

基于误差状态卡尔曼的 GPS/IMU 融合导航算法

金宇强 1112003021

摘要 针对 GPS (Global positioning system) 信号缺失环境下的无人车定位导航问题,使用了一种 GPS 与 IMU 融合的误差状态卡尔曼滤波(ESKF)框架。不同于传统的扩展卡尔曼(EKF)框架,ESKF 对误差状态进行更新与修正。由于误差状态是小量,并且其线性成度较高,因此其局部线性化的模型误差更小,进而可以提高状态估计的精度。通过 Matlab 设计了小车导航的仿真实验,验证了该算法的有效性。

关键词 定位导航; GPS/IMU; 误差状态卡尔曼滤波

(未完成, 待补充)

引言

1 误差状态卡尔曼滤波 (Error state Kalman filter)

[illegible]

1.1 符号定义

为了方便分析, 定义 ESKF 中的所有变量如表 1 所示, 其中 \oplus 表示广义的加法, 另外, Δt 表示时间离散状态的时间间隔, $\mathbf{I} \in \mathbb{R}^3$ 表示单位矩阵, $\mathbf{L}_{sk}(\mathbf{b})$ 表示向量 $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^3$ 构成的反对称矩阵, $\mathbf{g} \in \mathbb{R}^3$ 为重力向量, 算子 $q(\theta)$ 和 $R(\theta)$ 分别表示轴角向量 θ 对应的四元数及其旋转矩阵, 本文涉及的四元数乘法、矩阵对数以及李群李代数的指数映射均参考文[1]。

名称	真实状态	标称状态	误差状态	运算律	测量	噪声
全状态 $\in \mathbb{R}^{16}$	\boldsymbol{x}_t	\boldsymbol{x}	$\delta \boldsymbol{x}$	$\boldsymbol{x}_t = \boldsymbol{x} \oplus \delta \boldsymbol{x}$		
位置 $\in \mathbb{R}^3$	\boldsymbol{p}_t	\boldsymbol{p}	$\delta \boldsymbol{p}$	$\boldsymbol{p}_t = \boldsymbol{p} + \delta \boldsymbol{p}$		
速度 $\in \mathbb{R}^3$	\boldsymbol{v}_t	\boldsymbol{v}	$\delta \boldsymbol{v}$	$\boldsymbol{v}_t = \boldsymbol{v} + \delta \boldsymbol{v}$		
四元数 $\in \mathbb{R}^3$	\boldsymbol{q}_t	\boldsymbol{q}	$\delta \boldsymbol{q}$	$\boldsymbol{q}_t = \boldsymbol{q} \otimes \delta \boldsymbol{q}$		
旋转矩阵 $\in \text{SO}(3)$	\boldsymbol{R}_t	\boldsymbol{R}	$\delta \boldsymbol{R}$	$\boldsymbol{R}_t = \boldsymbol{R} \delta \boldsymbol{R}$		
轴角 $\in \mathbb{R}^3$				$\delta \boldsymbol{q} = \boldsymbol{e}^{\delta \boldsymbol{\theta} / 2}$ $\delta \boldsymbol{R} = \boldsymbol{e}^{[\delta \boldsymbol{\theta}]_{\times}}$		

加速度偏置 $\in \mathbb{R}^3$	\mathbf{a}_{bt}	\mathbf{a}_b	$\delta \mathbf{a}_b$	$\mathbf{a}_{bt} = \mathbf{a}_b + \delta \mathbf{a}_b$		\mathbf{a}_w
角速度偏置 $\in \mathbb{R}^3$	$\boldsymbol{\omega}_{bt}$	$\boldsymbol{\omega}_b$	$\delta \boldsymbol{\omega}_b$	$\boldsymbol{\omega}_{bt} = \boldsymbol{\omega}_b + \delta \boldsymbol{\omega}_b$		$\boldsymbol{\omega}_w$
加速度 $\in \mathbb{R}^3$	\mathbf{a}_t				\mathbf{a}_m	\mathbf{a}_n
角速度 $\in \mathbb{R}^3$	$\boldsymbol{\omega}_t$				$\boldsymbol{\omega}_m$	$\boldsymbol{\omega}_n$

1.2 IMU 动力学方程

根据[Quaternion kinematics for the error-state KF]，真实状态的连续时间 IMU 动力学方程如下：

$$\begin{aligned}
 \dot{\mathbf{p}}_t &= \mathbf{v}_t \\
 \dot{\mathbf{v}} &= \mathbf{R}_t(\mathbf{a}_m - \mathbf{a}_{bt} - \mathbf{a}_n) + \mathbf{g}_t \\
 \dot{\mathbf{q}}_t &= \frac{1}{2} \mathbf{q}_t \otimes (\boldsymbol{\omega}_m - \boldsymbol{\omega}_{bt} - \boldsymbol{\omega}_n) \\
 \dot{\mathbf{a}}_{bt} &= \mathbf{a}_\omega, \quad \dot{\boldsymbol{\omega}}_{bt} = \boldsymbol{\omega}_\omega
 \end{aligned} \tag{1}$$

其中 \mathbf{a}_n 和 $\boldsymbol{\omega}_n \in \mathbb{R}^3$ 分别表示加速度和角速度测量白噪声， \mathbf{a}_ω 和 $\boldsymbol{\omega}_\omega \in \mathbb{R}^3$ 分别表示加速度和角速度的偏置向量，标称（名义状态）的 IMU 动力学方程如下：

$$\begin{aligned}
 \dot{\mathbf{p}} &= \mathbf{v} \\
 \dot{\mathbf{v}} &= \mathbf{R}(\mathbf{a}_m - \mathbf{a}_b) + \mathbf{g} \\
 \dot{\mathbf{q}} &= \frac{1}{2} \mathbf{q} \otimes (\boldsymbol{\omega}_m - \boldsymbol{\omega}_b) \\
 \dot{\mathbf{a}}_b &= 0, \quad \dot{\boldsymbol{\omega}}_b = 0
 \end{aligned} \tag{2}$$

根据式（1）和（2）即得到误差状态的动力学方程：

$$\begin{aligned}
 \delta \dot{\mathbf{p}} &= \delta \mathbf{v} \\
 \delta \dot{\mathbf{v}} &= \mathbf{R} \mathbf{L}_{sk}(\mathbf{a}_m - \mathbf{a}_b) \delta \boldsymbol{\theta} - \mathbf{R} \delta \mathbf{a}_b - \mathbf{R} \mathbf{a}_n \\
 \delta \dot{\boldsymbol{\theta}} &= -\mathbf{L}_{sk}(\boldsymbol{\omega}_m - \boldsymbol{\omega}_b) \delta \boldsymbol{\theta} - \delta \boldsymbol{\omega}_b - \boldsymbol{\omega}_n \\
 \delta \dot{\mathbf{a}}_b &= \mathbf{a}_\omega \\
 \delta \dot{\boldsymbol{\omega}}_b &= \boldsymbol{\omega}_\omega
 \end{aligned} \tag{3}$$

在实际应用中，上述的微分方程需要转换为差分方程，其中，标称状态的运动模型递推表达式为：

$$\begin{aligned}
 \mathbf{p}_{k+1} &= \mathbf{p}_k + \mathbf{v}_k \Delta t + \frac{1}{2} (\mathbf{R}_k(\mathbf{a}_{mk} - \mathbf{a}_{bk}) + \mathbf{g}) \Delta t^2 \\
 \mathbf{v}_{k+1} &= \mathbf{v}_k + (\mathbf{R}(\mathbf{a}_m - \mathbf{a}_b) + \mathbf{g}) \Delta t \\
 \mathbf{q}_{k+1} &= \mathbf{q}_k \otimes \mathbf{q}_k((\boldsymbol{\omega}_m - \boldsymbol{\omega}_b) \Delta t) \\
 \mathbf{a}_{b(k+1)} &= \mathbf{a}_{bk} \\
 \boldsymbol{\omega}_{b(k+1)} &= \boldsymbol{\omega}_{bk}
 \end{aligned} \tag{4}$$

其中 k 即表示第 k 时刻，误差状态的运动模型递推公式为：

$$\begin{aligned}
\delta \mathbf{p}_{k+1} &= \delta \mathbf{p}_k + \delta \mathbf{v}_k \Delta t \\
\delta \mathbf{v}_{k+1} &= \delta \mathbf{v}_k + (-\mathbf{R}_k \mathbf{L}_{sk} (\mathbf{a}_{mk} - \mathbf{a}_{bk}) \delta \boldsymbol{\theta}_k - \mathbf{R} \delta \mathbf{a}_{bk}) \Delta t + \mathbf{w}_{vk} \\
\delta \boldsymbol{\theta}_{k+1} &= \mathbf{R}_k^T ((\boldsymbol{\omega}_{mk} - \boldsymbol{\omega}_{bk}) \Delta t) \delta \boldsymbol{\theta} - \delta \boldsymbol{\omega}_{bk} \Delta t - \mathbf{w}_{\theta k} \\
\delta \mathbf{a}_{b(k+1)} &= \delta \mathbf{a}_{bk} + \mathbf{w}_{ak} \\
\delta \boldsymbol{\omega}_{b(k+1)} &= \delta \boldsymbol{\omega}_{bk} + \mathbf{w}_{\omega k}
\end{aligned} \tag{5}$$

其中 \mathbf{w}_{vk} , $\mathbf{w}_{\theta k}$, \mathbf{w}_{ak} , $\mathbf{w}_{\omega k} \in \mathbb{R}^3$ 分别对应速度、姿态、加速度偏置以及角速度偏置的高斯随机脉冲噪声，其对应的协方差矩阵定义如下：

$$\begin{aligned}
\mathbf{w}_v &= \sigma_{a_n}^2 \Delta t^2 \mathbf{I} \begin{bmatrix} m^2 \\ s^2 \end{bmatrix} \\
\mathbf{w}_\theta &= \sigma_{\omega_n}^2 \Delta t^2 \mathbf{I} \begin{bmatrix} rad^2 \end{bmatrix} \\
\mathbf{w}_a &= \sigma_{a_\omega}^2 \Delta t^2 \mathbf{I} \begin{bmatrix} m^2 \\ s^4 \end{bmatrix} \\
\mathbf{w}_\omega &= \sigma_{\omega_\omega}^2 \Delta t^2 \mathbf{I} \begin{bmatrix} rad^2 \\ s^2 \end{bmatrix}
\end{aligned} \tag{6}$$

其中 $\sigma_{a_n}^2$, $\sigma_{\omega_n}^2$, $\sigma_{a_\omega}^2$, $\sigma_{\omega_\omega}^2 \in \mathbb{R}$ 分别表示加速度、角速度、加速度偏置和角速度偏置的高斯白噪声的方差。

1.3 ESKF 的预测与更新过程

误差状态卡尔曼滤波的核心思想是：1) 将系统状态分别定义为真实状态和标称状态，误差状态定义为两个状态的差值；2) 将标称状态作为较大的状态量，其继承系统的非线性；3) 将线性度高的误差状态作为小的状态量进行预测与估计。总的来说，标称状态不考虑 IMU 的测量噪声以及扰动信息，而误差状态包含这些扰动，标称状态的地推与误差状态的预测同时进行更新，然后通过 GPS 信号去修正误差状态的估计，进而将误差状态融合到标称状态中去，最后误差状态及其协方差矩阵复位，如此循环往复。ESKF 同过推到误差状态动力学方程，借助非线性模型的摄动，来实现误差状态及其协方差的最优预测与更新。因为误差状态动力学的非线性程度更低，所以与针对状态进行局部线性化的 EKF 相比，ESKF 局部线性化的模型误差更小，进而提高了估计的精度。

1.3.1 全状态的更新过程

定义全状态、误差状态、IMU 测量以及噪声的向量形式如下：

$$\mathbf{x}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{p}_k \\ \mathbf{v}_k \\ \mathbf{q}_k \\ \mathbf{a}_{bk} \\ \boldsymbol{\omega}_{bk} \end{bmatrix}, \quad \delta \mathbf{x}_k = \begin{bmatrix} \delta \mathbf{p}_k \\ \delta \mathbf{v}_k \\ \delta \mathbf{q}_k \\ \delta \mathbf{a}_{bk} \\ \delta \boldsymbol{\omega}_{bk} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{u}_{mk} = \begin{bmatrix} \mathbf{a}_{mk} \\ \boldsymbol{\omega}_{mk} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{w}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{w}_{vk} \\ \mathbf{w}_{\theta k} \\ \mathbf{w}_{ak} \\ \mathbf{w}_{\omega k} \end{bmatrix} \tag{7}$$

结合式 (3) 和式 (7)，可以得到标称状态递推方程：

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{f}(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_{mk}) \quad (8)$$

其中 \mathbf{f} 状态变量的递推函数，结合式（5），可得误差状态递推方程：

$$\begin{aligned} \delta \mathbf{x}_{k+1} &= \mathbf{f}_\delta(\mathbf{x}_k, \delta \mathbf{x}_k, \mathbf{u}_{mk}, \mathbf{w}_k) \\ &= \mathbf{F}_{xk}(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_{mk})\delta \mathbf{x}_k + \mathbf{F}_{wk}\mathbf{w}_k \end{aligned} \quad (9)$$

其中 \mathbf{f}_δ 表示误差状态的递推函数， \mathbf{F}_{xk} 和 \mathbf{F}_{wk} 分别为误差状态和噪声状态对应的雅可比矩阵，本文直接使用了文[3]的推导结果来获得雅可比矩阵：

1.3.2 ESKF 的预测过程

基于式（9），可以得到误差状态以及协方差预测方程：

$$\begin{aligned} \delta \hat{\mathbf{x}}_{k+1}^- &= \mathbf{F}_{xk}(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_{mk})\delta \mathbf{x}_k \\ \mathbf{P}_{k+1}^- &= \mathbf{F}_{xk}\mathbf{P}_k\mathbf{F}_{xk}^T + \mathbf{F}_{wk}\mathbf{Q}_w\mathbf{F}_{wk}^T \end{aligned} \quad (10)$$

1.3.2 ESKF 的观测过程

由于加速度计以及陀螺仪存在偏置，单纯地进行 IMU 积分估计会导致估计地位姿产生漂移，因此，本文使用 GPS 提供位置量测信息。一般的 GPS 提供的数据为 WGS84 坐标系下的经纬度信息，而本文定义的状态实在 ENU 坐标系下的，为此，需要使用文[4]中的坐标变换方法，将 GPS 数据转换至 ENU 笛卡尔坐标系，表示为 ${}^G\mathbf{p}_{Gps}$ 。这样就可以获得观测方程：

$${}^G\mathbf{p}_{Gps} = {}^G\mathbf{p} + {}^G\mathbf{R}^l\mathbf{p}_{Gps} \quad (11)$$

可以计算其对于误差状态的雅可比矩阵：

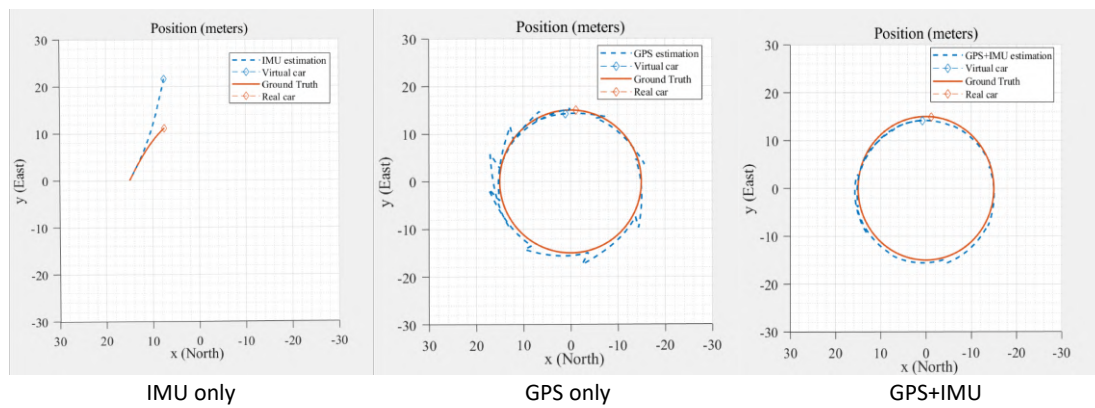
$$\begin{aligned} H &= \frac{\partial({}^G\mathbf{p} + {}^G\mathbf{R}^l\mathbf{p}_{Gps})}{\partial \delta \mathbf{x}} = \frac{\partial({}^G\mathbf{R}(1 + [\delta \boldsymbol{\theta}]_\times)^l\mathbf{p}_{Gps})}{\partial \delta \mathbf{x}} \\ &= [\mathbf{I} \quad \mathbf{0} \quad -{}^G\mathbf{R}^l\mathbf{p}_{Gps}]_\times \quad \mathbf{0} \quad \mathbf{0} \end{aligned} \quad (12)$$

待补充

2 实验

基于 Matlab 仿真环境，本文设计了小车环岛定位跟踪实验，对 IMU/GPS 异步融合的算法效果进行分析。分别对仅使用 IMU、仅使用 GPS 和融合 IMU/GPS 三种情况进行了分实验，最终结果如图所示，其中 IMU 的加速度计和陀螺仪的采样频率均为 100Hz，磁力计的采样频率为 50Hz，GPS 的采样频率为 5Hz，小车的运动速度为 10m/s，环岛半径为 15m。可以看到，仅用 IMU 或 GPS 都不能得到很好的定位效果，其中，由于 IMU 的漂移问题随着积分产生累计，IMU 在产生的误差会越来越大。而仅用 GPS 的情况下，由于 GPS 的采样频率较小，无法满足实时精准定位的要求，经过对比，使用 ESKF 算法融合 GPS 和 IMU 的效

果较好。



3 结论

参考文献

- [1] 惯性组合导航原理及应用
- [2] Quaternion kinematics for the error-state KF
- [3] A micro Lie theory for state estimation in robotics