Lec9-大作业

1. Assignment

论述题（大作业）：

给定一个综合的自动驾驶SLAM问题，含有传感器为：

- RTK
- IMU
- 车速计
- 激光传感器

请建立离散场景下车辆SLAM问题的数学模型，给出批量状态估计的MAP解法，使用矩阵李群方法，推导其线性化后模型（可以认为各传感器已符合某个给定的时间同步方案）。

该问题有一定的自由发挥空间，大家可以自己定义系统级别的处理方式。例如，IMU部分可以先与车速组合，得到相对运动估计，再作为系统相对运动的一次观测；或者也可以将IMU原始数据模型考虑进来，估计自身参数。

2.思路

2.1 方法 1：一阶段融合

按第 8 讲的推导，以 IMU 测量作为广义速度，组成运动模型；其余的 RTK，车速计，激光都作为测量量，组成测量模型，然后用一次（即一个阶段）的 MAP 最优计算求得结果；

答题中主要按照此思路；

2.2 方法 2:两阶段融合

分为 2 个阶段：

[阶段 1] 将 RTK，IMU，车速计采用卡尔曼滤波器进行融合，计算得到校正后的按 8 讲中提出的广义速度；

[阶段 2] 然后对广义速度和激光使用第 8 讲中的 MAP 计算方法；

3.一阶段融合的论述和简单推导

3.1 summary

（1）把 RTK(即 GPS 经纬度 x,y)、车速计(x,y,yaw 角)整合到测量模型；

（2）激光仍然时测量模型(和《第 8 讲》相同)，

（3）将 imu 作为运动模型(和《第 8 讲》相同)；

（4）然后在一个步骤使用全部数据的 MAP 方法(和《第 8 讲》相同)；

3.2 公式

（1）RTK 的误差定义为：

$$
e_{RTK,k}(X)=\begin{bmatrix} x_{imu,k}-x_{RTK,k} \\ y_{imu,k}-y_{RTK,k} \end{bmatrix}=\begin{bmatrix} \varepsilon_{x,k} \\ \varepsilon_{y,k} \end{bmatrix}
$$

$$
=\begin{bmatrix} 1 & 0 & & 0 \\ 0 & 1 & & \\ & 0 & & 0 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} \varepsilon_{x,k} \\ \varepsilon_{y,k} \\ \varepsilon_{z,k} \\ \varepsilon_{\theta 1,k} \\ \varepsilon_{\theta 2,k} \\ \varepsilon_{\theta 3,k} \end{bmatrix}=\begin{bmatrix} 1 & 0 & & 0 \\ 0 & 1 & & \\ & 0 & & 0 \end{bmatrix}\varepsilon_k
$$

$$
=G_{RTK}\,\varepsilon_k
$$

（2）车速计的误差定义为：

$$
e_{SPD,k}(X)=\begin{bmatrix} x_{imu,k}-x_{SPD,k} \\ y_{imu,k}-y_{SPD,k} \\ \theta_{3imu,k}-\theta_{3SPD,k} \end{bmatrix}=\begin{bmatrix} \varepsilon_{x,k} \\ \varepsilon_{y,k} \\ \varepsilon_{\theta 3,k} \end{bmatrix} \quad \text{即yaw角}
$$

$$
=\begin{bmatrix} 1 & 0 & & & & \\ 0 & 1 & & 0 & & \\ & & 0 & & & \\ & & & 0 & & \\ & 0 & & & 0 & \\ & & & & & 1 \end{bmatrix}\varepsilon_k
$$

（3）H 改为：

$$
H=\begin{bmatrix} F^{-1} & 0 \\ G_1 & G_2 \\ G_{1RTK} & 0 \\ G_{1SPD} & 0 \end{bmatrix}
$$

其中：

$$
G_{1RTK} = \begin{bmatrix} G_{RTK} & & & \\ & G_{RTK} & & \\ & & \ddots & \\ & & & G_{RTK} \end{bmatrix}
$$

第0个位姿　　　　第k个位姿

$$
G_{1SPP} = \begin{bmatrix} G_{SPP} & & & \\ & G_{SPP} & & \\ & & \ddots & \\ & & & G_{SPP} \end{bmatrix}
$$

第0个位姿　　　　第k个位姿

（4）其余的推导和公式和《第 8 讲》p24 相同

SLAM

- 对于整个问题，定义以下整体变量：

$$
\delta x_1 = \begin{bmatrix} \epsilon_0 \\ \epsilon_1 \\ \vdots \\ \epsilon_K \end{bmatrix}, \quad \delta x_2 = \begin{bmatrix} \zeta_0 \\ \zeta_1 \\ \vdots \\ \zeta_M \end{bmatrix} \quad \delta x = \begin{bmatrix} \delta x_1 \\ \delta x_2 \end{bmatrix}
$$

$$
e_v(x_{op}) = \begin{bmatrix} e_{v,0}(x_{op}) \\ e_{v,1}(x_{op}) \\ \vdots \\ e_{v,K}(x_{op}) \end{bmatrix}, \quad e_y(x_{op}) = \begin{bmatrix} e_{y,10}(x_{op}) \\ e_{y,20}(x_{op}) \\ \vdots \\ e_{y,MK}(x_{op}) \end{bmatrix} \quad e(x_{op}) = \begin{bmatrix} e_v(x_{op}) \\ e_y(x_{op}) \end{bmatrix}
$$

$$
F^{-1} = \begin{bmatrix} 1 & & & & \\ -F_0 & 1 & & & \\ & -F_1 & \ddots & & \\ & & \ddots & 1 & \\ & & & -F_{K-1} & 1 \end{bmatrix}
$$

$$
G_1 = \begin{bmatrix} G_{1,10} & & & \\ \vdots & & & \\ G_{1,M0} & & & \\ & G_{1,11} & & \\ & \vdots & & \\ & G_{1,M1} & & \\ & & \ddots & \\ & & \ddots & \\ & & & G_{1,1K} \\ & & & \vdots \\ & & & G_{1,MK} \end{bmatrix}, \quad G_2 = \begin{bmatrix} G_{2,10} & & \\ & \ddots & \\ & & G_{2,M0} \\ G_{2,11} & & \\ & \ddots & \\ & & G_{2,M1} \\ \vdots & & \vdots \\ G_{2,1K} & & \\ & \ddots & \\ & & G_{2,MK} \end{bmatrix}
$$

$$
H = \begin{bmatrix} F^{-1} & 0 \\ G_1 & G_2 \end{bmatrix} \qquad W = \begin{bmatrix} Q & 0 \\ 0 & R \end{bmatrix}
$$

$$
Q = \mathrm{diag}\left(\check{P}_0, Q_1, \cdots, Q_K\right), \quad R = \mathrm{diag}\left(R_{10}, R_{20}, \cdots, R_{MK}\right)
$$

2020/6/12　　机器人学中的状态估计　　24

3.3 假设

[a]假设各种传感器的中心都位于同一点（即认为相隔很近，不考虑距离）,且忽略轴间偏差；可以认为为 b 系和 NEU 系重合；

[b]只考虑 2 个坐标系：[1]参考系 i 系;[2]载体系 b 系；另外 NEU 系主要用于理解；

[c]忽略地球自转等微小的运动量；

[d]认为传感器之间的时间已同步；

[e]认为汽车运行在平地上，即不是在山路或者斜坡上运行，自动驾驶的 pitch 和 roll 角认为 0，高度不变；

[f]认为运行速度较慢且接近匀速，imu 运动解算和车速计解算时可以采用采样周期的平均速度，且采样周期可以固定；

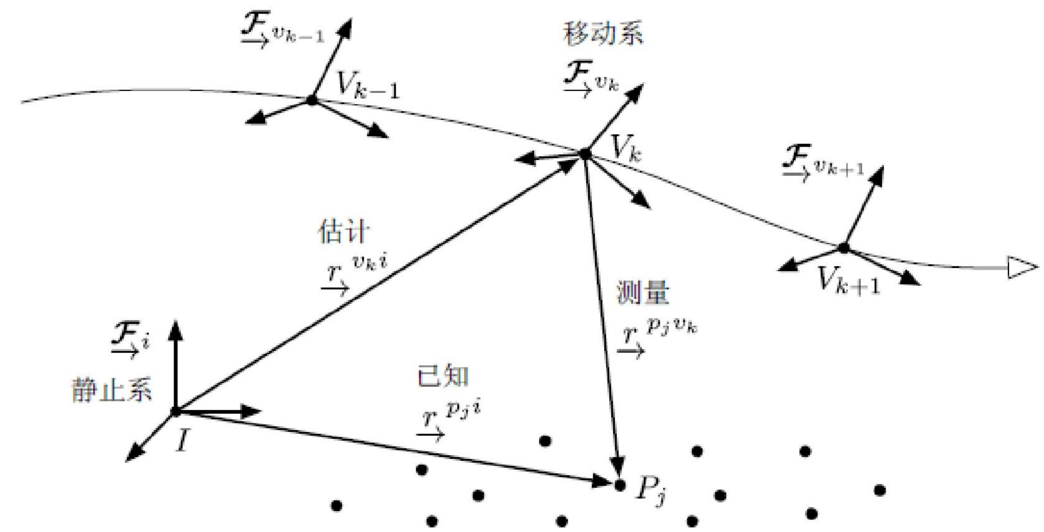
[g]运行范围比较小，忽略地球表面圆弧对 NEU 系的改变，认为各个时刻的 NEU 系的坐标轴的方向不变，只是 NEU 系的原点发生变化；使得采样周期之间的车速计解算比较简单；

[f]本题目中提出假设，只是为了便于理解；其实不按上述假设，本题目的类似结论同样成立，只是计算更加复杂，状态的维数更多；

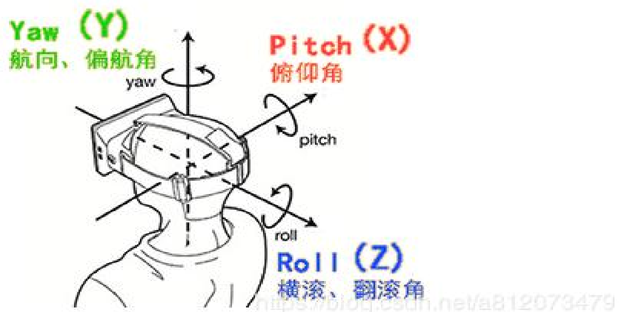
3.4 坐标系的说明

1）现在车辆只在水平面上运动，相当于只在 NEU 的“坐标轴的方向近似不变”范围内运动，问题退化成一个简单的类似扫地机器人的二维运动模型；可以认为可以用一个二维 xy 座标+yaw 旋转的笛卡尔坐标系描述运动；

2）以运动开始时刻的位姿为 i 系，在每个采样周期(即 2 次输出测量量之间时间间隔)的位姿为 vk 系(即 b 系);



三维空间右手笛卡尔坐标——



3.5 imu 的运动模型

1）imu 一般输出为角速度和比力；也有的 imu 输出采样周期(即 2 次输出测量量之间时间间隔)之间的Δθ和Δv；

这样可以得到 imu 采样周期内的平均速度和平均角速度，可以作为广义速度；

$$\dot{r} = \omega^\wedge r + \nu \qquad \varpi = \begin{bmatrix} \nu \\ \omega \end{bmatrix} \quad \begin{matrix} \text{线速度} \\ \text{角速度} \end{matrix} \qquad \dot{T} = \varpi^\wedge T$$
$$\dot{C} = \omega^\wedge C$$

- 以SE(3)变量表达机器人变换矩阵：

$$T_k = T_{v_k i} = \begin{bmatrix} C_{v_k i} & -C_{v_k i} r_i^{v_k i} \\ 0^{\mathrm{T}} & 1 \end{bmatrix}$$

- 初始值：$\check{T}_0$ 以及它的不确定性

2）对于 imu，输出测量量为基于 i 系的运动在 b 系中的投影；分别对应《第 8 讲》中的 I 系和 VK 系；
3）imu 的解算结果为基于 i 系的位姿；

3.6 RTK 的测量模型

1）只考虑 RTK 的定位信息，即 GPS 定位信息，一般为：经度、纬度、高度，这是基于 ECEF，可以转化为本题目的 NEU 系中的 x,y 坐标；此坐标为基于 i 系的位置，不是 landmarks 的位置；
2）测量误差定义为：RTK 解算的 xy 坐标 – imu 解算的 xy 坐标

3.7 车速计的测量模型

1）车速计测量 2 个车轮的角速度，以上述 i 系为参考系，可以解算出：x,y,yaw 角；解算结果也是基于 i 系得位姿；
2）测量误差定义为：车速计解算的 xy 坐标和 yaw 角 - imu 解算的 xy 坐标和 yaw 角；

3.8 关于误差计算的 i 系和 b 系

本题目中，误差计算在 i 系和 b 系中的结果是相同的；