

## ESKF的优点

在现在的大多数惯性系统中，人们往往更倾向于使用误差状态卡尔曼滤波器（Error state Kalman filter, ESKF）而非原始状态的卡尔曼滤波器。相比于传统KF，ESKF的优点可以总结如下：

1. 在旋转的处理上, **ESKF**的状态变量可以采用最小化的参数表达, 也就是使用三维变量来表达旋转的增量。而传统**KF**需要用到四元数(4维)或者更高维的表达(旋转矩阵, 9维), 要不就得采用带有奇异性的表达方式(欧拉角)。
2. **ESKF**总是在原点附近, 离奇异点较远, 并且也不会由于离工作点太远而导致线性化近似不够的问题。
3. **ESKF**的状态量为小量, 其二阶变量相对来说可以忽略。同时大多数雅可比矩阵在小量情况下变得非常简单, 甚至可以用单位阵代替。误差状态的运动学也比原状态变量要来得更小, 因为我们可以把大量更新部分放到原状态变量中。

## ESKF流程

在ESKF中，我们通常把原状态变量称为名义状态变量（nominal state），然后把ESKF里的状态变量称为误差状态变量（error state）。

ESKF整体流程如下：当IMU测量数据到达时，我们把它积分后，放入名义状态变量中。<sup>①</sup>由于这种做法没有考虑噪声，其结果自然会快速漂移，于是我们希望把误差部分作为误差变量放在ESKF中。  
<sup>②</sup>ESKF内部会考虑各种噪声和零偏的影响，并且给出误差状态的一个高阶分布描述。同时，ESKF本身作为一种卡尔曼滤波器，也具有预测过程和修正过程，其中修正过程需要依赖IMU以外的传感器观测。当然，在修正之后，ESKF可以给出后验的误差高斯分布，随后我们可以把这部分误差放入名义状态变量中，并把ESKF置零。这样就完成了—次循环。

## 连续时间的ESKF推导

我们设ESKF的真值状态为:  $x_t = [p, v, R, t, b, a, b, g, t, g]^T$   $\text{bksymbol}[x_t] = \text{left}[ \text{bksymbol}[p_t] \text{, } t \text{, } \text{bksymbol}[v_t] \text{, } t \text{, } \text{bksymbol}[R_t] \text{, } t \text{, } \text{bksymbol}[b_t] \text{, } a_t \text{, } \text{bksymbol}[b_t] \text{, } g_t \text{, } t \text{, } \text{bksymbol}[g_t] \text{, } t \text{, } \text{right} ]^T$   $\text{mathbf{T}}_t$   $x_t = [p, v, R, t, b, a, b, g, t, g]^T$ 。这个状态随着时间而改变, 可以记为  $x(t)$   $\text{bksymbol}[x(t)]$   $x(t)$ 。在连续时间上, 我们记 IMU 的读数为  $\omega \sim, a \sim, \text{tilde}[\text{bksymbol}[\omega] \text{, } \text{tilde}[\text{bksymbol}[a]]]$   $\omega \sim, a \sim$ , 那么可以写出状态变量数相对于观测量的关系式:

[illegible]

其中带下标  $t_0$  的表示真值。这里把重力  $\mathbf{g}_{t_0}$  考虑进去的主要原因是方便确定IMU的初始姿态。如果我们不在状态方程里写出重力变量,那么就必须先确定初始时刻的IMU朝向  $\mathbf{R}(0) = \mathbf{R}_0$ , 才可以执行后续的计算。此时IMU的姿态就是相对于初始的水平面来描述的。而如果把重力写出来,就可以设IMU的初始姿态为单位矩阵  $\mathbf{R} = \mathbf{I}$ , 而把重力方向作为IMU当前姿态相对于水平面的一个度量。二种方法都是可行的,不过将重力方向单独表达出来使得初始姿态表达更加简单,同时还可以增加一些线性性。

如果把观测量和噪声量整理的一个向量，我们也可以把上式整理成矩阵形式。不过这里的矩阵形式将含有很多的零项，相比上式并不会有明显简化，所以我们就先使用这种散开的公式。下面我们来推导误差状态方程。首先定义误差状态变量为：

[illegible]

不带下标的就是名义状态变量。名义状态变量的运动学方程式与真值相同，只是不必考虑噪声（因为噪声在误差状态方程中考虑了）。其中旋转部分的  $\delta \mathbf{R}$  可以用它的李代数  $\text{Exp}(\frac{\delta \theta}{\epsilon_0})$  来表示，此时旋转部分也需要改成用指数形式来表达。关于误差变量的平移、零偏和重力公式，都很容易得出对应的时间导数表达式，只需在等式两侧分别对时间求导即可；

$$\begin{aligned} \delta \mathbf{p}' &= \delta \mathbf{v} \delta \mathbf{b} \mathbf{g}' = \eta \mathbf{b} \mathbf{g} \delta \mathbf{b} \mathbf{a}' = \eta \mathbf{b} \mathbf{a} \delta \mathbf{g} = 0(3) \\ \delta \mathbf{p} &= \delta \mathbf{v} \delta \mathbf{b} \mathbf{g} = \eta \mathbf{b} \mathbf{g} \delta \mathbf{b} \mathbf{a} = \eta \mathbf{b} \mathbf{a} \delta \mathbf{g} = \delta \mathbf{v} = \eta \mathbf{b} \mathbf{g} = \eta \mathbf{b} \mathbf{a} = 0(3) \end{aligned}$$

而速度、旋转两式由于和  $\delta \mathbf{R}$  有关系，所以要单独推导。

## 误差状态的旋转项

对旋转式两侧求时间导数, 可得:

$$R^*t = R^* \text{Exp}(\delta\theta) + R \text{Exp}(\delta\theta^*) = R t(\omega \sim \text{bgt} - \eta g) \wedge (4) \text{dot}\{\text{boldsymbol{R}}\}_{-t} = \text{dot}\{\text{boldsymbol{R}}\} \text{operatorname{Exp}}(\delta \text{boldsymbol{\theta}}) + \text{boldsymbol{R}} \text{dot}\{\text{operatorname{Exp}}(\delta \text{boldsymbol{\theta}})\} = \text{boldsymbol{R}}_{-t} \text{left}(\text{tikle}\{\text{boldsymbol{\omega}}\} - \text{boldsymbol{b}} \text{g} \text{t} - \text{boldsymbol{\eta}} \text{g} \text{right}) \wedge (4) R^*t = R^* \text{Exp}(\delta\theta) + R \text{Exp}(\delta\theta^*) = R t(\omega \sim \text{bgt} - \eta g) \wedge (4)$$

由于  $\text{Exp}(\delta \otimes \theta) = \text{Exp}(\delta) \otimes \theta \wedge \text{Exp}(\delta \otimes \theta) = \text{Exp}(\delta) \otimes \theta \wedge \text{Exp}(\delta \otimes \theta) = \text{Exp}(\delta) \otimes \theta \wedge \text{Exp}(\delta \otimes \theta)$ , 因此公式 (4) 中间的式子可以写成:

$$R \vdash \text{Exp}(\text{tag}(\delta_0) \wedge R \vdash \text{Exp}(\text{tag}(\delta_0))) = R(\omega \sim \text{bg}) \wedge \text{Exp}(\text{tag}(\delta_0) \wedge R \vdash \text{Exp}(\text{tag}(\delta_0) \delta_0)) \wedge (5) \cdot \text{dot} \{ \text{boldsymbol{\text{symbol}}\{R\} \} \cdot \text{operatornamename}\{ \text{Exp}\{(\delta \text{boldsymbol{\text{symbol}}\{\theta\}) \wedge \text{boldsymbol{\text{symbol}}\{R\} \cdot \text{dot}\{ \text{operatornamename}\{ \text{Exp}\{(\delta \text{boldsymbol{\text{symbol}}\{\theta\}) \wedge \text{boldsymbol{\text{symbol}}\{R\} \cdot \text{left}\{ \text{boldsymbol{\text{symbol}}\{\omega\} \} \cdot \text{boldsymbol{\text{symbol}}\{b\} \cdot \text{right}\} \} \wedge \text{operatornamename}\{ \text{Exp}\{(\delta \text{boldsymbol{\text{symbol}}\{\theta\}) \wedge \text{boldsymbol{\text{symbol}}\{R\} \cdot \text{operatornamename}\{ \text{Exp}\{(\delta \text{boldsymbol{\text{symbol}}\{\theta\}) \wedge \text{boldsymbol{\text{symbol}}\{R\} \cdot \text{dot}\{ \text{boldsymbol{\text{symbol}}\{\theta\} \} \} \wedge \text{tag}\{5\} \cdot R \vdash \text{Exp}(\delta_0) \wedge R \vdash \text{Exp}(\delta_0) \} = R(\omega \sim \text{bg}) \wedge \text{Exp}(\delta_0) \wedge R \vdash \text{Exp}(\delta_0 \delta_0) \wedge (5)$$

而公式 (4) 最右边的式子可以写成:

$$\text{Rt}(\omega \sim \text{bgt} - \eta \text{g}) \wedge \text{RExp}(\delta \theta)(\omega \sim \text{bgt} - \eta \text{g}) \wedge (6) \text{ } \left( \text{Rt}(\omega \sim \text{bgt} - \eta \text{g}) \wedge \text{RExp}(\delta \theta)(\omega \sim \text{bgt} - \eta \text{g}) \right) \wedge (6)$$

比较公式 (5) 和公式 (6), 将  $\delta \theta \cdot \dot{\delta \theta}$  移到等号左边, 并约掉  $R$ , 整理得:

[illegible]

由于  $\text{Exp}(\delta\theta) \text{Exp}(\delta\theta)$  本身是一个  $\text{SO}(3)$  矩阵, 利用  $\text{SO}(3)$  上的伴随性质:

$$\phi \wedge R = R(RT\phi) \wedge \boldsymbol{\phi}^{\wedge} \boldsymbol{R} = \boldsymbol{R}(\boldsymbol{R}^{\left( \boldsymbol{R}^{\mathrm{T}} \right)} \boldsymbol{\phi}^{\right)})^{\wedge} \phi \wedge R = R(RT\phi) \wedge$$

用来交换公式 (7) 中的  $\text{Exp}(\delta\theta) \text{Exp}(\delta\theta)$ , 即:

[illegible]

约掉等式左侧的系数, 可得:

$$\delta \theta^{\sim} \approx -(\omega \sim - b g) \wedge \delta \theta - \delta b g - \eta g(9) \quad \delta \theta^{\sim} \approx -(\omega \sim - b g) \wedge \delta \theta - \delta b g - \eta g(9)$$

### 误差状态的速度项

接下来考虑速度方程的误差形式。同样地,对公式(2)中的速度相关的方程两侧求时间导数,就可以得到  $\delta \dot{\mathbf{v}}$  的表达式。等式左侧为:

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{v}}^T &= \mathbf{R}\mathbf{t}(a\sim -ba\mathbf{t}-\eta\mathbf{a}) + g\mathbf{t} = \mathbf{R}\text{Exp}_{[\tilde{\theta}]_0}(\delta\theta)(a\sim -ba-\delta ba-\eta\mathbf{a}) + g + \delta g \approx \mathbf{R}(I+\delta\theta\wedge)(a\sim -ba-\delta ba-\eta\mathbf{a}) + g + \delta g \approx \\ &\approx Ra\sim -Rba-R\delta ba-R\eta\mathbf{a}+R\delta\theta\wedge a-R\delta\theta\wedge ba+g+\delta g=Ra\sim -Rba-R\delta ba-Ra-Ra\sim\wedge\delta\theta+Rba\wedge\delta\theta+g+\delta g(10) \end{aligned}$$



$$\delta x_{pred} = F \delta x(21) \backslash \boldsymbol{\delta x}_{pred} = \boldsymbol{F} \backslash \boldsymbol{\delta x}(21)$$

$$\boldsymbol{P}_{pred} = \boldsymbol{F} \boldsymbol{P} \boldsymbol{F}^T + \boldsymbol{Q} \quad (22) \quad \boldsymbol{P}_{pred} = \boldsymbol{F} \boldsymbol{P} \boldsymbol{F}^T + \boldsymbol{Q} \quad (22)$$

不过由于ESKF的误差状态在每次更新以后会被重置，因此运动方程的均值部分没有太大意义，而方差部分则可以指导整个误差估计的分布情况。

## ESKF的更新过程

前面介绍的是ESKF的运动过程，现在我们来考虑更新过程。假设一个抽象的传感器能够对状态变量产生观测，其观测方程为抽象的  $h$ ，那么可以写为：

$$z = h(x) + v, v \sim \mathcal{N}(0, V) \quad (23) \quad z = h(x) + v, v \sim \mathcal{N}(0, V) \quad (23)$$

其中， $z$  为观测数据， $v$  为观测噪声， $V$  为该噪声的协方差矩阵。

在传统EKF中，我们可以直观对观测方程线性化，求出观测方程相对于状态变量的雅可比矩阵，进而更新卡尔曼滤波器。而在ESKF中，我们当前拥有名义状态  $x$  的估计以及误差状态  $\delta x$  的估计，且希望更新的是误差状态，因此要计算观测方程相比于误差状态的雅可比矩阵：

$$H = \frac{\partial h}{\partial x} \quad (24) \quad H = \frac{\partial h}{\partial x} \quad (24)$$

然后再计算卡尔曼增益，进而计算误差状态的更新过程：

$$\begin{aligned} K &= P_{pred} H^T (H P_{pred} H^T + V)^{-1} \delta x = K(z - h(x)) P = (I - K H) P_{pred} \quad (25) \\ K &= P_{pred} H^T (H P_{pred} H^T + V)^{-1} \delta x = K(z - h(x)) P = (I - K H) P_{pred} \quad (25) \end{aligned}$$

其中， $K$  为卡尔曼增益， $P_{pred}$  为预测的协方差矩阵，最后的  $P$  为修正后的协方差矩阵。这里的  $H$  可以通过链式法则来计算：

$$H = \frac{\partial h}{\partial x} \frac{\partial x}{\partial \delta x} \quad (26) \quad H = \frac{\partial h}{\partial x} \frac{\partial x}{\partial \delta x} \quad (26)$$

第一项只需要对观测方程进行线性化，第二项，根据我们之前对状态变量的定义，可以得到：

$$\frac{\partial x}{\partial \delta x} = \text{diag}(I_3, I_3, \frac{\partial \log(R(\exp(\delta \theta)))}{\partial \delta \theta}, I_3, I_3, I_3) \quad (27) \quad \frac{\partial x}{\partial \delta x} = \text{diag}(I_3, I_3, \frac{\partial \log(R(\exp(\delta \theta)))}{\partial \delta \theta}, I_3, I_3, I_3) \quad (27)$$

其他几种都是平凡的，只有旋转部分，因为  $\delta \theta$  定义为  $R$  的右乘，我们用右乘的BCH即可：

$$\frac{\partial \log(R(\exp(\delta \theta)))}{\partial \delta \theta} = J_r - I \quad (28) \quad \frac{\partial \log(R(\exp(\delta \theta)))}{\partial \delta \theta} = J_r - I \quad (28)$$

最后，我们可以给每个变量加下标  $k$ ，表示在  $k$  时刻进行状态估计。

### ESKF的误差状态后续处理

在经过预测和更新过程之后，我们修正了误差状态的估计。接下来，只需把误差状态归入名义状态，然后重置ESKF即可。归入部分可以简单地写为：

$$\begin{aligned} p_{k+1} &= p_k + \delta p_k, v_{k+1} = v_k + \delta v_k, R_{k+1} = R_k \exp(\delta \theta_k), b_{g,k+1} = b_{g,k} + \delta b_{g,k}, b_{a,k+1} = b_{a,k} + \delta b_{a,k}, k_{g,k+1} = k_{g,k} + \delta k_{g,k} \quad (29) \\ p_{k+1} &= p_k + \delta p_k, v_{k+1} = v_k + \delta v_k, R_{k+1} = R_k \exp(\delta \theta_k), b_{g,k+1} = b_{g,k} + \delta b_{g,k}, b_{a,k+1} = b_{a,k} + \delta b_{a,k}, k_{g,k+1} = k_{g,k} + \delta k_{g,k} \quad (29) \end{aligned}$$

有些文献里也会定义为广义的状态变量加法：

$$x_{k+1} = x_k \oplus \delta x_k \quad (30) \quad x_{k+1} = x_k \oplus \delta x_k \quad (30)$$

这种写法可以简化整体的表达式。不过，如果公式里出现太多的广义加减法，可能让人不好马上辨认它们的具体含义，所以本书还是倾向于将各状态分别写开，或者直接用加法而非广义加法符号。

ESKF的重置可以简单地实现为：

$$\delta x = 0 \quad (31) \quad \delta x = 0 \quad (31)$$

## 小结

本节向大家介绍了SO(3)流形上的ESKF，相比于四元数形式或欧拉角形式，更为简单，无需自定义太多符号。