从零手写 VIO 作业 第一周

purebob

June 2019

1 Question 1

1.1 视觉与 IMU 融合之后有何优势?

就像 PPT 里和推荐的综述文献里说的,IMU 可以以一个非常高的频率给出机器人自身的角速度和速度信息,但其本身存在零漂,而且积分产生的位姿在时间稍长的情况下容易发散;视觉里程计不存在数据漂移,可以直接给出旋转与平移信息,但相机容易受光线/障碍物等干扰以及可能会发生图像畸变,无法获得尺度信息,当机器人短时间内快速运动时容易丢失位姿等等.通过对 IMU 和相机两种传感器返回的数据进行融合,可以在冗余信息的情况下使得两种位姿估计方式进行互补.总结一下,相对于单一方式,VIO 优势如下:

- 鲁棒性强, 不容易丢失位姿而导致 SLAM 整个过程失败;
- 可以解决 SLAM 中的初始化尺度问题;
- IMU 与 VO 在位姿估计中相互补充, 更加精确;
- 给出重力方向, 这在很多应用如 VR 中很有用;
- 限于本人知识水平, 有待完善.

1.2 有哪些常见的视觉 +IMU 融合方案? 有没有工业界应用的例子?

常见的 vio 有 vinsmono,okvis,MSCKF,rovio 等, 其中 vinsmono 和 okvis 用到非线性优化,MSCKF 则是基于滤波器. 工业界的应用我比较关注手机这一方面,ios11 上面苹果推出的 ARKit 和谷歌的 Tango 项目都使用到了 VIO 技术来更好的实现 AR/VR.

1.3 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?

参考知乎https://zhuanlan.zhihu.com/p/68627439, 在文章 Visual-Inertial Mapping with Non-Linear Factor Recovery 中作者通过重建非线性因子图, 考虑回环约束进行全局非线性优化, 文章的亮点是不直接对 IMU 数据进行预积分;Stereo Visual Inertial LiDAR Simultaneous Localization and Mapping 中作者引入了 Lidar 数据, 提升了算法的鲁棒性和精度. 深度学习在 VIO 中的应用举例:Unsupervised Deep Visual-Inertial Odometry with Online Error Correction for RGB-D Imagery 一文中作者实现了无监督学习整合 IMU 测量并生成假设轨迹, 对重投影误差中的雅可比行列式进行在线校正.

2 Question 2

详见附件里的 question_2.cpp 与 question_2.png.

3 Question 3 右乘扰动求导

3.1 $\frac{d(R^{-1}p)}{dR}$

$$\begin{split} \frac{\mathrm{d}(R^{-1}p)}{\mathrm{d}R} &= \lim_{\varphi \to 0} \frac{\left[R \exp(\varphi^{\wedge})\right]^{-1}p - R^{-1}p}{\varphi} \\ &= \lim_{\varphi \to 0} \frac{\exp(\varphi^{\wedge})^{-1}R^{-1}p - R^{-1}p}{\varphi} \\ &= \lim_{\varphi \to 0} \frac{\exp(-\varphi^{\wedge})R^{-1}p - R^{-1}p}{\varphi} \\ &= \lim_{\varphi \to 0} \frac{\exp\left((-\varphi)^{\wedge}\right)R^{-1}p - R^{-1}p}{\varphi} \\ &= \lim_{\varphi \to 0} \frac{\left(I + (-\varphi)^{\wedge}\right)R^{-1}p - R^{-1}p}{\varphi} \\ &= \lim_{\varphi \to 0} \frac{-\varphi^{\wedge}R^{-1}p}{\varphi} \\ &= \lim_{\varphi \to 0} \frac{(R^{-1}p)^{\wedge}\varphi}{\varphi} \\ &= (R^{-1}p)^{\wedge} \end{split}$$

3.2
$$\frac{\mathrm{d} \ln(R_1 R_2^{-1})^{\vee}}{\mathrm{d} R_2}$$

$$\frac{\mathrm{d} \ln(R_{1}R_{2}^{-1})^{\vee}}{\mathrm{d}R_{2}} = \lim_{\varphi \to 0} \frac{\ln\left(R_{1} \left(R_{2} \exp\left(\varphi^{\wedge}\right)\right)^{-1}\right)^{\vee} - \ln(R_{1}R_{2}^{-1})^{\vee}}{\varphi} \\
= \lim_{\varphi \to 0} \frac{\ln\left(R_{1} \exp\left(\varphi^{\wedge}\right)^{-1}R_{2}^{-1}\right)^{\vee} - \ln(R_{1}R_{2}^{-1})^{\vee}}{\varphi} \\
= \lim_{\varphi \to 0} \frac{\ln\left(R_{1} \exp\left(\varphi^{\wedge}\right)^{-1}R_{2}^{\mathrm{T}}\right)^{\vee} - \ln(R_{1}R_{2}^{-1})^{\vee}}{\varphi} \\
= \lim_{\varphi \to 0} \frac{\ln\left(R_{1}R_{2}^{\mathrm{T}}R_{2} \exp\left((-\varphi)^{\wedge}\right)R_{2}^{\mathrm{T}}\right)^{\vee} - \ln(R_{1}R_{2}^{-1})^{\vee}}{\varphi} \\
= \lim_{\varphi \to 0} \frac{\ln\left(R_{1}R_{2}^{\mathrm{T}} \exp\left((-R_{2}\varphi)^{\wedge}\right)\right)^{\vee} - \ln(R_{1}R_{2}^{\mathrm{T}})^{\vee}}{\varphi} \\
= \lim_{\varphi \to 0} \frac{\ln(R_{1}R_{2}^{\mathrm{T}})^{\vee} + J_{r}^{-1} \left(\ln(R_{1}R_{2}^{\mathrm{T}})^{\vee}\right) \cdot \left(-R_{2}\varphi\right) - \ln(R_{1}R_{2}^{\mathrm{T}})^{\vee}}{\varphi} \\
= -J_{r}^{-1} \left(\ln(R_{1}R_{2}^{\mathrm{T}})^{\vee}\right) R_{2}$$

4 疑惑

我们对第三题里进行左右扰动小量相乘求导的目的到底是什么?这个导数能反应出什么特性呢? $\ln(R_1R_2^{-1})^{\vee}$ 是一个李代数 se(3), 可以对旋转矩阵求导吗?