Lesson1

rrison

1 VIO文献阅读

阅读VIO相关综述文献,回答以下问题:

视觉与IMU进行融合之后有何优势?

IMU快速响应(100-2000Hz),不受成像质量影响,角速度估计准确,可估计绝对尺度(加速度计有物理意义)。适合短时间、快速的运动;

摄像头不产生漂移。适合长时间慢速的运动。

在快速转动时,摄像头容易跟丢,IMU可以帮助估计瞬时姿态;

摄像头可以回环检测、抑制IMU纠正漂移。

有哪些常见的视觉+IMU融合方案? 有没有工业界应用的例子?

- MSCKF是基于卡尔曼滤波器的双目视觉里程计。把多帧图像的相机位姿加入卡尔曼状态向量中, MSCKF维护一个位姿的FIFO,按照时间顺序排列,可以称为滑动窗口,一个特征点在滑动窗口的几个 位姿都被观察到的话,就会在这几个位姿间建立约束,从而进行KF的更新。MSCKF的优点在于鲁棒性 高,计算复杂度低,缺点是无法用到全局的信息进行全局的优化,没有回环检测。
- VINS-mono是基于优化和滑动窗口的VIO,使用IMU预积分构建紧耦合框架。并且具备自动初始化,在 线外参标定,重定位,闭环检测,以及全局位姿图优化功能。
- OKVIS利用非线性优化一个滑窗内的关键帧,其损失函数包括带权重的投影差和带权重的惯导误差。 OKVIS的前端是利用多尺度Harris提取特征点,并用BRISK作为描述子。OKVIS的后端是利用Google Ceres完成的,通过非线性优化完成状态估计。

VIO工业界产品有Google tango手机,Apple的ARKit,Qualcomm骁龙XR1平台。

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

- CVI-SLAM Collaborative Visual-Inertial SLAM, Marco Karrer, Patrik Schmuck, Margarita Chli. 用多个 机器人同步更新地图
- VINet: Visual-Inertial Odometry as a Sequence-to-Sequence Learning Problem。VINet利用
 FlowNet+RNN结合来做VIO。它的整个网络可以分为三部分。CNN部分通过一个FlowNet来得到相邻帧

- 间图像间的光流运动特征(1024维)。接着用LSTM来处理IMU的原始数据,得到IMU数据下的运动特征。最后,对视觉运动特征和IMU运动特征做一个结合,送入另一个LSTM网络进行特征融合和位姿估计。
- Online Temporal Calibration for Monocular Visual-Inertial Systems. 时间戳标定。算法假设IMU和相机之间的延迟是常数, 将IMU和相机之间的时间延迟, 变成图像平面特征检测的位置的延迟。

2 四元数和李代数更新

见rotate/

程序输出结果:

```
→ build ./rotate
Before rotation q0:
1 0 0
0 1 0
0 0 1
Before rotation r0:
1 0 0
0 1 0
0 0 1
After rotation q0:
    0.99935 -0.0298895 0.0201429
  0.0300895 0.9995 -0.00969661
 -0.0198431 0.0102964
                         0.99975
After rotation r0:
 0.99935 -0.0299 0.02015
  0.0301 0.9995 -0.0097
-0.01985 0.0103 0.99975
```

3 使用右乘,推导以下导数 $\frac{d(R^{-1}p)}{dR}$, $\frac{dln(R_1R_2^{-1})^{\vee}}{dR_2}$

$$\frac{d(R^{-1}p)}{dR} = \lim_{\phi \to 0} \frac{(Re^{\phi^{\wedge}})^{-1}p - R^{-1}p}{\phi} \\
= \lim_{\phi \to 0} \frac{e^{-\phi^{\wedge}}R^{-1}p - R^{-1}p}{\phi} \\
= \lim_{\phi \to 0} \frac{(I - \phi^{\wedge}R^{-1}p - R^{-1}p}{\phi} \\
= \lim_{\phi \to 0} \frac{-\phi^{\wedge}R^{-1}p}{\phi} \\
= \lim_{\phi \to 0} \frac{-\phi^{\wedge}R^{-1}p}{\phi} \\
= \lim_{\phi \to 0} \frac{(R^{-1}p)^{\wedge}\phi}{\phi} \\
= (R^{-1}p)^{\wedge}$$

$$\frac{d\ln(R_1R_2^{-1})^{\vee}}{dR_2} = \lim_{\phi \to 0} \frac{\ln(R_1(R_2e^{\phi^{\wedge}})^{-1})^{\vee} - \ln(R_1R_2^{-1})^{\vee}}{\phi} \\
= \lim_{\phi \to 0} \frac{\ln(R_1e^{-\phi^{\wedge}}R_2^{-1})^{\vee} - \ln(R_1R_2^{-1})^{\vee}}{\phi} \\
= \lim_{\phi \to 0} \frac{\ln(R_1R_2^{-1}R_2e^{-\phi^{\wedge}}R_2^{-1})^{\vee} - \ln(R_1R_2^{-1})^{\vee}}{\phi} \\
= \lim_{\phi \to 0} \frac{\ln(R_1R_2^{-1}e^{(-R_2\phi)^{\wedge}})^{\vee} - \ln(R_1R_2^{-1})^{\vee}}{\phi} \\
= \lim_{\phi \to 0} \frac{\ln(R_1R_2^{-1} + J_r^{-1}(\ln(R_1R_2^{-1})^{\vee}) (-R_2\phi) - \ln(R_1R_2^{-1})^{\vee}}{\phi} \\
= -J_r^{-1}(\ln(R_1R_2^{-1})^{\vee})R_2$$

已知

$$ln(Re^{\phi^{\wedge}})^{\vee} = ln(R)^{\vee} + J_r^{-1}\phi$$

$$J_r^{-1}(\theta\omega) = \frac{\theta}{2}cot(\frac{\theta}{2})I + (1 - \frac{\theta}{2}cot(\frac{\theta}{2}))\omega\omega^T + \frac{\theta}{2}\omega^{\wedge}$$

$$R^T e^{\phi^{\wedge}} R = e^{(R^T \phi)^{\wedge}}$$