



多传感器融合定位

第8讲 基于滤波的融合方法II

主讲人 任 乾

北京理工大学本硕
自动驾驶从业者





1. 编码器运动模型及标定



2. 融合编码器的滤波方法



3. 融合运动约束的滤波方法



4. 融合点云特征的滤波方法



目录



1. 编码器运动模型及标定



2. 融合编码器的滤波方法



3. 融合运动约束的滤波方法



4. 融合点云特征的滤波方法



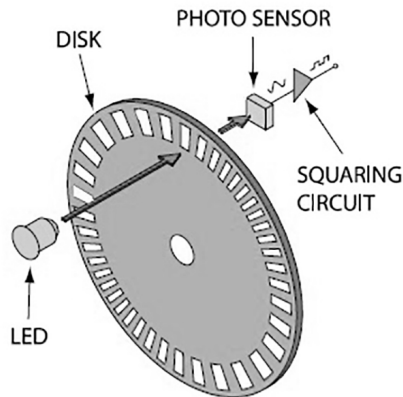
编码器运动模型及标定

1. 编码器基础知识

编码器感应轮子的旋转，并在旋转时输出脉冲，脉冲数与转过的角度呈线性比例关系。

脉冲对应的是角度增量，有时也用增量除以时间，转成轮子转动的角速度输出。

需要注意的是，编码器只是各种转角测量方式中的一种，其他还有轮速计、霍尔传感器等，本课程以编码器为例子讲解模型，但同样适用于其他形式的传感器。





编码器运动模型及标定

1. 编码器基础知识

编码器安装方式有单轮、双轮、三轮，本课程推导仅围绕双轮差分模型进行展开。

该模型中，需要用到以下变量：

r_L ：左轮半径

r_R ：右轮半径

d ：轮子离底盘中心的距离

ω_L ：左轮自转角速度

ω_R ：右轮自转角速度

v_L ：左轮线速度

v_R ：右轮线速度

实际使用时，标定完成后， r_L 、 r_R 、 d 为固定参数， ω_L 和 ω_R 为测量值，而 v_L 和 v_R 可以通过下式计算得到

$$v_L = \omega_L r_L$$

$$v_R = \omega_R r_R$$



编码器运动模型及标定

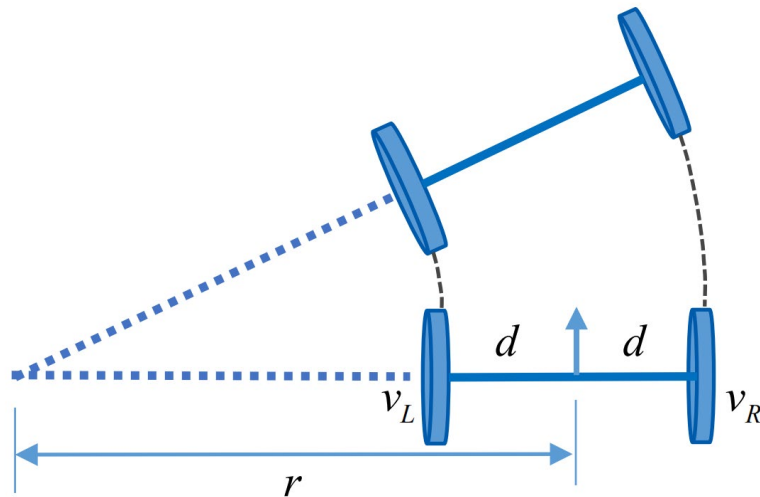
2. 编码器运动模型

运动模型的作用是，使用前述已知量，求解以下变量：

ω ：底盘中心的角速度

v ：底盘中心的线速度

r ：底盘中心圆弧运动旋转半径





编码器运动模型及标定

2. 编码器运动模型

1) 旋转半径求解

双轮差分模型下，左右轮圆弧运动的角速度相等，且等于底盘中心圆弧运动的角速度，因此有

$$\omega = \frac{v_L}{r-d} = \frac{v_R}{r+d}$$

由此可以得出

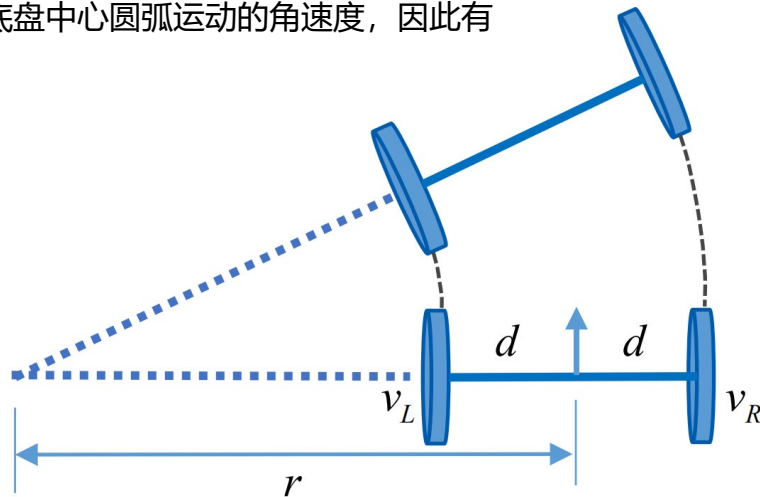
$$v_L(r+d) = v_R(r-d)$$

移项可得

$$(v_R - v_L)r = (v_R + v_L)d$$

从而可以得到

$$r = \frac{v_R + v_L}{v_R - v_L} d$$





编码器运动模型及标定

2. 编码器运动模型

2)角速度求解

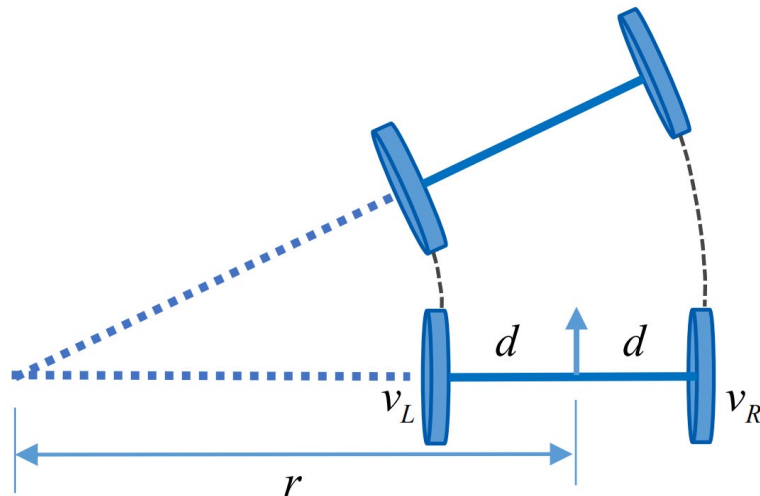
把旋转半径的求解结果，代入角速度公式，即可得到

$$\omega = \frac{v_L}{\frac{v_R+v_L}{v_R-v_L}d-d} = \frac{v_R-v_L}{2d}$$

3)线速度求解

利用旋转角速度和旋转半径的结果，可以直接得到线速度：

$$v = \omega r = \frac{v_R-v_L}{2d} \frac{v_R+v_L}{v_R-v_L} d = \frac{v_R+v_L}{2}$$





编码器运动模型及标定

2. 编码器运动模型

4) 位姿求解

假设 x_k, y_k, θ_k 为当前时刻位姿, $x_{k-1}, y_{k-1}, \theta_{k-1}$ 为上一时刻的位姿, 则有

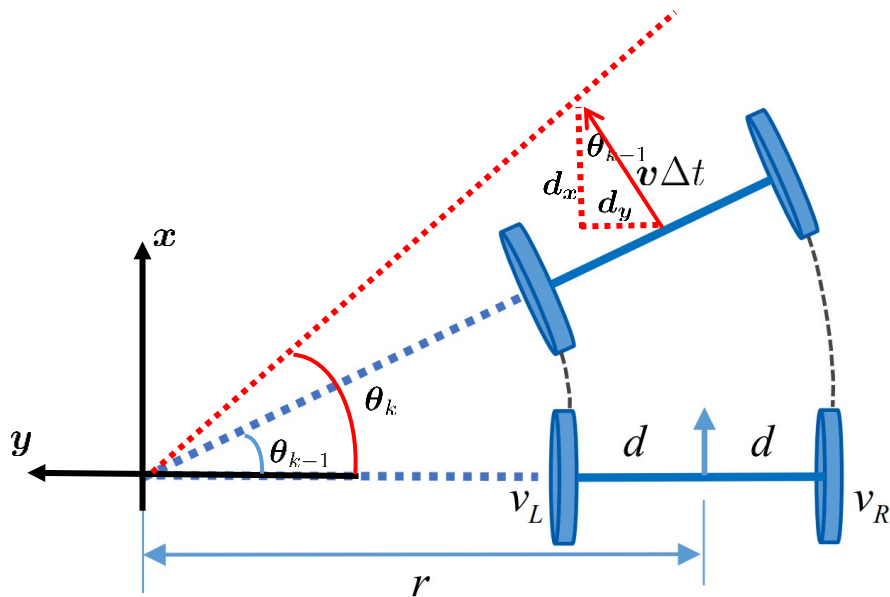
$$\theta_k = \theta_{k-1} + \omega \Delta t$$

$$x_k = x_{k-1} + v \Delta t \cos(\theta_{k-1})$$

$$y_k = y_{k-1} + v \Delta t \sin(\theta_{k-1})$$

其中

$$\Delta t = t_k - t_{k-1}$$





编码器运动模型及标定

3. 编码器的标定

标定可以理解为运动模型求解过程的反向过程，具体是指在已知底盘中心线速度、角速度的情况下，求解轮子半径、轮子离底盘中心距离等。

已知量：

v ：底盘中心的线速度

ω ：底盘中心的角速度

待求解量：

r_L ：左轮半径

r_R ：右轮半径

d ：轮子离底盘中心的距离

实际标定时，线速度、角速度由其他传感器提供(比如雷达点云和地图匹配)，且为了简化模型，认为雷达装在底盘中心正上方。

1) 轮子半径标定

由于速度的求解公式为

$$v = \frac{v_R + v_L}{2} = \frac{\omega_R r_R + \omega_L r_L}{2}$$

它可以重新写为

$$\begin{bmatrix} \omega_R & \omega_L \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r_R \\ r_L \end{bmatrix} = 2v$$

当有多组测量值时，可以构成如下方程组

$$\begin{bmatrix} \omega_{R0} & \omega_{L0} \\ \omega_{R1} & \omega_{L1} \\ \vdots & \vdots \\ \omega_{RN} & \omega_{LN} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r_R \\ r_L \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2v_0 \\ 2v_1 \\ \vdots \\ 2v_N \end{bmatrix}$$

这是典型的最小二乘问题，可用最小二乘标准形式计算。



编码器运动模型及标定

3. 编码器的标定

2) 轮子与底盘中心距离标定

由于角速度的求解公式为

$$\omega = \frac{v_R - v_L}{2d}$$

在经过轮子半径标定之后，分子上的两项可认为是已知量，因此可以得到：

$$d = \frac{v_R - v_L}{2\omega}$$

虽然可直接求解，但是为了抑制噪声带来的影响，因多次采样计算取平均。



目录



1. 编码器运动模型及标定



2. 融合编码器的滤波方法



3. 融合运动约束的滤波方法



4. 融合点云特征的滤波方法



融合编码器的滤波方法

1. 核心思路

在上一节课滤波模型的基础上增加编码器进行融合，有一种非常简单的方法，即使用编码器解算的速度作为观测量，加入原来模型的观测方程中，而其他环节保持不变。

2. 观测量定义

编码器提供的是载体系下的速度观测，在前(x)-左(y)-上(z)坐标系的定义下，x方向的速度分量是已知的 $v_x^b = v_m$ 。

另外，在以车作为载体的情况下，由于车的侧向和天向没有运动，因此又有 $v_y^b = 0$ ， $v_z^b = 0$ 。

基于此，我们可以认为 b 系3个维度的速度分量都是可观测的。



融合编码器的滤波方法

3. 观测方程推导

由于导航解算得到的是w系下得速度，而速度观测是b系下得，因此需要推导二者之间的误差关系，才能得到相应的观测方程。

推导方法仍按照第6讲的固定套路进行。

1) 写出不考虑误差时的方程

$$\mathbf{v}^b = \mathbf{R}_{bw} \mathbf{v}^w$$

2) 写出考虑误差时的方程

$$\tilde{\mathbf{v}}^b = \tilde{\mathbf{R}}_{bw} \tilde{\mathbf{v}}^w$$

3) 写出真实值与理想值之间的关系

$$\tilde{\mathbf{v}}^b = \mathbf{v}^b + \delta \mathbf{v}^b$$

$$\tilde{\mathbf{v}}^w = \mathbf{v}^w + \delta \mathbf{v}^w$$

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{R}}_{bw} &= \tilde{\mathbf{R}}_{wb}^T = (\mathbf{R}_{wb}(\mathbf{I} + [\delta\boldsymbol{\theta}]_{\times}))^T \\ &= (\mathbf{I} - [\delta\boldsymbol{\theta}]_{\times}) \mathbf{R}_{bw} \end{aligned}$$

4) 把3)中的关系带入2)式

$$\mathbf{v}^b + \delta \mathbf{v}^b = (\mathbf{I} - [\delta\boldsymbol{\theta}]_{\times}) \mathbf{R}_{bw} (\mathbf{v}^w + \delta \mathbf{v}^w)$$

5) 把1)中的关系带入4)式

$$\mathbf{R}_{bw} \mathbf{v}^w + \delta \mathbf{v}^b = (\mathbf{I} - [\delta\boldsymbol{\theta}]_{\times}) \mathbf{R}_{bw} (\mathbf{v}^w + \delta \mathbf{v}^w)$$

6) 化简方程

$$\begin{aligned} \delta \mathbf{v}^b &= \mathbf{R}_{bw} \delta \mathbf{v}^w - [\delta\boldsymbol{\theta}]_{\times} \mathbf{R}_{bw} \mathbf{v}^w \\ &= \mathbf{R}_{bw} \delta \mathbf{v}^w - [\delta\boldsymbol{\theta}]_{\times} \mathbf{v}^b \\ &= \mathbf{R}_{bw} \delta \mathbf{v}^w + [\mathbf{v}^b]_{\times} \delta \boldsymbol{\theta} \end{aligned}$$



融合编码器的滤波方法

3. 观测方程推导

根据第7讲所内容，状态量为

$$\delta \mathbf{x} = \begin{bmatrix} \delta \mathbf{p} \\ \delta \mathbf{v} \\ \delta \boldsymbol{\theta} \\ \delta \mathbf{b}_a \\ \delta \mathbf{b}_\omega \end{bmatrix}$$

而融合编码器以后，观测量变为

$$\mathbf{y} = \begin{bmatrix} \delta \bar{\mathbf{p}} \\ \delta \bar{\mathbf{v}}^b \\ \delta \bar{\boldsymbol{\theta}} \end{bmatrix}$$

其中 $\delta \bar{\mathbf{v}}^b$ 的观测值可以通过下式获得

$$\delta \bar{\mathbf{v}}_b = \tilde{\mathbf{v}}^b - \mathbf{v}^b = \tilde{\mathbf{R}}_{bw} \tilde{\mathbf{v}}^w - \begin{bmatrix} \mathbf{v}_m \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

此时的观测方程 $\mathbf{y} = \mathbf{G}_t \delta \mathbf{x} + \mathbf{C}_t \mathbf{n}$ 中的各变量应重新写为

$$\mathbf{G}_t = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_3 & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{R}_{bw} & [\mathbf{v}^b]_\times & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{I}_3 & \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{C}_t = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_3 & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{I}_3 & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{I}_3 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{n} = [n_{\delta \bar{p}_x} \ n_{\delta \bar{p}_y} \ n_{\delta \bar{p}_z} \ n_{\delta \bar{v}_x^b} \ n_{\delta \bar{v}_y^b} \ n_{\delta \bar{v}_z^b} \ n_{\delta \bar{\theta}_x} \ n_{\delta \bar{\theta}_y} \ n_{\delta \bar{\theta}_z}]^T$$

随后，便可以使用新的观测方程，不改变其他方程，直接按照原有流程进行Kalman滤波融合。



目录



1. 编码器运动模型及标定



2. 融合编码器的滤波方法



3. 融合运动约束的滤波方法



4. 融合点云特征的滤波方法



融合运动约束的滤波方法

很多时候，硬件平台并没有编码器，不能直接使用上一小节的模型，但是车本身的运动特性(即侧向速度和天向速度为0)仍然可以使用。

它对观测量带来的改变仅仅是少了一个维度(x方向)，而推导方法并没有改变，因此此处直接给出该融合模式下的推导结果。

新的观测量为

$$\mathbf{y} = \begin{bmatrix} \delta \bar{\mathbf{p}} \\ [\delta \bar{\mathbf{v}}^b]_{yz} \\ \delta \bar{\boldsymbol{\theta}} \end{bmatrix}$$

$[\bullet]_{yz}$ 表示只取三维向量或矩阵的后2行

此时的观测方程 $\mathbf{y} = \mathbf{G}_t \delta \mathbf{x} + \mathbf{C}_t \mathbf{n}$ 中的各变量应重新写为

$$\mathbf{G}_t = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_3 & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & [\mathbf{R}_{bw}]_{yz} & [[\mathbf{v}^b]_{\times}]_{yz} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{I}_3 & \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{C}_t = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_3 & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{I}_2 & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{I}_3 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{n} = [n_{\delta \bar{p}_x} \quad n_{\delta \bar{p}_y} \quad n_{\delta \bar{p}_z} \quad n_{\delta \bar{v}_y^b} \quad n_{\delta \bar{v}_z^b} \quad n_{\delta \bar{\theta}_x} \quad n_{\delta \bar{\theta}_y} \quad n_{\delta \bar{\theta}_z}]^T$$

随后的Kalman流程仍然与之前保持一致。



目录



1. 编码器运动模型及标定



2. 融合编码器的滤波方法



3. 融合运动约束的滤波方法



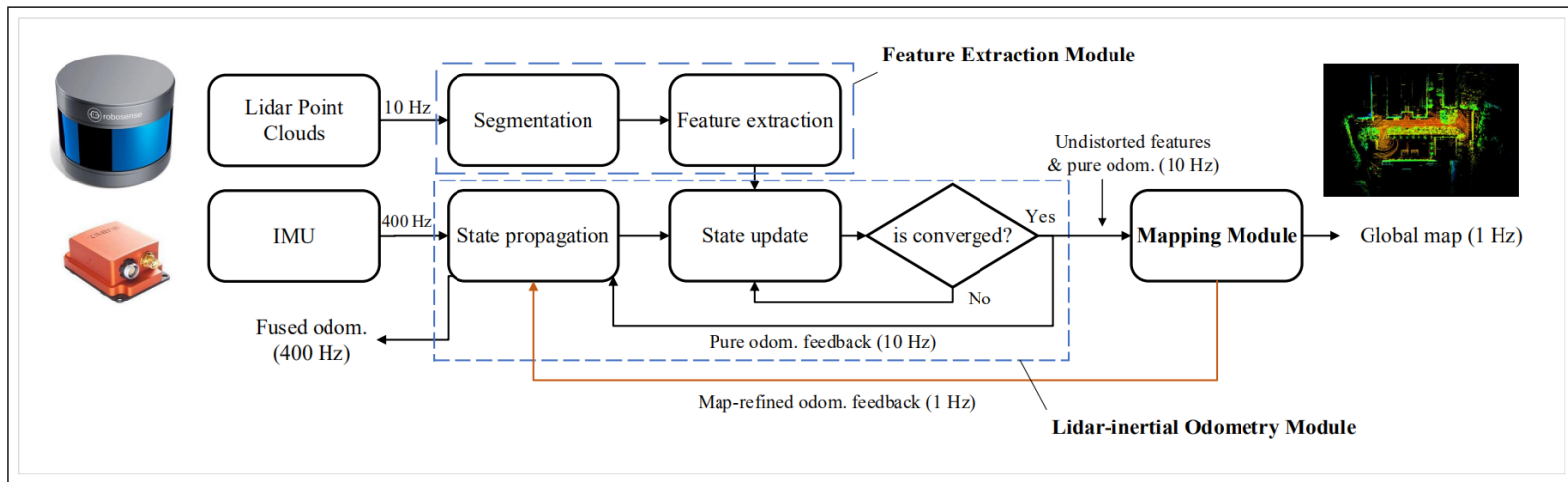
4. 融合点云特征的滤波方法



融合点云特征的滤波方法

1.整体思路

以IMU做状态预测，以特征中的点-面距离、点-线距离为约束(观测)，修正误差。



论文题目: LINS: A Lidar-Inertial State Estimator for Robust and Efficient Navigation

代码地址: <https://github.com/ChaoqinRobotics/LINS---LiDAR-inertial-SLAM>



融合点云特征的滤波方法

2.滤波模型

1) 状态定义

位姿定义：

$$\mathbf{x}_w^{b_k} := [\mathbf{p}_w^{b_k}, \mathbf{q}_w^{b_k}]$$

相对位姿相关：

$$\mathbf{x}_{b_{k+1}}^{b_k} := [\mathbf{p}_{b_{k+1}}^{b_k}, \mathbf{v}_{b_{k+1}}^{b_k}, \mathbf{q}_{b_{k+1}}^{b_k}, \mathbf{b}_a, \mathbf{b}_g, \mathbf{g}^{b_k}]$$

状态量：

$$\delta \mathbf{x} := [\delta \mathbf{p}, \delta \mathbf{v}, \delta \boldsymbol{\theta}, \delta \mathbf{b}_a, \delta \mathbf{b}_g, \delta \mathbf{g}]$$

状态量修正：

$$\mathbf{x}_{b_{k+1}}^{b_k} = {}^{-}\mathbf{x}_{b_{k+1}}^{b_k} \boxplus \delta \mathbf{x} = \begin{bmatrix} {}^{-}\mathbf{p}_{b_{k+1}}^{b_k} + \delta \mathbf{p} \\ {}^{-}\mathbf{v}_{b_{k+1}}^{b_k} + \delta \mathbf{v} \\ {}^{-}\mathbf{q}_{b_{k+1}}^{b_k} \otimes \exp(\delta \boldsymbol{\theta}) \\ {}^{-}\mathbf{b}_a + \delta \mathbf{b}_a \\ {}^{-}\mathbf{b}_g + \delta \mathbf{b}_g \\ {}^{-}\mathbf{g}^{b_k} + \delta \mathbf{g} \end{bmatrix}$$

其中 ${}^{-}\mathbf{x}_{b_{k+1}}^{b_k}$ 表示预测值。



融合点云特征的滤波方法

2.滤波模型

2) 状态方程

$$\delta \dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{F}_t \delta \mathbf{x}(t) + \mathbf{G}_t \mathbf{w}$$

其中

$$\mathbf{F}_t = \begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{I} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & -\mathbf{R}_t^{b_k} [\hat{\mathbf{a}}_t]_{\times} & -\mathbf{R}_t^{b_k} & \mathbf{0} & -\mathbf{I}_3 \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & -[\hat{\omega}_t]_{\times} & \mathbf{0} & -\mathbf{I}_3 & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix} \quad \mathbf{G}_t = \begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ -\mathbf{R}_t^{b_k} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & -\mathbf{I}_3 & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{I}_3 & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{I}_3 \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{w} = \left[\mathbf{n}_a^T, \mathbf{n}_g^T, \mathbf{n}_{b_a}^T, \mathbf{n}_{b_g}^T \right]^T$$



融合点云特征的滤波方法

2.滤波模型

3) 观测方程

观测的计算与loam中前后帧匹配的思想一致，都是计算点-面、点-线的残差

为了计算观测方程，需要计算残差对状态量的雅可比

$$f_i(\mathbf{x}_{b_{k+1}}^{b_k}) = \begin{cases} \frac{|(\hat{\mathbf{p}}_i^{l_k} - \mathbf{p}_a^{l_k}) \times (\hat{\mathbf{p}}_i^{l_k} - \mathbf{p}_b^{l_k})|}{|\mathbf{p}_a^{l_k} - \mathbf{p}_b^{l_k}|} & \text{if } \mathbf{p}_i^{l_{k+1}} \in \mathbb{F}_e \\ \frac{|(\hat{\mathbf{p}}_i^{l_k} - \mathbf{p}_a^{l_k})^T ((\mathbf{p}_a^{l_k} - \mathbf{p}_b^{l_k}) \times (\mathbf{p}_a^{l_k} - \mathbf{p}_c^{l_k}))|}{|(\mathbf{p}_a^{l_k} - \mathbf{p}_b^{l_k}) \times (\mathbf{p}_a^{l_k} - \mathbf{p}_c^{l_k})|} & \text{if } \mathbf{p}_i^{l_{k+1}} \in \mathbb{F}_p \end{cases}$$

$$\mathbf{H}_k = \frac{\partial \mathbf{f}}{\partial \hat{\mathbf{p}}_i^{l_k}} \cdot \frac{\partial \hat{\mathbf{p}}_i^{l_k}}{\partial \delta \mathbf{x}}$$

上式中包含两部分，第一部分已经讲过，此处只推导第二部分。

其中

$$\hat{\mathbf{p}}_i^{l_k} = (\mathbf{R}_l^b)^T \left(\mathbf{R}_{b_{k+1}}^{b_k} \left(\mathbf{R}_l^b \mathbf{p}_i^{l_{k+1}} + \mathbf{p}_l^b \right) + \mathbf{p}_{b_{k+1}}^{b_k} - \mathbf{p}_l^b \right)$$



融合点云特征的滤波方法

2.滤波模型

3) 观测方程

除了旋转和平移外，残差项对其它量的导数均为0。

a.对平移求导

$$\begin{aligned}
 & \frac{\partial \hat{\mathbf{p}}_i^{l_k}}{\partial \delta \mathbf{p}} \\
 &= \frac{\partial \left[(\mathbf{R}_l^b)^\top \left(\mathbf{R}_{b_{k+1}}^{b_k} \left(\mathbf{R}_l^b \mathbf{p}_i^{l_{k+1}} + \mathbf{p}_l^b \right) + \mathbf{p}_{b_{k+1}}^{b_k} - \mathbf{p}_l^b \right) \right]}{\partial \delta \mathbf{p}} \\
 &= \frac{\partial \left[(\mathbf{R}_l^b)^\top \mathbf{p}_{b_{k+1}}^{b_k} \right]}{\partial \delta \mathbf{p}} \\
 &= (\mathbf{R}_l^b)^\top
 \end{aligned}$$

b.对旋转求导

$$\begin{aligned}
 & \frac{\partial \hat{\mathbf{p}}_i^{l_k}}{\partial \delta \mathbf{x}} \\
 &= \frac{\partial \left[(\mathbf{R}_l^b)^T \left(\mathbf{R}_{b_{k+1}}^{b_k} \left(\mathbf{R}_l^b \mathbf{p}_i^{l_{k+1}} + \mathbf{p}_l^b \right) + \mathbf{p}_{b_{k+1}}^{b_k} - \mathbf{p}_l^b \right) \right]}{\partial \delta \boldsymbol{\theta}} \\
 &= (\mathbf{R}_l^b)^T \frac{\partial \left[\mathbf{R}_{b_{k+1}}^{b_k} \left(\mathbf{R}_l^b \mathbf{p}_i^{l_{k+1}} + \mathbf{p}_l^b \right) \right]}{\partial \mathbf{R}_{b_{k+1}}^{b_k}} \frac{\partial \mathbf{R}_{b_{k+1}}^{b_k}}{\partial \delta \boldsymbol{\theta}} \\
 &= -(\mathbf{R}_l^b)^T \left[\mathbf{R}_{b_{k+1}}^{b_k} \left(\mathbf{R}_l^b \mathbf{p}_i^{l_{k+1}} + \mathbf{p}_l^b \right) \right]_{\times} \mathbf{R}_{b_{k+1}}^{b_k} \mathbf{J}_r^{-1}(\boldsymbol{\theta}) \\
 &= -(\mathbf{R}_l^b)^T \mathbf{R}_{b_{k+1}}^{b_k} \left[\mathbf{R}_l^b \mathbf{p}_i^{l_{k+1}} + \mathbf{p}_l^b \right]_{\times} \mathbf{R}_{b_k}^{b_{k+1}} \mathbf{R}_{b_{k+1}}^{b_k} \mathbf{J}_r^{-1}(\boldsymbol{\theta}) \\
 &= -(\mathbf{R}_l^b)^T \mathbf{R}_{b_{k+1}}^{b_k} \left[\mathbf{R}_l^b \mathbf{p}_i^{l_{k+1}} + \mathbf{p}_l^b \right]_{\times} \mathbf{J}_r^{-1}(\boldsymbol{\theta})
 \end{aligned}$$



融合点云特征的滤波方法

2.滤波模型

3) 观测方程

预测：
$$\delta \mathbf{x}_{t_\tau} = (\mathbf{I} + \mathbf{F}_{t_\tau} \Delta t) \delta \mathbf{x}_{t_{\tau-1}}$$

$$\mathbf{P}_{t_\tau} = (\mathbf{I} + \mathbf{F}_{t_\tau} \Delta t) \mathbf{P}_{t_{\tau-1}} (\mathbf{I} + \mathbf{F}_{t_\tau} \Delta t)^T + (\mathbf{G}_{i_\tau} \Delta t) \mathbf{Q} (\mathbf{G}_{i_\tau} \Delta t)^T$$

$$\mathbf{K}_{k,j} = \mathbf{P}_k \mathbf{H}_{k,j}^T \left(\mathbf{H}_{k,j} \mathbf{P}_k \mathbf{H}_{k,j}^T + \mathbf{J}_{k,j} \mathbf{M}_k \mathbf{J}_{k,j}^T \right)^{-1}$$

迭代观测：
$$\Delta \mathbf{x}_j = \mathbf{K}_{k,j} (\mathbf{H}_{k,j} \delta \mathbf{x}_j - f(-\mathbf{x}_{b_{k+1}}^{b_k} \boxplus \delta \mathbf{x}_j))$$

$$\delta \mathbf{x}_{j+1} = \delta \mathbf{x}_j + \Delta \mathbf{x}_j$$

后验方差：
$$\mathbf{P}_{k+1} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_{k,n} \mathbf{H}_{k,n}) \mathbf{P}_k (\mathbf{I} - \mathbf{K}_{k,n} \mathbf{H}_{k,n})^T + \mathbf{K}_{k,n} \mathbf{M}_k \mathbf{K}_{k,n}^T$$



融合点云特征的滤波方法

3.位姿更新

$$\mathbf{x}_w^{b_{k+1}} = \begin{bmatrix} \mathbf{p}_w^{b_{k+1}} \\ \mathbf{q}_w^{b_{k+1}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_{b_k}^{b_{k+1}} \left(\mathbf{p}_w^{b_k} - \mathbf{p}_{b_{k+1}}^{b_k} \right) \\ \mathbf{q}_{b_k}^{b_{k+1}} \otimes \mathbf{q}_w^{b_k} \end{bmatrix}$$

4.相似工作

论文题目: FAST-LIO: A Fast, Robust LiDAR-inertial Odometry Package by Tightly-Coupled Iterated Kalman Filter

代码地址: https://github.com/hku-mars/FAST_LIO



作业

在上一讲作业里实现的滤波方案的基础上，实现融合运动模型的滤波方法，并对比加入运动模型约束前后，滤波精度的变化。由于运动模型约束更多的是改善速度的波动，而且是y向和z向的波动，因此要求展示结果时，提供b系y向和z向速度误差的曲线与指标。

注：同样由于kitti数据集质量的问题，效果的改善不一定在所有路段都能体现，可以挑选效果好的路段重点展示。

评价标准：

- 1)及格：实现新模型，且功能正常
- 2)良好：实现新模型，且部分路段性能有改善
- 3)优秀：在良好的基础上，增加编码器融合的内容，具体如下：

使用仿真数据(仿真数据需要根据下方链接中的仿真程序自己生成)，实现以gps位置和编码器速度为观测量的融合方法，并分析其精度。

数据仿真程序地址：<https://github.com/Aceinna/gnss-ins-sim>



作业

附加题(不参与考核):

编码器参与的融合，还有另外一种融合方式，即编码器不当做观测使用，而是和IMU一起进行状态预测，然后再与其他传感器提供的观测进行滤波融合。具体思路为IMU提供角速度，编码器提供线速度，假设二者频率相同、时间戳已对齐，且外参已标定，那么它们可以直接认为是一个可以通过解算得到姿态、位置的新传感器。

这种方式下，解算方法、误差方程、滤波的状态方程和观测方程都需要重新推导，感兴趣的可以自己完成推导和代码实现，并与之前课程中的方法进行性能对比。

感谢聆听 !

Thanks for Listening

