol{\eta}^{\text{vd}}$  分别为离散的角速度和车速观测噪声. 和 IMU 预积分<sup>[4]</sup>相同, 本研究也假定帧  $i$  和帧  $j$  之间的角速度偏置相同. 将式(4)中帧  $i$  和帧  $j$  的位姿相关的变量移动到等式左边, 再对等式两边取期望, 可以得到车辆动力学预积分的观测, 即车辆动力学预积分的定义:

$$\begin{aligned} \Delta \tilde{\mathbf{R}}_{ij} &= \mathbf{R}_i^T \mathbf{R}_j = \prod_{k=0}^M \exp[(\tilde{\boldsymbol{\omega}}_k - \mathbf{b}_i^g)^\wedge \Delta t_b]; \\ \Delta \tilde{\mathbf{p}}_{ij} &= \mathbf{R}_i^T (\mathbf{p}_j - \mathbf{p}_i) = \sum_{k=0}^N \Delta \tilde{\mathbf{R}}_{i+k} (\tilde{\mathbf{v}}_k^B \Delta t_c). \end{aligned} \quad (5)$$

### 2.2 车辆动力学预积分的观测噪声

通过在真实预积分(式(5))中将高斯白噪声分离得到预积分观测的噪声  $\delta \boldsymbol{\varphi}_{ij}$ , 其中旋转预积分的推导和文献[4]中的 IMU 预积分类似, 直接给出结果:

$$\begin{aligned} \Delta \mathbf{R}_{ij} &\approx \Delta \tilde{\mathbf{R}}_{ij} \exp(-\delta \boldsymbol{\varphi}^\wedge); \\ \delta \boldsymbol{\varphi}_{ij} &\approx \sum_{k=0}^N \Delta \tilde{\mathbf{R}}_{i+k} \mathbf{J}_r^k \boldsymbol{\eta}^{\text{gd}} \Delta t_c, \end{aligned} \quad (6)$$

式中  $\mathbf{J}_r^k = \mathbf{J}_r((\tilde{\boldsymbol{\omega}}_k - \mathbf{b}_i^g) \Delta t_c)$ , 为  $(\tilde{\boldsymbol{\omega}}_k - \mathbf{b}_i^g) \Delta t_c$  的右乘雅可比矩阵. 旋转预积分噪声的更新及后文中雅可比的更新频率都和车辆动力学信息频率相同, 这是为了便于更新平移预积分的噪声和雅可比.

按照同样的思路可以推导平移预积分的噪声, 即:

$$\begin{aligned} \Delta \mathbf{p}_{ij} &= \sum_{k=0}^N \Delta \tilde{\mathbf{R}}_{i+k} \exp(-\delta \boldsymbol{\varphi}^\wedge) [(\tilde{\mathbf{v}}_k^B - \boldsymbol{\eta}^{\text{vd}}) \Delta t_c] \approx \\ &\sum_{k=0}^N \Delta \tilde{\mathbf{R}}_{i+k} (\mathbf{I} - \delta \boldsymbol{\varphi}^\wedge) [(\tilde{\mathbf{v}}_k^B - \boldsymbol{\eta}^{\text{vd}}) \Delta t_c] = \Delta \tilde{\mathbf{p}}_{ij} - \delta \mathbf{p}_{ij}; \end{aligned} \quad (7)$$

$$\delta \mathbf{p}_{ij} \approx \sum_{k=0}^N (\Delta \tilde{\mathbf{R}}_{i+k} \boldsymbol{\eta}^{\text{vd}} \Delta t_c - \Delta \tilde{\mathbf{R}}_{i+k} \tilde{\mathbf{v}}_k^B \Delta t_c \delta \boldsymbol{\varphi}_{ij}),$$

式中  $\mathbf{I}$  为  $3 \times 3$  的单位矩阵. 根据式(6)和式(7)中噪声的定义, 可以得到噪声状态和协方差的传播方程为

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \delta \boldsymbol{\varphi}_{ij} \\ \delta \mathbf{p}_{ij} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} \Delta \tilde{\mathbf{R}}_{j-1}^T & 0 \\ -\Delta \tilde{\mathbf{R}}_{j-1}^T \mathbf{v}_{j-1}^B \Delta t_c & \mathbf{I} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta \boldsymbol{\varphi}_{ij-1} \\ \delta \mathbf{p}_{ij-1} \end{bmatrix} + \\ &\begin{bmatrix} \mathbf{J}_r^{j-1} \Delta t_c & 0 \\ 0 & \Delta \tilde{\mathbf{R}}_{j-1} \Delta t_c \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \boldsymbol{\eta}^{\text{gd}} \\ \boldsymbol{\eta}^{\text{vd}} \end{bmatrix}. \end{aligned}$$

### 2.3 车辆动力学预积分对于角速度偏置的雅可比

在预积分公式中对角速度偏置施加微小扰动  $\delta \mathbf{b}$ , 再将扰动分离, 可以得到车辆动力学预积分关于角速度偏置的雅可比矩阵. 旋转预积分雅可比矩阵和 IMU 预积分相似, 即:

$$\begin{aligned} \Delta \tilde{\mathbf{R}}_{ij}(\mathbf{b}_i^g + \delta \mathbf{b}_i^g) &\approx \Delta \tilde{\mathbf{R}}_{ij}(\mathbf{b}_i^g) \exp\left(\frac{\partial \tilde{\mathbf{R}}_{ij}}{\partial \mathbf{b}_i^g} \delta \mathbf{b}_i^g\right); \\ \frac{\partial \tilde{\mathbf{R}}_{ij}}{\partial \mathbf{b}_i^g} &\approx \sum_{k=0}^N -\Delta \tilde{\mathbf{R}}_{i+k}^T \mathbf{J}_r^k \Delta t_b. \end{aligned}$$

平移预积分对角速度偏置的雅可比为:

$$\begin{aligned} \Delta \tilde{\mathbf{p}}_{ij}(\mathbf{b}^g + \delta \mathbf{b}^g) &= \\ &\sum_{k=0}^N \Delta \tilde{\mathbf{R}}_{i+k}(\mathbf{b}^g) \exp\left(\frac{\partial \tilde{\mathbf{R}}_{i+k}}{\partial \mathbf{b}^g} \delta \mathbf{b}^g\right) (\tilde{\mathbf{v}}_k^B \Delta t_c) \approx \\ &\sum_{k=0}^N \Delta \tilde{\mathbf{R}}_{i+k} \left(\mathbf{I} + \frac{\partial \tilde{\mathbf{R}}_{i+k}}{\partial \mathbf{b}^g} \delta \mathbf{b}^g\right) (\tilde{\mathbf{v}}_k^B \Delta t_c) = \\ &\Delta \tilde{\mathbf{p}}_{ij} + \frac{\partial \tilde{\mathbf{p}}_{ij}}{\partial \mathbf{b}^g} \delta \mathbf{b}^g; \\ \frac{\partial \tilde{\mathbf{p}}_{ij}}{\partial \mathbf{b}^g} &= -\sum_{k=0}^N \left(\Delta \tilde{\mathbf{R}}_{i+k} \frac{\partial \tilde{\mathbf{R}}_{i+k}}{\partial \mathbf{b}^g} \tilde{\mathbf{v}}_k^B \Delta t_c\right). \end{aligned}$$

## 3 车辆动力学预积分残差

根据式(5)得到车辆动力学的旋转残差  $\mathbf{r}_{\Delta R_y} \in \mathbf{R}^3$  和平移残差  $\mathbf{r}_{\Delta p_y} \in \mathbf{R}^3$  分别为:

$$\begin{aligned} \mathbf{r}_{\Delta R_y} &= \log(\Delta \tilde{\mathbf{R}}_{ij}^T (\hat{\mathbf{b}}_i^g) \hat{\mathbf{R}}_i^T \hat{\mathbf{R}}_j); \\ \mathbf{r}_{\Delta p_y} &= \hat{\mathbf{R}}_i^T (\hat{\mathbf{p}}_j - \hat{\mathbf{p}}_i) - \Delta \tilde{\mathbf{p}}_{ij}(\hat{\mathbf{b}}_i^g), \end{aligned} \quad (8)$$

式中  $\hat{\mathbf{R}}_i, \hat{\mathbf{R}}_j, \hat{\mathbf{p}}_i, \hat{\mathbf{p}}_j$  和  $\hat{\mathbf{b}}_i^g$  为优化过程中的估计量. 车辆动力学残差关联帧  $i$  和帧  $j$  的位移和旋转及帧  $i$  的角速度偏置, 共五个优化变量. 通过增加扰动再分离的方式, 可以求出残差对这五个状态量的雅可比. 扰动增加的方式<sup>[4]</sup>为:

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_i &\rightarrow \mathbf{R}_i \exp(\delta \boldsymbol{\varphi}_i); \quad \mathbf{R}_j \rightarrow \mathbf{R}_j \exp(\delta \boldsymbol{\varphi}_j); \\ \mathbf{p}_i &\rightarrow \mathbf{p}_i + \mathbf{R}_i \delta \mathbf{p}_i; \quad \mathbf{p}_j \rightarrow \mathbf{p}_j + \mathbf{R}_j \delta \mathbf{p}_j; \\ \Delta \mathbf{b}_i^g &\rightarrow \Delta \mathbf{b}_i^g + \delta \mathbf{b}_i^g, \end{aligned} \quad (9)$$

式中  $\Delta \mathbf{b}_i^s$  为  $\hat{\mathbf{b}}_i^s$  和预积分时使用的偏置的差值. 旋转预积分残差的雅可比和 IMU 预积分相似, 五个雅可比分别为:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \mathbf{r}_{\Delta R_{R_j}}}{\partial \delta \boldsymbol{\varphi}_i} &= -\mathbf{J}_r^{-1}(\mathbf{r}_{\Delta R_{R_j}}) \hat{\mathbf{R}}_j^T \hat{\mathbf{R}}_i; \\ \frac{\partial \mathbf{r}_{\Delta R_{R_j}}}{\partial \delta \boldsymbol{\varphi}_j} &= \mathbf{J}_r^{-1}(\mathbf{r}_{\Delta R_{R_j}}); \quad \frac{\partial \mathbf{r}_{\Delta R_{R_j}}}{\partial \delta \mathbf{p}_i} = 0; \quad \frac{\partial \mathbf{r}_{\Delta R_{R_j}}}{\partial \delta \mathbf{p}_j} = 0; \\ \frac{\partial \mathbf{r}_{\Delta R_{R_j}}}{\partial \delta \mathbf{b}_i^s} &= -\mathbf{J}_r^{-1}(\mathbf{r}_{\Delta R_{R_j}}) \exp(\mathbf{r}_{\Delta R_{R_j}})^T \mathbf{J}_r \left( \frac{\partial \tilde{\mathbf{R}}_{ij}}{\partial \mathbf{b}_i^s} \mathbf{b}_i^s \right) \frac{\partial \tilde{\mathbf{R}}_{ij}}{\partial \delta \mathbf{b}_i^s}. \end{aligned}$$

通过式(8)和式(9), 平移残差的雅可比对应的求解. 平移残差对于帧  $i$  旋转的雅可比为:

$$\begin{aligned} \mathbf{r}_{\Delta p_j} [\hat{\mathbf{R}}_i \exp(\delta \boldsymbol{\varphi}_i)] &= \\ [\hat{\mathbf{R}}_i \exp(\delta \boldsymbol{\varphi}_i)]^T (\hat{\mathbf{p}}_j - \hat{\mathbf{p}}_i) - \Delta \mathbf{p}_{ij} &= \\ (\mathbf{I} - \delta \boldsymbol{\varphi}_i^\wedge) \hat{\mathbf{R}}_i^T (\hat{\mathbf{p}}_j - \hat{\mathbf{p}}_i) - \Delta \mathbf{p}_{ij} &= \\ \mathbf{r}_{\Delta p_j}(\hat{\mathbf{R}}_i) + \frac{\partial \mathbf{r}_{\Delta p_j}}{\partial \delta \boldsymbol{\varphi}_i} \delta \boldsymbol{\varphi}_i; \quad \frac{\partial \mathbf{r}_{\Delta p_j}}{\partial \delta \boldsymbol{\varphi}_i} &= \hat{\mathbf{R}}_i^T (\hat{\mathbf{p}}_j - \hat{\mathbf{p}}_i)^\wedge. \end{aligned}$$

以上推导用到了性质  $\exp(\delta \boldsymbol{\varphi})^T = \exp(-\delta \boldsymbol{\varphi})$ . 由于平移残差公式中没有出现帧  $j$  的旋转, 因此容易得到

$$\partial \mathbf{r}_{\Delta p_j} / \partial \delta \boldsymbol{\varphi}_j = 0.$$

平移残差对于帧  $i$  平移的雅可比为:

$$\begin{aligned} \mathbf{r}_{\Delta p_j}(\hat{\mathbf{p}}_i + \hat{\mathbf{R}}_i \delta \mathbf{p}_i) &= \\ \hat{\mathbf{R}}_i^T (\hat{\mathbf{p}}_j - \hat{\mathbf{p}}_i - \hat{\mathbf{R}}_i \delta \mathbf{p}_i) - \Delta \mathbf{p}_{ij} &= \\ \mathbf{r}_{\Delta p_j}(\hat{\mathbf{p}}_i) + \frac{\partial \mathbf{r}_{\Delta p_j}}{\partial \delta \mathbf{p}_i} \delta \mathbf{p}_i; \quad \frac{\partial \mathbf{r}_{\Delta p_j}}{\partial \delta \mathbf{p}_i} &= -\mathbf{I}. \end{aligned}$$

平移残差对于帧  $j$  平移的雅可比为:

$$\begin{aligned} \mathbf{r}_{\Delta p_j}(\hat{\mathbf{p}}_i + \hat{\mathbf{R}}_j \delta \mathbf{p}_j) &= \\ \hat{\mathbf{R}}_i^T (\hat{\mathbf{p}}_j + \hat{\mathbf{R}}_j \delta \mathbf{p}_j - \hat{\mathbf{p}}_i) - \Delta \mathbf{p}_{ij} &= \\ \mathbf{r}_{\Delta p_j}(\hat{\mathbf{p}}_i) + \frac{\partial \mathbf{r}_{\Delta p_j}}{\partial \delta \mathbf{p}_j} \delta \mathbf{p}_j; \quad \frac{\partial \mathbf{r}_{\Delta p_j}}{\partial \delta \mathbf{p}_j} &= \hat{\mathbf{R}}_i^T \hat{\mathbf{R}}_j. \end{aligned}$$

平移残差对于帧  $i$  角速度偏置的雅可比为:

$$\begin{aligned} \mathbf{r}_{\Delta p_j}(\Delta \mathbf{b}_i^s + \delta \mathbf{b}_i^s) &= \\ \hat{\mathbf{R}}_i^T (\hat{\mathbf{p}}_j - \hat{\mathbf{p}}_i) - \left[ \Delta \mathbf{p}_{ij} + \frac{\partial \tilde{\mathbf{p}}_{ij}}{\partial \mathbf{b}_i^s} (\Delta \mathbf{b}_i^s + \delta \mathbf{b}_i^s) \right] &= \\ \mathbf{r}_{\Delta p_j}(\Delta \mathbf{b}_i^s) + \frac{\partial \mathbf{r}_{\Delta p_j}}{\partial \delta \mathbf{b}_i^s} \delta \mathbf{b}_i^s; \quad \frac{\partial \mathbf{r}_{\Delta p_j}}{\partial \delta \mathbf{b}_i^s} &= -\frac{\partial \tilde{\mathbf{p}}_{ij}}{\partial \mathbf{b}_i^s}. \end{aligned}$$

### 4 融合车辆动力学视觉惯性 SLAM

ORB-SLAM3 是目前定位精度最高的双目视觉惯性 SLAM 系统之一, 本研究选择其作为基础开发 SLAM 算法, 所构建的系统框架如图 3 所示.

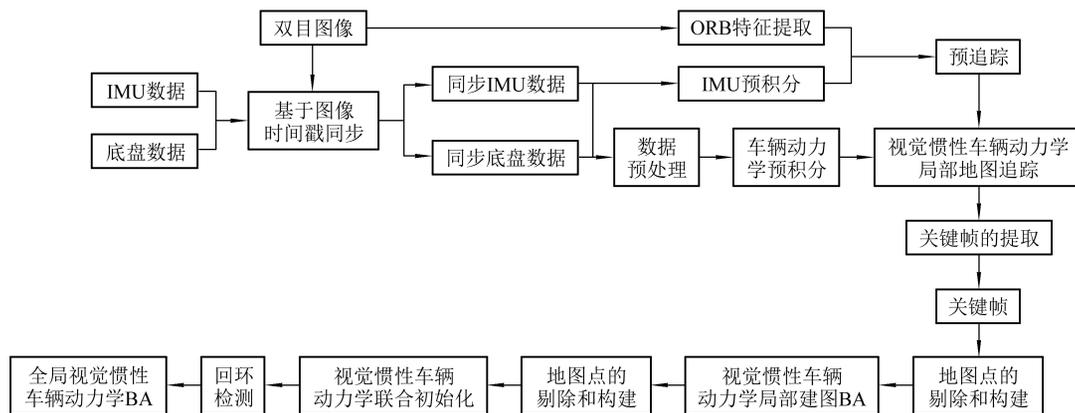


图3 视觉惯性车辆动力学SLAM系统框架

本研究在 ORB-SLAM3 的 IMU 初始化集束调整(BA)、追踪局部地图 BA、局部建图 BA 及全局

BA 中都添加车辆动力学残差. 图 4 展示了这些姿态优化涉及到的因子图, 图中:  $\mathbf{T}$  为由旋转  $\mathbf{R}$  和平

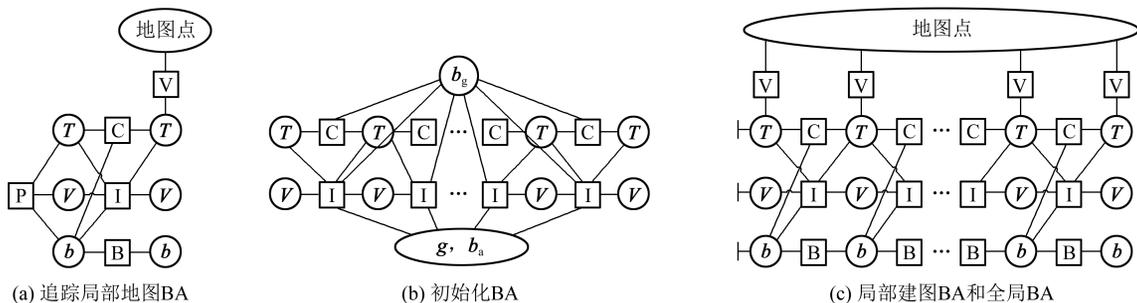


图4 视觉惯性车辆动力学SLAM重要部分的因子图

移  $p$  组成的位姿;  $b$  为 IMU 偏置. 因子图表明: 车辆动力学残差和 IMU 残差类似, 同时其不受重力和加速度偏置影响, 可以为整个优化问题引入更多稳定的约束, 提高整个 SLAM 系统的定位精度.

### 5 实车实验

由于目前的公开数据集都没有包含车辆底盘信息, 因此本研究使用 TIEV 无人驾驶平台(cs1.tongji.edu.cn/tiev), 在同济大学嘉定校区地下车库采集数据进行测试. 本研究使用低成本量产成像稳定的 ZED2 相机(<https://www.stereolabs.com/zed-2/>)采集双目图像数据(15 FPS, 640×360)和 IMU 数据(400 Hz), 从 CAN 总线获取车辆底盘数据(100 Hz). 由于地下车库没有 GPS 信号, 因此使用 Velodyne VLP-16 激光雷达采集激光数据, 使用 SC-LeGO-LOAM<sup>[12]</sup>的定位结果作为轨迹真值.

本研究一共采集了 6 个数据序列用于评估, 整个实验的平均车速约为 5 km/h. 图 5 展示了测试地下车库的具体场景, 图 6 展示了数据序列 UG01, UG03 和 UG05 的轨迹真值对比, 图中: ORB-SLAM3 代表开源双目惯性 ORB-SLAM3; ORB-SLAM3-v 代表本研究提出的系统.



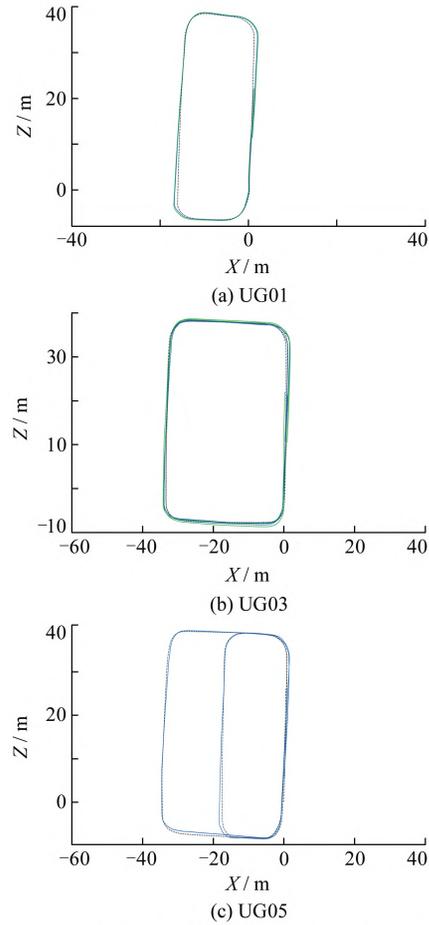
图 5 测试地下车库的具体场景

本研究使用开源的 evo 轨迹评估工具(<https://github.com/MichaelGrupp/evo>), 通过绝对位置均方根误差( $\epsilon_{APE}$ )评估系统的定位精度. 表 1 列出本研究提出的系统和双目视觉惯性 ORB-SLAM3 在地库数据集上的精度  $\epsilon_{APE}$  对比. 图 7 展示了 UG01 和 UG03

表 1 系统定位精度  $\epsilon_{APE}$  对比 m

序列	ORB-SLAM3	本方法
UG01	0.621	0.510
UG02	0.594	0.507
UG03	0.843	0.395
UG04	0.670	0.386
UG05	—	0.597

注: —表示该项数据不存在.



—激光轨迹; —ORB-SLAM3-V; —ORB-SLAM3.

图 6 UG01,UG03 和 UG05 序列的轨迹真值对比

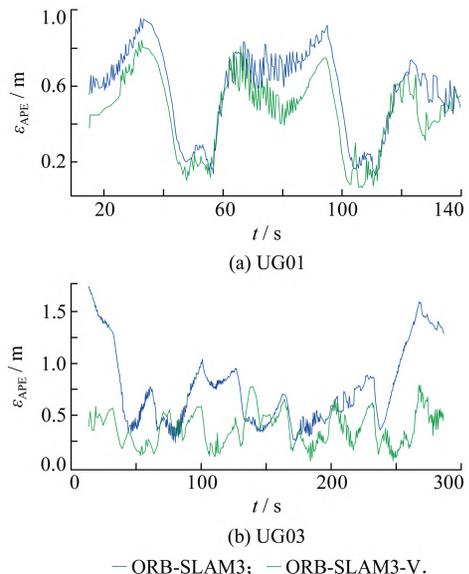


图 7 UG01 和 UG03 序列的 APE 对比

序列上的  $\epsilon_{APE}$  对比. 可以看出: 由于车辆动力学信息的引入, 在全部的测试序列上, 本研究提出的系统将 ORB-SLAM3 的平均定位精度提高了 32%, 而且在 UG05 序列上明显提高了 ORB-SLAM3 的鲁棒性. (下转第 95 页)

- travel time using ANN: a case study in Delhi[J]. *Transportation Research Procedia*, 2016, 17: 263-272.
- [5] WAI B, ZHOU W. Designing and implementing real-time bus time predictions using artificial intelligence[J]. *Transportation Research Record*, 2020, 11: 636-648.
- [6] 宋现敏, 杨舒天, 刘明鑫, 等. 站点间公交行程时间波动特性及预测方法[J]. *吉林大学学报(工学版)*, 2021, 64: 1-8.
- [7] 孙腾飞, 沈吟东, 刘晓雪, 等. 基于生物地理学算法的公共交通发车间隔优化[C]//第37届中国控制会议论文集(B). 武汉: 中国自动化学会控制理论专业委员会, 2018: 545-550.
- [8] 张雯超, 史培新, 刘维, 等. 基于改进KNN与基坑参数对地连墙变形预测研究[J]. *华中科技大学学报(自然科学版)*, 2021, 49(9): 101-106.
- [9] LIU P, FU J, DONG Y, et al. Learning multi-task communication with message passing for sequence learning[C]// Proc of the 33rd AAAI Conference on Artificial Intelligence. Honolulu: Assoc Advancement Artificial Intelligence, 2019: 4360-4367.
- [10] 于凌涛, 夏永强, 王鹏程, 等. 基于多任务模型的乳腺病理图像分类[J]. *华中科技大学学报(自然科学版)*, 2021, 49(8): 53-57.
- [11] CHENNUPATI S, SISTU G, YOGAMANI S, et al. MultiNet++: multi-stream feature aggregation and geometric loss strategy for multi-task learning[C]// Proc of the 32nd IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Long Beach: IEEE, 2019: 1200-1210.
- [12] 周晓君, 高媛, 李超杰, 等. 基于多目标优化多任务学习的端到端车牌识别方法[J]. *控制理论与应用*, 2021, 38(5): 676-688.
- [13] 张宇, 张鹏远, 颜永红. 基于注意力LSTM和多任务学习的远场语音识别[J]. *清华大学学报(自然科学版)*, 2018, 58(3): 249-253.
- [14] 张钰, 刘建伟, 左信. 多任务学习[J]. *计算机学报*, 2020, 43(7): 1340-1378.
- [15] 邓璇元, 杨明, 王春香, 等. 基于环视相机的无人驾驶汽车实例分割方法[J]. *华中科技大学学报(自然科学版)*, 2018, 46(12): 24-29.
- [16] 王福建, 俞佳浩, 赵锦焕, 等. 基于站点实时关联度的短时公交客流预测方法[J]. *交通运输系统工程与信息*, 2021, 21(6): 131-144.

(上接第 89 页)

### 参 考 文 献

- [1] ANASTASIOS I M, STERGIOS I R. A multi-state constraint Kalman filter for vision-aided inertial navigation [C]// Proc of IEEE International Conference on Robotics and Automation. Roma: IEEE, 2007: 10-14.
- [2] SUN K, MOHTA K, PFROMMER B, et al. Robust stereo visual inertial odometry for fast autonomous flight [J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2018, 3(2): 965-972.
- [3] LUPTON T, SUKKARIEH S. Visual-inertial-aided navigation for high-dynamic motion in built environments without initial conditions[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2012, 28(1): 61-76.
- [4] FORSTER C, CARLONE L, DELLAERT F, et al. On-manifold pre-integration for real-time visual-inertial odometry[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2017, 33(1): 1-21.
- [5] QIN T, LI P, SHEN S. Vins-mono: a robust and versatile monocular visual-inertial state estimator[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2018, 34(4): 1004-1020.
- [6] MUR-ARTAL R, MONTIEL J M M, TARDOS J D. ORB-SLAM: a versatile and accurate monocular SLAM system[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2015, 31(5): 1147-1163.
- [7] MUR-ARTAL R, TARDÓS J D. Visual-inertial monocular SLAM with map reuse[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2017, 2(2): 796-803.
- [8] MUR-ARTAL R, TARDOS J D. ORB-SLAM2: an open source slam system for monocular, stereo, and RGB-D cameras[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2017, 33(5): 1-8.
- [9] CARLOS C, MONTIEL J M M, TARDOS J D. Inertial-only optimization for visual-inertial initialization[C]// Proc of IEEE International Conference on Robotics and Automation. Paris: IEEE, 2020: 51-57.
- [10] RONG K, XIONG L, MINGYU X, et al. VINS-vehicle: a tightly-coupled vehicle dynamics extension to visual-inertial state estimator[C]// Proc of IEEE Intelligent Transportation Systems Conference. Auckland: IEEE, 2019: 3593-3600.
- [11] SMITH E D, STARKEY M J. Effects of model complexity on the performance of automated vehicle steering controllers: model development validation and comparison[J]. *Vehicle System Dynamics*, 1995, 24(2): 163-181.
- [12] KIM G, KIM A. Scan Context: egocentric spatial descriptor for place recognition within 3D point cloud map [C]// Proc of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Madrid: IEEE, 2018: 4802-4809.