第7讲 VINS 初始化和 VIO 系统

贺一家, 高翔, 崔华坤

2019年7月28日

目录



- ① VIO 相关知识回顾
- VINS 鲁棒初始化
 估计外参数旋转 q_{bc}
 估计陀螺仪 bias
 估计重力向量,速度和尺度
 优化重力向量 g^{co}
 对齐导航世界坐标系 w
- 3 VINS 系统 VINS 系统流程 VINS 滑动窗口优化
- 4 作业

Section 1

VIO 相关知识回顾



IMU 预积分技术



IMU 传感器模型

$$\tilde{\boldsymbol{\omega}}^b = \boldsymbol{\omega}^b + \mathbf{b}^g + \mathbf{n}^g$$

$$\tilde{\mathbf{a}}^b = \mathbf{q}_{bw}(\mathbf{a}^w + \mathbf{g}^w) + \mathbf{b}^a + \mathbf{n}^a$$
(1)

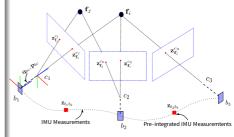
IMU 预积分

将一段时间内的 IMU 数据直接积分起来就能得到两时刻 i,j 之间关于 IMU 的测量约束. 即 预积分量:

$$\alpha_{b_i b_j} = \int \int_{t \in [i,j]} (\mathbf{q}_{b_i b_t} \mathbf{a}^{b_t}) \delta t^2$$

$$\beta_{b_i b_j} = \int_{t \in [i,j]} (\mathbf{q}_{b_i b_t} \mathbf{a}^{b_t}) \delta t \qquad (2)$$

$$\mathbf{q}_{b_i b_j} = \int_{t \in [i,j]} \mathbf{q}_{b_i b_t} \otimes \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{1}{2} \boldsymbol{\omega}^{b_t} \end{bmatrix} \delta t$$

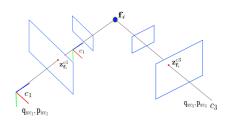


视觉几何基础



视觉技术

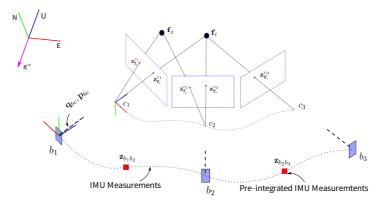
- ① 已知俩图像: 特征点提取 (fast), 匹配 (光流, 特征描述子).
- ② 已知俩图像特征匹配点:利用对极几何约束 (E 矩阵, H 矩阵), 计算两图像之间的 pose (update to scale).
- 3 已知相机 pose, 已知特征点二维坐标: 通过三角化得到三维坐标.
- 4 已知 3d 点,2d 特征点:通过 Perspective-n-Point(PnP) 求取新的相机 pose.



问题



- ① IMU 怎么和世界坐标系对齐,计算初始时刻的 q_{wb_0} ?
- ② 单目视觉姿态如何和 IMU 轨迹对齐, 尺度如何获取?
- 3 VIO 系统的初始速度 v, 传感器 bias 等如何估计?
- 4 IMU 和相机之间的外参数等...



Section 2

VINS 鲁棒初始化



视觉和 IMU 之间的联系



几何约束

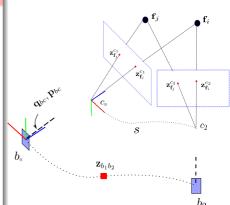
考虑相机坐标系 c_0 为世界坐标系,则利用外参数 $\mathbf{q}_{bc}, \mathbf{t}_{bc}$ 构建等式

$$\mathbf{q}_{c_0 b_k} = \mathbf{q}_{c_0 c_k} \otimes \mathbf{q}_{bc}^{-1}$$

$$s\overline{\mathbf{p}}_{c_0 b_k} = s\overline{\mathbf{p}}_{c_0 c_k} - \mathbf{R}_{c_0 b_k} \mathbf{p}_{bc}$$
(3)

其中, s 为尺度因子,p 表示非米制单位的轨迹。等式(3)等价于

$$\overline{\mathbf{p}}_{c_0 b_k} = \overline{\mathbf{p}}_{c_0 c_k} - \frac{1}{s} \mathbf{R}_{c_0 b_k} \mathbf{p}_{bc}
\overline{\mathbf{p}}_{c_0 c_k} = \frac{1}{s} \mathbf{R}_{c_0 b_k} \mathbf{p}_{bc} + \overline{\mathbf{p}}_{c_0 b_k}$$
(4)



视觉 IMU 对齐流程



估计流程

- ① 旋转外参数 qbc 未知,则先估计旋转外参数.
- ② 利用旋转约束估计陀螺仪 bias.

$$\mathbf{q}_{c_0b_k} = \mathbf{q}_{c_0c_k} \otimes \mathbf{q}_{bc}^{-1}$$

利用平移约束估计重力方向,速度,以及尺度初始值。

$$s\overline{\mathbf{p}}_{c_0b_k} = s\overline{\mathbf{p}}_{c_0c_k} - \mathbf{R}_{c_0b_k}\mathbf{p}_{bc}$$

- $oldsymbol{\Phi}$ 对重力向量 \mathbf{g}^{c_0} 进行进一步优化.

以 VINS-mono 方法为基础进行讲解^{1,2}

¹Zhenfei Yang and Shaojie Shen. "Monocular visual–inertial state estimation with online initialization and camera–IMU extrinsic calibration". In: *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering* 14.1 (2016), pp. 39–51.

²Tong Qin and Shaojie Shen. "Robust initialization of monocular visual-inertial estimation on aerial robots". In: 2017 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE. 2017 (app. 4225–4232.)

§ 49.04

利用旋转约束估计外参数旋转 \mathbf{q}_{bc}



相邻两时刻 k,k+1 之间有: IMU 旋转积分 $\mathbf{q}_{b_kb_{k+1}}$, 视觉测量 $\mathbf{q}_{c_kc_{k+1}}$ 。则有:

$$\mathbf{q}_{b_k b_{k+1}} \otimes \mathbf{q}_{bc} = \mathbf{q}_{bc} \otimes \mathbf{q}_{c_k c_{k+1}} \tag{5}$$

上式可写成:

$$\left(\left[\mathbf{q}_{b_k b_{k+1}}\right]_L - \left[\mathbf{q}_{c_k c_{k+1}}\right]_R\right) \mathbf{q}_{bc} = \mathbf{Q}_{k+1}^k \cdot \mathbf{q}_{bc} = \mathbf{0}$$
 (6)

其中, $[\cdot]_L$, $[\cdot]_R$ 表示 left and right quaternion multiplication。

将多个时刻线性方程(6)累计起来,并加上鲁棒核权重得到:

$$\begin{bmatrix} w_1^0 \cdot \mathbf{Q}_1^0 \\ w_2^1 \cdot \mathbf{Q}_2^1 \\ \vdots \\ w_N^{N-1} \cdot \mathbf{Q}_N^{N-1} \end{bmatrix} \mathbf{q}_{bc} = \mathbf{Q}_N \cdot \mathbf{q}_{bc} = \mathbf{0}$$

$$(7)$$

其中:

$$w_{k+1}^{k} = \begin{cases} 1, & r_{k+1}^{k} < \text{threshold} \\ \frac{\text{threshold}}{r_{k+1}^{k}}, & \text{otherwise} \end{cases}$$
 (8)

由旋转矩阵和轴角之间的关系 $\operatorname{tr}(\mathbf{R}) = 1 + 2\cos\theta$,能得到角度误差 r的计算为:

$$r_{k+1}^{k} = \operatorname{acos}\left(\left(\operatorname{tr}\left(\hat{\mathbf{R}}_{bc}^{-1}\mathbf{R}_{b_{k}b_{k+1}}^{-1}\hat{\mathbf{R}}_{bc}\mathbf{R}_{c_{k}c_{k+1}}\right) - 1\right)/2\right)$$
(9)

公式(7)的求解同样采用 SVD 分解,即最小奇异值对应的奇异向量。 具体代码见: initial_ex_rotation.cpp 函数 CalibrationExRotation().

- 《ロ》 《母》 《意》 《意》 - 意 - 夕久(?)

基于旋转约束的 Gyroscope Bias



如果外参数 qbc 已标定好,利用旋转约束,可估计陀螺仪 bias:

$$arg \min_{\delta \mathbf{b}^g} \sum_{k \in R} \left\| 2 \left[\mathbf{q}_{c_0 b_{k+1}}^{-1} \otimes \mathbf{q}_{c_0 b_k} \otimes \mathbf{q}_{b_k b_{k+1}} \right]_{xyz} \right\|^2 \tag{10}$$

其中, B 表示所有的图像关键帧集合,另有预积分的一阶泰勒近似:

$$\mathbf{q}_{b_k b_{k+1}} \approx \hat{\mathbf{q}}_{b_k b_{k+1}} \otimes \begin{bmatrix} 1 \\ \frac{1}{2} \mathbf{J}_{b^g}^{\mathbf{q}} \delta \mathbf{b}^g \end{bmatrix}$$
 (11)

公式(10)为普通的最小二乘问题,求取雅克比矩阵,构建正定方程 HX = b 即可以求解。

具体代码见: initial_aligment.cpp 函数 solveGyroscopeBias().



初始化速度、重力和尺度因子



需要估计的变量

$$\mathcal{X}_I = \left[\mathbf{v}_0^{b_0}, \mathbf{v}_1^{b_1}, \cdots \mathbf{v}_n^{b_n}, \mathbf{g}^{c_0}, s \right]^\top$$
 (12)

其中, $\mathbf{v}_k^{b_k}$ 表示 k 时刻 body 坐标系的速度在 body 坐标系下的表示。 \mathbf{g}^{c_0} 为重力向量在第 0 帧相机坐标系下的表示。s 表示尺度因子,将视觉轨迹拉伸到米制单位。

回顾:预积分量约束

世界坐标系 w 下有

$$\alpha_{b_i b_j} = \mathbf{q}_{b_i w} (\mathbf{p}_{w b_j} - \mathbf{p}_{w b_i} - \mathbf{v}_i^w \Delta t + \frac{1}{2} \mathbf{g}^w \Delta t^2)
\boldsymbol{\beta}_{b_i b_j} = \mathbf{q}_{b_i w} (\mathbf{v}_j^w - \mathbf{v}_i^w + \mathbf{g}^w \Delta t)$$
(13)

将世界坐标系 w 换成相机初始时刻坐标系 c_0 有

$$\boldsymbol{\alpha}_{b_k b_{k+1}} = \mathbf{R}_{b_k c_0} \left(s \left(\overline{\mathbf{p}}_{c_0 b_{k+1}} - \overline{\mathbf{p}}_{c_0 b_k} \right) + \frac{1}{2} \mathbf{g}^{c_0} \Delta t_k^2 - \mathbf{R}_{c_0 b_k} \mathbf{v}_k^{b_k} \Delta t_k \right)$$

$$\boldsymbol{\beta}_{b_k b_{k+1}} = \mathbf{R}_{b_k c_0} \left(\mathbf{R}_{c_0 b_{k+1}} \mathbf{v}_{k+1}^{b_{k+1}} + \mathbf{g}^{c_0} \Delta t_k - \mathbf{R}_{c_0 b_k} \mathbf{v}_k^{b_k} \right)$$
(14)

将公式(3)代入公式(14)进行简单整理有:

$$\alpha_{b_k b_{k+1}} = s \mathbf{R}_{b_k c_0} \left(\overline{\mathbf{p}}_{c_0 c_{k+1}} - \overline{\mathbf{p}}_{c_0 c_k} \right)$$

$$- \mathbf{R}_{b_k c_0} \mathbf{R}_{c_0 b_{k+1}} \mathbf{p}_{bc} + \mathbf{p}_{bc} + \frac{1}{2} \mathbf{R}_{b_k c_0} \mathbf{g}^{c_0} \Delta t_k^2 - \mathbf{v}_k^{b_k} \Delta t_k$$

$$(15)$$

将待估计变量放到方程右边,有:

$$\hat{\mathbf{z}}_{b_{k+1}}^{b_k} = \begin{bmatrix} \hat{\alpha}_{b_k b_{k+1}} - \mathbf{p}_{bc} + \mathbf{R}_{b_k c_0} \mathbf{R}_{c_0 b_{k+1}} \mathbf{p}_{bc} \\ \hat{\beta}_{b_k b_{k+1}} \end{bmatrix} = \mathbf{H}_{b_{k+1}}^{b_k} \mathcal{X}_I^k + \mathbf{n}_{b_{k+1}}^{b_k}$$
(16)

公式(16)中:

$$\mathcal{X}_{I}^{k} = \begin{bmatrix} \mathbf{v}_{k}^{b_{k}}, \mathbf{v}_{k+1}^{b_{k+1}}, \mathbf{g}^{c_{0}}, s \end{bmatrix}^{\top} \\
\mathbf{H}_{b_{k+1}}^{b_{k}} = \begin{bmatrix} -\mathbf{I}\Delta t_{k} & \mathbf{0} & \frac{1}{2}\mathbf{R}_{b_{k}c_{0}}\Delta t_{k}^{2} & \mathbf{R}_{b_{k}c_{0}} \left(\overline{\mathbf{p}}_{c_{k+1}}^{c_{0}} - \overline{\mathbf{p}}_{c_{k}}^{c_{0}}\right) \\ -\mathbf{I} & \mathbf{R}_{b_{k}c_{0}}\mathbf{R}_{c_{0}b_{k+1}} & \mathbf{R}_{b_{k}c_{0}}\Delta t_{k} & \mathbf{0} \end{bmatrix}$$
(17)

公式(16)转化成线性最小二乘问题对状态量进行求解:

$$\min_{\mathcal{X}_I} \sum_{k \in \mathcal{B}} \left\| \hat{\mathbf{z}}_{b_{k+1}}^{b_k} - \mathbf{H}_{b_{k+1}}^{b_k} \mathcal{X}_I^k \right\|^2 \tag{18}$$

具体代码见: initial_aligment.cpp 函数 LinearAlignment().

优化重力向量 \mathbf{g}^{c_0}



疑问: 为什么需要优化重力向量

利用公式(16)求解重力向量 \mathbf{g}^{c_0} 过程中,并没有加入模长限制 $\|\mathbf{g}^{c_0}\|=9.81$ 。三维变量 \mathbf{g}^{c_0} 实际只有两个自由度。

重力向量参数化

三维向量自由度为 2, 可以采用球面坐标进行参数化:

$$\hat{\mathbf{g}}^{c_0} = \|g\| \cdot \hat{\bar{\mathbf{g}}}^{c_0} + w_1 \vec{b}_1 + w_2 \vec{b}_2 \tag{19}$$

其中,w1, w2 为待优化变量

$$\vec{b}_1 = \begin{cases} & (\hat{\overline{\mathbf{g}}}^{c_0} \times [1, 0, 0]), & \hat{\overline{\mathbf{g}}}^{c_0} \neq [1, 0, 0]^\top \\ & (\hat{\overline{\mathbf{g}}}^{c_0} \times [0, 0, 1]), & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$\vec{b}_2 = \hat{\overline{\mathbf{g}}}^{c_0} \times \vec{b}_1$$

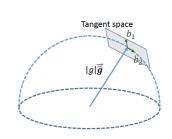


图: 两自由度的重力矢量参数 ル

(20)

VIO

将公式 (19) 代入公式(16), 待优化变量变为:

$$\mathcal{X}_{I}^{k} = \begin{bmatrix} \mathbf{v}_{k}^{b_{k}} \\ \mathbf{v}_{k+1}^{b_{k+1}} \\ \mathbf{g}^{c_{0}} \\ s \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} \mathbf{v}_{k}^{b_{k}} \\ \mathbf{v}_{k+1}^{b_{k+1}} \\ \mathbf{w}^{c_{0}} \\ s \end{bmatrix}$$
(21)

公式(16)中的观测方程变为:

$$\hat{\mathbf{z}}_{b_{k+1}}^{b_{k}} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\alpha}_{b_{k}b_{k+1}} - \mathbf{p}_{bc} + \mathbf{R}_{b_{k}c_{0}} \mathbf{R}_{c_{0}b_{k+1}} \mathbf{p}_{bc} - \frac{1}{2} \mathbf{R}_{b_{k}c_{0}} \Delta t_{k}^{2} \|g\| \cdot \hat{\mathbf{g}}^{c_{0}} \end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{\beta}_{b_{k}b_{k+1}} - \mathbf{R}_{b_{k}c_{0}} \Delta t_{k} \|g\| \cdot \hat{\mathbf{g}}^{c_{0}}$$
(22)

采用最小二乘对 \mathcal{X}_I 进行重新优化。

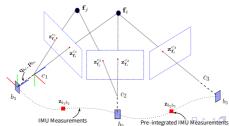
将相机坐标系对齐世界坐标系



① 找到 c_0 到 w 系的旋转矩阵 $\mathbf{R}_{wc_0} = \exp([\theta \mathbf{u}])$

$$\mathbf{u} = \frac{\hat{\mathbf{g}}^{c_0} \times \hat{\mathbf{g}}^w}{\|\hat{\mathbf{g}}^{c_0} \times \hat{\mathbf{g}}^w\|}, \quad \theta = atan2(\|\hat{\mathbf{g}}^{c_0} \times \hat{\mathbf{g}}^w\|, \hat{\mathbf{g}}^{c_0} \cdot \hat{\mathbf{g}}^w)$$
(23)

- ② 把所有 c_0 坐标系下的变量旋转到 w 下。
- 3 把相机平移和特征点尺度恢复到米制单位。
- 4 至此,完成了系统初始化过程。



VIO

VINS 初始化拓展



疑问

- ① 加速度 bias 为何没有估计?
- ② 平移外参数 pbc 为何没有初始化?

其他初始化方法

- 静止初始化:直接用加速度测量重力方向,初始速度为 0.
- ② 除 vins-mono 外的其他运动初始化方案 a , b 。

^aJanne Mustaniemi et al. "Inertial-based scale estimation for structure from motion on mobile devices". In: 2017 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE. 2017, pp. 4394–4401.

^b Javier Domínguez-Conti et al. "Visual-Inertial SLAM Initialization: A General Linear Formulation and a Gravity-Observing Non-Linear Optimization". In: 2018 IEEE International Symposium on Mixed and Augmented Reality (ISMAR). IEEE. 2018, pp. 37–45.

Section 3

VINS 系统

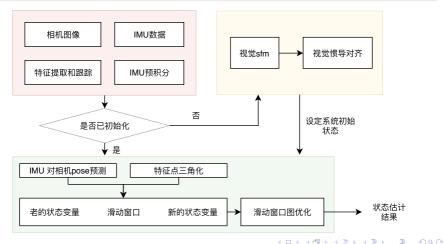


VINS 系统三大块

① 前端,数据处理:特征提取匹配,imu 积分

2 初始化:系统初始状态变量(重力方向,速度,尺度等等)

3 后端: 滑动窗口优化



后端滑动窗口优化

VINS 系统优化的状态变量为:

$$\mathcal{X} = \left[\mathbf{x}_{0}, \mathbf{x}_{1}, \cdots \mathbf{x}_{n}, \mathbf{x}_{c}^{b}, \lambda_{0}, \lambda_{1}, \cdots \lambda_{m} \right]$$

$$\mathbf{x}_{k} = \left[\mathbf{p}_{wb_{k}}, \mathbf{v}_{k}^{w}, \mathbf{q}_{wb_{k}}, \mathbf{b}_{k}^{a}, \mathbf{b}_{k}^{g} \right], k \in [0, n]$$

$$\mathbf{x}_{bc} = \left[\mathbf{p}_{bc}, \mathbf{q}_{bc} \right]$$
(24)

通过最小化滑动窗口中的残差项来估计系统的状态变量:

$$\min_{\mathcal{X}} \left\{ \underbrace{\left\| \mathbf{r}_{p} - \mathbf{J}_{p} \mathcal{X} \right\|^{2}}_{\text{£} \text{£}} + \underbrace{\sum_{k \in \mathcal{B}} \left\| \mathbf{r}_{\mathcal{B}} \left(\hat{\mathbf{z}}_{b_{k+1}}^{b_{k}}, \mathcal{X} \right) \right\|_{\Sigma_{b_{k}b_{k+1}}}^{2}}_{\mathbf{E}_{b_{k}b_{k+1}}} + \underbrace{\sum_{(l,j) \in \mathcal{C}} \rho \left(\left\| \mathbf{r}_{\mathcal{C}} \left(\hat{\mathbf{z}}_{l}^{c_{j}}, \mathcal{X} \right) \right\|_{\Sigma_{l}^{c_{j}}}^{2} \right)}_{\text{£} \text{£} \text{£}} \right\} \\
\text{HMU } \mathbf{E}_{\mathbf{E}} \left\{ \underbrace{\left\| \mathbf{r}_{p} - \mathbf{J}_{p} \mathcal{X} \right\|^{2}}_{\mathbf{E}_{b_{k}b_{k+1}}} + \underbrace{\left(\mathbf{J}_{p} - \mathbf{J}_{p} \mathcal{X} \right)^{2}}_{\mathbf{E}_{b_{k}b_{k+1}}} \right\} \\
\text{Example 1} \left\{ \underbrace{\left\| \mathbf{r}_{p} - \mathbf{J}_{p} \mathcal{X} \right\|^{2}}_{\mathbf{E}_{b_{k}b_{k+1}}} + \underbrace{\left(\mathbf{J}_{p} - \mathbf{J}_{p} \mathcal{X} \right)^{2}}_{\mathbf{E}_{b_{k}b_{k+1}}} \right\} \\
\text{Example 2} \left\{ \underbrace{\left\| \mathbf{r}_{p} - \mathbf{J}_{p} \mathcal{X} \right\|^{2}}_{\mathbf{E}_{b_{k}b_{k+1}}} + \underbrace{\left(\mathbf{J}_{p} - \mathbf{J}_{p} \mathcal{X} \right)^{2}}_{\mathbf{E}_{b_{k}b_{k+1}}} \right\} \\
\text{Example 2} \left\{ \underbrace{\left\| \mathbf{r}_{p} - \mathbf{J}_{p} \mathcal{X} \right\|^{2}}_{\mathbf{E}_{b_{k}b_{k+1}}} + \underbrace{\left(\mathbf{J}_{p} - \mathbf{J}_{p} \mathcal{X} \right)^{2}}_{\mathbf{E}_{b_{k}b_{k+1}}} \right\} \\
\text{Example 3} \left\{ \underbrace{\left\| \mathbf{r}_{p} - \mathbf{J}_{p} \mathcal{X} \right\|^{2}}_{\mathbf{E}_{b_{k}b_{k+1}}} + \underbrace{\left(\mathbf{J}_{p} - \mathbf{J}_{p} \right)^{2}}_{\mathbf{E}_{b_{k}b_{k+1}}} \right\} \\
\text{Example 3} \left\{ \underbrace{\left\| \mathbf{r}_{p} - \mathbf{J}_{p} \mathcal{X} \right\|^{2}}_{\mathbf{E}_{b_{k}b_{k+1}}} + \underbrace{\left(\mathbf{J}_{p} - \mathbf{J}_{p} \right)^{2}}_{\mathbf{E}_{b_{k}b_{k+1}}} \right\} \\
\text{Example 3} \left\{ \underbrace{\left\| \mathbf{r}_{p} - \mathbf{J}_{p} \mathcal{X} \right\|^{2}}_{\mathbf{E}_{b_{k}b_{k+1}}} + \underbrace{\left(\mathbf{J}_{p} - \mathbf{J}_{p} \right)^{2}}_{\mathbf{E}_{b_{k}b_{k+1}}} \right\} \\
\text{Example 4} \left\{ \underbrace{\left\| \mathbf{r}_{p} - \mathbf{J}_{p} \mathcal{X} \right\|^{2}}_{\mathbf{E}_{b_{k}b_{k+1}}} + \underbrace{\left(\mathbf{J}_{p} - \mathbf{J}_{p} \right)^{2}}_{\mathbf{E}_{b_{k}b_{k+1}}} \right\} \\
\text{Example 4} \left\{ \underbrace{\left\| \mathbf{r}_{p} - \mathbf{J}_{p} \mathcal{X} \right\|^{2}}_{\mathbf{E}_{b_{k}b_{k+1}}} + \underbrace{\left(\mathbf{J}_{p} - \mathbf{J}_{p} \right)^{2}}_{\mathbf{E}_{b_{k}b_{k+1}}} \right\} \\
\text{Example 4} \left\{ \underbrace{\left\| \mathbf{r}_{p} - \mathbf{J}_{p} \mathcal{X} \right\|^{2}}_{\mathbf{E}_{b_{k}b_{k+1}}} + \underbrace{\left(\mathbf{J}_{p} - \mathbf{J}_{p} \right)^{2}}_{\mathbf{E}_{b_{k}b_{k+1}}} \right\} \right\} \\
\text{Example 5} \left\{ \underbrace{\left\| \mathbf{r}_{p} - \mathbf{J}_{p} \right\|^{2}}_{\mathbf{E}_{b_{k}b_{k+1}}} + \underbrace{\left(\mathbf{J}_{p} - \mathbf{J}_{p} \right)^{2}}_{\mathbf{E}_{b_{k}b_{k+1}}} \right\} \right\} \\
\text{Example 6} \left\{ \underbrace{\left\| \mathbf{r}_{p} - \mathbf{J}_{p} \right\|^{2}}_{\mathbf{E}_{b_{k}b_{k+1}}} + \underbrace{\left(\mathbf{J}_{p} - \mathbf{J}_{p} \right)^{2}}_{\mathbf{E}_{b_{k}b_{k+1}}} \right\} \right\} \\
\text{Example 6} \left\{ \underbrace{\left\| \mathbf{r}_{p} - \mathbf{J}_{p} \right\|^{2}}_{\mathbf{E}_{b_$$

注意: 其中鲁棒核函数 $\rho(\cdot)$ 仅处理视觉 outlier.

40 × 40 × 45 × 45 × 5 × 90 0

Section 4

作业



作业

- ① 将第二讲的仿真数据集(视觉特征,imu 数据)接入我们的 VINS 代码,并运行出轨迹结果。
 - 仿真数据集无噪声
 - 仿真数据集有噪声(不同噪声设定时,需要配置 vins 中 imu noise 大小。)

