

VIO 第一课作业

1. VIO 文献阅读

阅读 VIO 相关综述文献如^a，回答以下问题：

- 视觉与 IMU 进行融合之后有何优势？
- 有哪些常见的视觉 +IMU 融合方案？有没有工业界应用的例子？
- 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？

你也可以对自己感兴趣的方向进行文献调研，阐述你的观点。

1.1 VIO 的优势？

相比传统的 VO，由于引入高频 IMU 传感器，弥补了 VI 的一些不足，可以提高定位精度和鲁棒性，具体表现：

- 可以在视觉传感器失效时（低纹理场景、光照条件差等）辅助定位；
- 高速运动存在运动模糊现象，短时间内的快速运动可以由 IMU 提供较好的估计；
- IMU 有效估计自身运动，可以减轻动态物体的影响；
- 可以借助 IMU 较高的采样频率，提高系统的输出频率；
- 可以有效解决单目相机尺度不可观测的问题；
- 成本低，可以在低端硬件上取得良好的 SLAM 效果；
- 反过来可以有效的消除 IMU 的积分漂移，校正 IMU 的 Bias 等

1.2 VIO 融合方案？工业界应用例子？

IMU 实现主要有基于滤波（filter-based）和基于优化（optimization-based）两大类，传感器数据的融合方案可以分为松耦合（loosely-coupled）和紧耦合（tightly-coupled）两种。松耦合是指 IMU 和相机分别进行自身的运动估计，然后对其位姿估计结果进行融合，紧耦合是指把 IMU 的状态与相机的状态合并在一起，共同构建运动方程和观测方程，然后进行状态估计。几个应用实例如下：

1. 基于滤波器的松耦合：

- ssf, msf
- D-LG-EKF（Discrete Extended Kalman Filter on Lie groups）
- rtslam（RT-SLAM: A Generic and Real-Time Visual SLAM Implementation）

2. 基于滤波器的紧耦合:

- MSCKF (A Multi-State Constraint Kalman Filter for Vision-aided Inertial Navigation)
- ROVIO (Robust Visual Inertial Odometry Using a Direct EKF-Based Approach; Iterated extended Kalman filter based visual-inertial odometry using direct photometric feedback)

3. 基于优化的松耦合:

- Inertial Aided Dense & Semi-Dense Methods for Robust Direct Visual Odometry

4. 基于优化的紧耦合:

- VINS-Mono (VINS-Mono: A Robust and Versatile Monocular Visual-Inertial State Estimator)
- OKVIS (Keyframe-Based Visual-Inertial Odometry Using Nonlinear Optimization)
- ORBSLAM2+IMU (Visual-Inertial Monocular SLAM with Map Reuse)
- On-Manifold Preintegration for Real-Time Visual-Inertial Odometry

1.3 学术界 VIO 进展? 有没有将学习方法用到 VIO 中的例子? 学习方法?

- 事件相机+IMU (Event-based Visual Inertial Odometry)
- VINet: Visual-Inertial Odometry as a Sequence-to-Sequence Learning Problem (端到端学习, 无需手动数据同步)

2. 四元数和李代数更新

课件提到了可以使用四元数或旋转矩阵存储旋转变量。当我们用计算出来的 ω 对某旋转更新时，有两种不同方式：

$$\begin{aligned} \mathbf{R} &\leftarrow \mathbf{R} \exp(\omega^\wedge) \\ \text{或 } \mathbf{q} &\leftarrow \mathbf{q} \otimes \left[1, \frac{1}{2}\omega\right]^T \end{aligned} \quad (18)$$

请编程验证对于小量 $\omega = [0.01, 0.02, 0.03]^T$ ，两种方法得到的结果非常接近，实践当中可视为等同。因此，在后文提到旋转时，我们并不刻意区分旋转本身是 \mathbf{q} 还是 \mathbf{R} ，也不区分其更新方式为上式的哪一种。

源码见附近，运行结果如下图所示：

```
应用程序输出
Custom Executable X
23:09:41: Starting /home/vance/vio_ws/devel/lib/vio_homework/L1-rotationUpdate...

Generate a rotation matrix:
6.12323e-17      -1      0
      1 6.12323e-17      0
      0      0      1

With a small change w: 0.01 0.02 0.03

Small change w to exp(w^):
0.99935 -0.029893 0.0201453
0.030093 0.9995 -0.0096977
-0.0198454 0.0102976 0.99975

Small change w to quaternion(1, w/2) to rotation matrix:
0.99935 -0.0298895 0.0201429
0.0300895 0.9995 -0.00969661
-0.0198431 0.0102964 0.99975

Update Rotation matrix with R*exp(w^):
-0.030093 -0.9995 0.0096977
0.99935 -0.029893 0.0201453
-0.0198454 0.0102976 0.99975

Update Rotation matrix with q*[1, w/2]:
-0.0300895 -0.9995 0.00969661
0.99935 -0.0298895 0.0201429
-0.0198431 0.0102964 0.99975
23:09:41: /home/vance/vio_ws/devel/lib/vio_homework/L1-rotationUpdate exited with code 0

问题 2 2 Search Results 3 应用程序输出 4 编译输出 5 Debugger Console 6 概要信息
```

3. 其他导数

使用右乘 $\mathfrak{so}(3)$ ，推导以下导数：

$$\frac{d(\mathbf{R}^{-1}\mathbf{p})}{d\mathbf{R}} \quad (19)$$

$$\frac{d \ln(\mathbf{R}_1 \mathbf{R}_2^{-1})}{d\mathbf{R}_2} \quad (20)$$

3.1

$$\begin{aligned} \frac{d(R^{-1}p)}{dR} &= \lim_{\phi \rightarrow 0} \frac{(R \exp(\phi^\wedge))^{-1}p - R^{-1}p}{\phi} \\ &= \lim_{\phi \rightarrow 0} \frac{\exp(-\phi^\wedge) R^{-1}p - R^{-1}p}{\phi} \\ \text{泰勒展开} \quad &= \lim_{\phi \rightarrow 0} \frac{(I - \phi^\wedge) R^{-1}p - R^{-1}p}{\phi} \\ &= \lim_{\phi \rightarrow 0} \frac{-\phi^\wedge R^{-1}p}{\phi} \\ &= \lim_{\phi \rightarrow 0} \frac{(R^{-1}p)^\wedge \phi}{\phi} \\ &= (R^{-1}p)^\wedge \end{aligned}$$

3.2

$$\begin{aligned} \frac{\ln(R_1 R_2^{-1})^\vee}{dR_2} &= \lim_{\phi \rightarrow 0} \frac{\ln(R_1 (R_2 \exp(\phi^\wedge))^{-1})^\vee - \ln(R_1 R_2^{-1})^\vee}{\phi} \\ &= \lim_{\phi \rightarrow 0} \frac{\ln(R_1 \exp(-\phi^\wedge) R_2^{-1})^\vee - \ln(R_1 R_2^{-1})^\vee}{\phi} \\ \text{伴随性质} \quad &= \lim_{\phi \rightarrow 0} \frac{\ln(R_1 R_2^{-1} \exp(-R_2 \phi)^\wedge)^\vee - \ln(R_1 R_2^{-1})^\vee}{\phi} \\ \text{公式(16)} \quad &= \lim_{\phi \rightarrow 0} \frac{\ln(R_1 R_2^{-1})^\vee + J_r^{-1} \cdot (-R_2 \phi) - \ln(R_1 R_2^{-1})^\vee}{\phi} \\ &= \lim_{\phi \rightarrow 0} \frac{J_r^{-1} \cdot (-R_2 \phi)}{\phi} \\ &= -J_r^{-1} (\ln(R_1 R_2^{-1})^\vee) \cdot R_2 \end{aligned}$$