

第一节课习题

高洪臣

2019 年 6 月 14 日

1 VIO 文献阅读

1. 视觉与 IMU 进行融合之后有何优势?

表 1: IMU vs 视觉

方案	IMU	视觉
优势	快速响应 不受成像质量影响 角速度普遍比较准确 可估计绝对尺度	不产生漂移 直接测量旋转和平移
劣势	存在零偏 低精度 IMU 积分位姿发散 高精度价格昂贵	受图像遮挡、运动物体干扰 单目视觉无法测量尺度 单目纯旋转运动无法估计 快速运动时易丢失

根据表1, 视觉与 IMU 进行融合之后, 可利用视觉定位信息来估计 IMU 的零偏, 减少 IMU 由零偏导致的发散和累计误差; 反之, IMU 可以为视觉提供快速运动时的定位。

2. 有哪些常见的视觉 +IMU 融合方案? 有没有工业界应用的例子?

(1) 视觉 +IMU 融合方案 [1]

- 基于滤波方法: 紧耦合 (msckf 和 rovio)、松耦合 (ssf)
- 基于优化方法: 紧耦合 (okvis 和 vins-mono)、松耦合

(2) 工业界应用例子

- 大疆无人机;
- 百度 Apollo 无人车;
- AR 设备;

3. 在学术界,VIO 研究有哪些新进展? 有没有将学习方法用到 VIO 中的例子?

(1) VIO 研究新进展

- Visual-Inertial Mapping with Non-Linear Factor Recovery
- Stereo Visual Inertial LiDAR Simultaneous Localization and Mapping

(2) 将学习方法用到 VIO 中的例子

- Unsupervised Deep Visual-Inertial Odometry with Online Error Correction for RGB-D Imagery

- Selective Sensor Fusion for Neural Visual-Inertial Odometry
- Visual-Inertial Odometry for Unmanned Aerial Vehicle using Deep Learning
- Learning by Inertia: Self-supervised Monocular Visual Odometry for Road Vehicles

2 四元数和李代数更新

编程验证对于小量 $\omega = [0.01, 0.02, 0.03]^T$ ，两种对旋转更新的方式得到的结果非常接近。

$$\mathbf{R} \leftarrow \mathbf{R} \exp(\omega^\wedge) \quad (1)$$

$$\mathbf{q} \leftarrow \mathbf{q} \otimes [1, \frac{1}{2}\omega]^T \quad (2)$$

程序见 `code` 目录。

3 其他导数

使用右乘 $\mathfrak{so}(3)$ ，推导以下导数 [2]

$$\begin{aligned} \frac{d(\mathbf{R}^{-1}\mathbf{p})}{d\mathbf{R}} &= \frac{\partial(\mathbf{R}^{-1}\mathbf{p})}{\partial\varphi} \\ &= \lim_{\varphi \rightarrow 0} \frac{(\mathbf{R} \exp(\varphi^\wedge))^{-1}\mathbf{p} - \mathbf{R}^{-1}\mathbf{p}}{\varphi} \\ &= \lim_{\varphi \rightarrow 0} \frac{\exp(-\varphi^\wedge)\mathbf{R}^{-1}\mathbf{p} - \mathbf{R}^{-1}\mathbf{p}}{\varphi} \\ &\approx \lim_{\varphi \rightarrow 0} \frac{(\mathbf{I} - \varphi^\wedge)\mathbf{R}^{-1}\mathbf{p} - \mathbf{R}^{-1}\mathbf{p}}{\varphi} \\ &= \lim_{\varphi \rightarrow 0} \frac{-\varphi^\wedge \mathbf{R}^{-1}\mathbf{p}}{\varphi} \\ &= \lim_{\varphi \rightarrow 0} \frac{(\mathbf{R}^{-1}\mathbf{p})^\wedge \varphi}{\varphi} \\ &= (\mathbf{R}^{-1}\mathbf{p})^\wedge \end{aligned} \quad (3)$$

$$\begin{aligned} \frac{d \ln(\mathbf{R}_1 \mathbf{R}_2^{-1})^\vee}{d\mathbf{R}_2} &= \lim_{\phi \rightarrow 0} \frac{\ln(\mathbf{R}_1 (\mathbf{R}_2 \exp(\phi^\wedge))^{-1})^\vee - \ln(\mathbf{R}_1 \mathbf{R}_2^{-1})^\vee}{\phi} \\ &= \lim_{\phi \rightarrow 0} \frac{\ln(\mathbf{R}_1 \exp(-\phi^\wedge) \mathbf{R}_2^{-1})^\vee - \ln(\mathbf{R}_1 \mathbf{R}_2^{-1})^\vee}{\phi} \\ &= \lim_{\phi \rightarrow 0} \frac{\ln(\mathbf{R}_1 \mathbf{R}_2^{-1} \exp((- \mathbf{R}_2 \phi)^\wedge))^\vee - \ln(\mathbf{R}_1 \mathbf{R}_2^{-1})^\vee}{\phi} \\ &= \lim_{\phi \rightarrow 0} \frac{\ln(\mathbf{R}_1 \mathbf{R}_2^{-1})^\vee + \mathbf{J}_r^{-1}(-\mathbf{R}_2 \phi) - \ln(\mathbf{R}_1 \mathbf{R}_2^{-1})^\vee}{\phi} \\ &= -\mathbf{J}_r^{-1}(\ln(\mathbf{R}_1 \mathbf{R}_2^{-1})^\vee) \mathbf{R}_2 \end{aligned} \quad (4)$$

参考文献

- [1] Chang Chen, Hua Zhu, Menggang Li, and Shaoze You. A review of visual-inertial simultaneous localization and mapping from filtering-based and optimization-based perspectives. *Robotics*, 7(3), 2018.

- [2] Xiang Gao, Tao Zhang, Yi Liu, and Qinrui Yan. *14 Lectures on Visual SLAM: From Theory to Practice*. Publishing House of Electronics Industry, 2017.