

深蓝学院 VIO 课程第一课作业

靳波, 2019/6/10

1. VIO 文献阅读

● 问：视觉和 IMU 融合之后有何优势？

答：

IMU 的优点为：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。

IMU 的缺点为：存在零偏；低精度；IMU 积分位姿发散；高精度价格昂贵。

相机的优点为：不产生漂移；直接测量旋转与平移。

相机的缺点为：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。

可以看出视觉和 IMU 定位方案存在一定互补性质：IMU 适合计算短时间、快速的运动，而视觉适合计算长时间、慢速的运动。同时，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积误差；反之，IMU 可以为视觉提供快速运动时的定位。所以将视觉和 IMU 融合可以提高定位精度和算法的鲁棒性，算法在定位时不容易跟丢。

● 问：有哪些常见的视觉 +IMU 融合方案？有没有工业界应用的例子？

答：融合方案：

松耦合：将 IMU 定位与视觉/GNSS 的位姿直接进行融合，融合过程对二者本身不产生影响，作为后处理方式输出。典型方案为卡尔曼滤波器。

例子：MSF

紧耦合：融合过程本身会影响视觉和 IMU 中的参数（如 IMU 的零偏和视觉的尺度）。典型方案为 MSCKF 和非线性优化。

例子：MSCKF、ROVIO、OKVIS、VINS、VI-ORB、ICE-BA

● 问：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？

答：这里列出几个 2019 年的新进展：

a) Visual-Inertial Mapping with Non-Linear Factor Recovery:

通过重建非线性因子图，将回环约束加入到因子图中，进行全局非线性优化，与 SOTA 的方案进行对比实验如下：

Sequence	MH.01	MH.02	MH.03	MH.04	MH.05	V1.01	V1.02	V1.03	V2.01	V2.02
VI DSO [23], mono	0.06	0.04	0.12	0.13	0.12	0.06	0.07	0.10	0.04	0.06
OKVIS [10] mono	0.34	0.36	0.30	0.48	0.47	0.12	0.16	0.24	0.12	0.22
OKVIS [10] stereo	0.23	0.15	0.23	0.32	0.36	0.04	0.08	0.13	0.10	0.17
VINS FUSION [17] mono	0.18	0.09	0.17	0.21	0.25	0.06	0.09	0.18	0.06	0.11
VINS FUSION [17] stereo	0.24	0.18	0.23	0.39	0.19	0.10	0.10	0.11	0.12	0.10
IS VIO [6] stereo	0.06	0.06	0.10	0.24	0.19	0.06	0.10	0.26	0.08	0.21
Proposed VIO, stereo	0.07	0.05	0.06	0.12	0.12	0.05	0.05	0.10	0.04	0.05
VI SLAM [9] mono, KF	0.25	0.18	0.21	0.30	0.35	0.11	0.13	0.20	0.12	0.20
VI SLAM [9] stereo, KF	0.11	0.09	0.19	0.27	0.23	0.04	0.05	0.11	0.10	0.18
VI ORB-SLAM [16], mono, KF	0.07	0.08	0.09	0.22	0.08	0.03	0.03	inf	0.03	0.04
Proposed VI Mapping, stereo, KF	0.08	0.05	0.05	0.10	0.08	0.04	0.03	0.03	0.03	0.03

值得注意的这个文章中的方法并不直接进行 imu 预积分，而是将高帧率的视觉惯性信息包含从非线性优化边缘化中所提取的因子中。

b) VIL-VIO: Stereo Visual Inertial LiDAR Simultaneous Localization and Mapping

论文中指出，尽管 LiDAR-based 的方法本身就已经具有较高的精度，为什么还需要结合其他传感器？因为 LiDAR 在穿越隧道时会失效。系统由紧耦合双目 vio 和 LiDAR mapping，以及 LiDAR enhanced visual loop closure. 与 SOTA 的 LiDAR 方法比起来，论文提出的方法健壮性和精度都有提升。

基于学习方法的例子：

1 Shamwell, E. Jared, et al. "Unsupervised Deep Visual-Inertial Odometry with Online Error Correction for RGB-D Imagery." IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence (2019).

学会了在没有惯性测量单元（IMU）内在参数或 IMU 和摄像机之间的外部校准的情况下执行视觉惯性里程计（VIO）。网络学习整合 IMU 测量并生成假设轨迹，然后根据相对于像素坐标的空间网格的缩放图像投影误差的雅可比行列式在线校正。

2 Chen, Changhao, et al. "Selective Sensor Fusion for Neural Visual-Inertial Odometry." *arXiv preprint arXiv:1903.01534* (2019).

论文集中在如何学习多传感器融合策略上。提出了一种针对单目 VIO 的端到端的多传感器选择融合策略。具体是指提出了两种基于不同掩蔽策略(masking strategies)的融合模态：确定性软融合和随机硬融合，并与先前提出的直接融合 baseline 进行比较。在测试期间，网络能够选择性地处理可用传感器模态的特征并且产生确定尺度下的轨迹。在 MAV 和 hand-held VIO 数据集上的测试表明了论文提出的融合策略相对直接融合，具有更好的性能，特别是在传感器由损坏数据的情况下。此外，通过可视化不同场景中的掩蔽层和不同的数据损坏来研究融合网络的可解释性，揭示融合网络与不完美的传感输入数据之间的相关性。

3 Lee, Hongyun, Matthew McCrink, and James W. Gregory.

"Visual-Inertial Odometry for Unmanned Aerial Vehicle using Deep Learning." *AIAA Scitech 2019 Forum*. 2019.

这篇文章针对传统的 VIO 需要进行标定的问题，提出一种网络，可以不需要标定

4 Wang, Chengze, Yuan Yuan, and Qi Wang. "Learning by Inertia: Self-supervised Monocular Visual Odometry for Road Vehicles." *ICASSP 2019-2019 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*. IEEE, 2019.

这篇论文提出了 inertia-embedded deep visual odometry，通过构建惯性误差函数对 VO 进行自监督的训练。

2. 四元数和李代数更新

通过编写程序证明了使用旋转矩阵和四元数存储旋转变量，得到的结果非常接近。

程序见附件。

C:\Qt\Qt5.9.1\Tools\QtCreator\bin\qtcreator_process_stub.exe

Rotation Matrix:

0.707107	-0.707107	0
0.707107	0.707107	0
0	0	1

Quaternion:

0.92388 0 0 0.382683

Updated Rotation Matrix:

0.685368	-0.727891	0.0211022
0.727926	0.685616	0.00738758
-0.0198454	0.0102976	0.99975

Updated Quaternion:

0.918139 0.000792563 0.0111522 0.396542

Updated Rotation Matrix from Quaternion:

0.685261	-0.728143	0.0211071
0.728179	0.685508	0.00738927
-0.01985	0.0103	0.99975

更新旋转矩阵和更新四元数得到的结果基本相同

3. 其他导数

$$\begin{aligned}
 \frac{d(R^{-1}P)}{dR} &= \frac{\partial(R^{-1}P)}{\partial\varphi} = \lim_{\varphi \rightarrow 0} \frac{(R \exp(\varphi^\wedge))^{-1} P - R^{-1}P}{\varphi} \\
 &= \lim_{\varphi \rightarrow 0} \frac{\exp(-\varphi^\wedge) R^{-1} P - R^{-1}P}{\varphi} \\
 &= \lim_{\varphi \rightarrow 0} \frac{(I - \varphi^\wedge) R^{-1} P - R^{-1}P}{\varphi} \\
 &= \lim_{\varphi \rightarrow 0} \frac{-\varphi^\wedge R^{-1}P}{\varphi} \\
 &= \lim_{\varphi \rightarrow 0} \frac{(R^{-1}P)^\wedge \varphi}{\varphi} \\
 &= (R^{-1}P)^\wedge
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \frac{d \ln(R_1 R_2^{-1})}{dR_2} &= \lim_{\phi \rightarrow 0} \frac{\ln(R_1 (R_2 \exp(\phi^\wedge))^{-1}) - \ln(R_1 R_2^{-1})}{\phi} \\
 &= \lim_{\phi \rightarrow 0} \frac{\ln(R_1 \exp(-\phi^\wedge) R_2^{-1}) - \ln(R_1 R_2^{-1})}{\phi} \\
 &= \lim_{\phi \rightarrow 0} \frac{\ln(R_1 R_2^{-1} \exp((-R_2^\top \phi)^\wedge)) - \ln(R_1 R_2^{-1})}{\phi} \\
 &= \lim_{\phi \rightarrow 0} \frac{\ln(R_1 R_2^{-1}) + \mathcal{J}_r^{-1}(-R_2 \phi) - \ln(R_1 R_2^{-1})}{\phi} \\
 &= -\mathcal{J}_r^{-1}(\ln(R_1 R_2^{-1})) R_2
 \end{aligned}$$

$$\mathcal{J}_r^{-1}(0\omega) = \frac{\theta}{2} \cot \frac{\theta}{2} \mathbb{I} + \left(1 - \frac{\theta}{2} \cot \frac{\theta}{2}\right) \omega \omega^\top + \frac{\theta}{2} \omega^\wedge$$