



1.VIO文献阅读

1.1 视觉与IMU进行融合之后有何优势？

视觉优势在于其不产生漂移，并可以直接测量旋转与平移；但是易受外界环境如光照、遮挡、动态物体等影响，并且单目视觉无法测量尺度，对纯旋转运动也无法进行估计，同时快速运动时图像匹配不上易跟丢

IMU优势在于响应快，不太受外界环境影响，角速度测量比较准，并可以估计绝对尺度；但是其存在零漂，直接对数据积分位姿也容易发散

视觉和IMU的特点几乎是互补的，用来融合构建里程计非常make sense

1.2 哪些常见的视觉+IMU融合方案？工业界应用的例子？

常见方案有：VINS, MSCKF, OKVIS, ROVIO, VIO RB, ICE-BA, R-VIO, OpenVINS

工业界的应用：Google的Project Tango, 用到了MSCKF; 一些无人机、AR\VR中的定位方案也是用的VIO算法

1.3 学术界中，VIO研究有哪些新进展？学习方法用到VIO中的例子？

学术界中VIO提高的方向包括精度、鲁棒性和效率三部分

在VIO中，可以用深度学习网络来预测相机的位姿状态、场景深度。还可以用网络剔除动态物体等来提高VIO系统的鲁棒性

利用了深度学习的例子包括D3VO(使用深度学习来预测场景深度、光度、姿态等)，VINet(使用深度学习来预测相机位姿)，DeepVO(使用网络来预测位姿)等

2.四元数和李代数更新

验证两种更新方式一致

- 1.生成随机四元数
- 2.四元数转旋转矩阵
- 3.四元数和旋转矩阵分别进行更新
- 4.比较更新后的两个四元数

```
xwl@xwl-Inspiron-15-7000-Gaming:~/Documents/VSLAM-fundamentals-and-VIO-learning/L10/rotation_update/bin$ ./rotation_update
q_random: 0.625178 -0.194097 0.520264 0.548456
q_random norm: 1
q_update: 0.612612 -0.188619 0.532076 0.553195
q_verify: 0.61261 -0.188618 0.532078 0.553195
```

3.其他导数

使用右乘 $\mathbf{so}(3)$ ，推导以下导数

•
$$\frac{d(\mathbf{R}^{-1}\mathbf{p})}{d\mathbf{R}}$$

1. 对哪个变量求导，扰动就要作用到该变量上

2. \mathbf{R} 、 $\exp(\phi^\wedge)$ 、 $R\exp(\phi^\wedge)$ 都是旋转矩阵，对于旋转矩阵来说， $\mathbf{R}^{-1} = \mathbf{R}^T$

3. $(\phi^\wedge)^T = -(\phi^\wedge)$

4. $\lim_{\phi \rightarrow 0} \exp(\phi^\wedge) = \mathbf{I} + \phi^\wedge$

5. $a^\wedge b = -b^\wedge a$

$$\begin{aligned} \frac{d(\mathbf{R}^{-1}\mathbf{p})}{d\mathbf{R}} &= \lim_{\phi \rightarrow 0} \frac{(R\exp(\phi^\wedge))^{-1}\mathbf{p} - \mathbf{R}^{-1}\mathbf{p}}{\phi} = \lim_{\phi \rightarrow 0} \frac{\exp(\phi^\wedge)^{-1}\mathbf{R}^{-1}\mathbf{p} - \mathbf{R}^{-1}\mathbf{p}}{\phi} = \\ \lim_{\phi \rightarrow 0} \frac{(\mathbf{I} + \phi^\wedge)^{-1}\mathbf{R}^{-1}\mathbf{p} - \mathbf{R}^{-1}\mathbf{p}}{\phi} &= \lim_{\phi \rightarrow 0} \frac{-\phi^\wedge \mathbf{R}^{-1}\mathbf{p}}{\phi} = \lim_{\phi \rightarrow 0} \frac{(\mathbf{R}^{-1}\mathbf{p})^\wedge \phi}{\phi} = (\mathbf{R}^{-1}\mathbf{p})^\wedge \end{aligned}$$

•
$$\frac{d\ln(\mathbf{R}_1\mathbf{R}_2^{-1})^\vee}{d\mathbf{R}_2}$$

1. $\lim_{\phi \rightarrow 0} \ln(R\exp(\phi^\wedge))^\vee = \ln(\mathbf{R})^\vee + J_r^{-1}(\mathbf{R})\phi$, $J_r^{-1}(\mathbf{R})$ 为 $SO(3)$ 上的右雅可比

2. $SO(3)$ 的伴随性质： $\mathbf{R}^T \exp(\phi^\wedge) \mathbf{R} = \exp((\mathbf{R}^T \phi)^\wedge)$

3. 对哪个变量求导，扰动就要作用到该变量上

4. 左乘或右乘求出导数不同，更新必须保持对应左右乘

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