

基于VB-EKF的GPS/INS松组合导航定位算法

侯华¹ 程萌^{1*} 黄鼎盛¹ 郭胜杰¹ 王天昊²

¹(河北工程大学信息与电气工程学院 河北 邯郸 056038)

²(英国布鲁内尔大学工程、设计和物理科学学院 英国 伦敦 UB83PH)

摘要 针对应用在无人机(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)中的全球定位系统/惯性导航系统(GPS/INS)松组合导航非线性系统受到外界噪声干扰导致量测噪声在滤波时不断变化,从而造成滤波精度下降等问题,提出一种变分贝叶斯扩展卡尔曼滤波(VB-EKF)算法。该算法利用EKF(Extended Kalman Filter)将非线性系统中的状态函数和量测函数展开为线性方程,并将两个不同的导航系统数据进行融合,避免了单系统导航定位发散的问题。考虑到组合系统中量测噪声的时变特性,引入变分贝叶斯算法进行改进,有效解决了系统滤波精度下降问题。仿真结果表明,VB-EKF较EKF算法可有效提高滤波稳定性,进而提高系统导航定位精度。

关键词 无人机 全球定位系统 惯性导航系统 组合导航 变分贝叶斯 扩展卡尔曼滤波

中图分类号 TP3 **文献标志码** A **DOI**:10.3969/j.issn.1000-386x.2024.06.041

GPS/INS LOOSE INTEGRATED NAVIGATION AND POSITIONING ALGORITHM BASED ON VB-EKF

Hou Hua¹ Cheng Meng^{1*} Huang Dingsheng¹ Guo Shengjie¹ Wang Tianhao²

¹(School of Information and Electrical Engineering, Hebei University of Engineering, Handan 056038, Hebei, China)

²(College of Engineering, Design and Physical Sciences, Brunel University London, London UB83PH, UK)

Abstract The GPS/INS loose integrated navigation system applied in UAVs is affected by external noise interference, causing the measurement noise to constantly change in the filtering process, so that the filtering accuracy is reduced. Aimed at this problem, an algorithm based on variational Bayesian extended Kalman filtering (VB-EKF) is proposed. The algorithm used EKF to expand the state function and measurement function of the nonlinear system into a linear equation, and the data of two different navigation systems were fused, so as to avoid the divergence of navigation and positioning of the single system. Considering the time-varying characteristics of measurement noise in the combined system, variational Bayesian algorithm was introduced to improve and effectively solve the problem of the system filtering accuracy decline. The simulation results show that compared with EKF algorithm, VB-EKF algorithm can effectively improve the filtering stability, thereby improving the accuracy of system navigation and positioning.

Keywords UAV GPS INS Integrated navigation Variational Bayes Extended Kalman filtering

0 引言

自2018年以来,无人机^[1](UAV)被广泛应用于各领域,其导航定位算法^[2-5]已经成为研究热点。UAV应用惯性导航系统(Inertial Navigation System, INS)和全球导航卫星系统(Global Navigation Satellite

System, GNSS)可有效实现自身实时导航定位。作为GNSS的典型代表,全球定位系统(Global Position System, GPS)定位精度高、覆盖范围广、实时定位效果好,但其自主性差、抗干扰能力弱。INS通过自身装备的惯性测量单元(Inertial Measurement Unit, IMU)可实现自主定位导航,其隐蔽性好、抗干扰能力强,但其长时间导航解算时会产生积累误差。GPS/INS组合导航

系统^[6]通过对GPS接收机和IMU中的导航数据进行估计、修正和融合,可有效实现两个系统的互补更新。

目前GPS和INS的组合导航方式有三种,包括松组合(位置、速度和姿态信息层面)、紧组合(观测量层面)和深组合(信号层面)^[7]。松组合布局简略、易于实现,但导航精度较低;紧组合抗干扰能力强,可使系统快速收敛,从而达到较高导航精度,但结构相对复杂;深组合导航定位精度高、抗干扰能力强,但系统复杂,实现难度大。其中,文献[8]利用传统卡尔曼滤波将组合导航系统中的定位数据进行融合,这使得组合系统在噪声参数已知并不变的场景下滤波精度更高,但在实际应用中存在一定的局限性。文献[9-10]将GNSS与INS进行组合,并针对系统的非线性特征利用扩展卡尔曼滤波(EKF)算法对数据进行融合,获得了比单独的SINS导航系统更加稳定、精确的定位结果。但在组合导航过程中,动态系统本身存在扰动或受外界未知因素干扰,导致量测噪声在滤波时是变化的,从而造成滤波精度下降。文献[11-13]针对组合系统中因量测噪声时变导致的滤波精度下降问题提出了一种基于变分贝叶斯估计的卡尔曼滤波算法(Variational Bayes-Kalman Filter, VB-KF)。但这两篇文献里的算法都是作用在线性空间里的,其将系统中的非线性问题近似为线性问题,然后再对系统进行滤波,这就导致了在滤波过程中存在消除不去的误差。

本文根据上述研究,在EKF算法基础上提出VB-EKF松组合导航定位算法,该算法适用于非线性系统。变分贝叶斯估计方法可解决算法中把量测噪声设定为均值为0、方差确定的高斯分布引起的系统发散,极端情况下甚至不能工作的问题。EKF可将系统中的非线性问题进行一阶泰勒级数展开得到线性化系统,由此可解决非线性系统滤波结果不理想的问题。

1 变分贝叶斯基本理论

根据贝叶斯理论:

$$p(\Theta, X | Z) = \frac{p(Z, X | \Theta)p(\Theta)}{p(Z)} \quad (1)$$

式中: $\Theta = \{\theta_i\}$ 是未知参数; $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ 是隐含量。而变分贝叶斯理论则是利用一个可设定形式的概率分布 $q(X, \Theta)$ 去逼近原始的后验分布 $p(\Theta, X | Z)$,边缘似然函数 $\ln p(Z)$ 为:

$$\ln p(Z) = F(q(X, \Theta)) + KL(q(X, \Theta) \| p(X, \Theta | Z)) \quad (2)$$

式中: $F(q(X, \Theta)) = \int q(X, \Theta) \frac{\ln p(X, \Theta, Z)}{\ln q(X, \Theta)} dX d\Theta$ 为自由能量函数; $KL(q(X, \Theta) \| p(X, \Theta | Z))$ 是 $q(X,$

$\Theta)$ 和 $p(X, \Theta | Z)$ 的KL(Kullback-Leibler)散度,用来衡量这两个概率分布之间的差异。因为KL散度大于等于0,当且仅当 $q(X, \Theta) = p(X, \Theta | Z)$ 时,KL散度等于0。由此可知,通过最小化KL散度可以求得原始后验概率分布 $p(X, \Theta | Z)$ 的近似解 $q(X, \Theta)$ 。当 $q(X, \Theta)$ 处于共轭指数模型(Conjugate Exponential, CE)集合中时,能够唯一确定其后验形式,并且与先验分布形式一致。

变分贝叶斯算法是一种基于平均场理论的约束推论方法。该算法把求解困难的后验分布的联合概率密度函数分解成多个独立分布的乘积。

$$p(X, \Theta | Z) \approx q(X, \Theta) \approx q(X)q(\Theta) \approx q(X) \prod_{i=1}^N q(\theta_i) \quad (3)$$

利用Lagrange乘子算法,分别对 $q(X)$ 和 $q(\Theta)$ 求偏导,并令 $\partial F(q)/\partial q(\cdot) = 0$,则式(3)中 $q(X)$ 和 $q(\Theta)$ 可化简为:

$$q(X) = \frac{\exp(E_{\Theta}[\ln p(X, \Theta, Z)])}{\int \exp(E_{\Theta}[\ln p(X, \Theta, Z)]) dX} \quad (4)$$

$$q(\theta_i) = \frac{\exp(E_{X, \theta^{i-1}}[\ln p(X, \Theta, Z)])}{\int \exp(E_{X, \theta^{i-1}}[\ln p(X, \Theta, Z)]) d\theta_i} \quad (5)$$

式中: $i = 1, 2, \dots, N$; $E_{X, \theta^{i-1}}[\cdot]$ 表示 X 与 Θ 中除 θ_i 外的所有未知参数的期望。

2 扩展卡尔曼滤波

经典Kalman滤波在线性系统模型中可获得较好的导航定位结果。但实际情况中的多数系统是非线性的或是近似线性的,扩展Kalman滤波(EKF)可将系统的状态函数和量测函数用一阶泰勒公式展开以获得线性方程,从而完成后续的滤波估计等过程。

非线性系统的运动状态模型和观测模型的一般形式如下:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_k = f_{k-1}(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_{k-1}, \mathbf{w}_{k-1}) \\ \mathbf{z}_k = h_k(\mathbf{x}_k) + \mathbf{v}_k \end{cases} \quad (6)$$

式中: f_{k-1} 是状态函数; h_k 是量测函数; \mathbf{u}_{k-1} 是驱动输入向量; \mathbf{w}_{k-1} 是状态高斯白噪声; \mathbf{v}_k 为量测高斯白噪声。

每一时刻 w_{k-1} 和 v_k 的值假设为0,则EKF的时间更新方程可以描述为:

$$\hat{\mathbf{x}}_k^- = f_{k-1}(\hat{\mathbf{x}}_{k-1}^+, \mathbf{u}_{k-1}, 0) \quad (7)$$

$$\mathbf{P}_k^- = \mathbf{A}_{k-1} \mathbf{P}_{k-1}^+ \mathbf{A}_{k-1}^T + \mathbf{W}_{k-1} \mathbf{Q}_{k-1} \mathbf{W}_{k-1}^T \quad (8)$$

式中: \mathbf{Q}_{k-1} 是状态方程噪声的协方差; \mathbf{A} 和 \mathbf{W} 是 k 时刻的过程雅可比矩阵,分别表示为:

$$\mathbf{A}_{k-1} = \left. \frac{\partial f_{k-1}}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}_{k-1}^+}, \mathbf{W}_{k-1} = \left. \frac{\partial f_{k-1}}{\partial \mathbf{w}} \right|_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}_{k-1}^+}$$

根据时间更新方程,可以把 $k-1$ 时刻的系统状态和协方差估计推算到 k 时刻。利用观测值 z_k 能够校正系统状态和协方差估计,由此可得到 EKF 的测量更新方程:

$$\bar{\mathbf{K}}_k = \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^T [\mathbf{H}_k \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^T + \mathbf{V}_k \mathbf{R}_k \mathbf{V}_k^T]^{-1} \quad (9)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_k^+ = \hat{\mathbf{x}}_k^- + \bar{\mathbf{K}}_k [\mathbf{z}_k - h_k(\hat{\mathbf{x}}_k^-, 0)] \quad (10)$$

$$\mathbf{P}_k^+ = [\mathbf{I} - \bar{\mathbf{K}}_k \mathbf{H}_k] \mathbf{P}_k^- \quad (11)$$

式中: \mathbf{H} 和 \mathbf{V} 是 k 时刻的量测雅可比矩阵,分别表示为:

$$\mathbf{H}_k = \frac{\partial \mathbf{h}_x}{\partial \mathbf{x}} \Big|_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}_k^-}, \mathbf{V}_k = \frac{\partial \mathbf{h}_x}{\partial \mathbf{v}} \Big|_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}_k^-}$$

循环上述时间更新与测量更新步骤即为 EKF 的大致算法流程。

EKF 适用于近似线性的非线性系统,并且滤波效果较好,能够拥有较优的状态估计。相对于传统 KF, GPS/INS 组合导航系统中采用 EKF 更能提高定位精度。

3 变分贝叶斯扩展卡尔曼滤波

在 EKF 中,量测噪声被认为是确定的,且保持不变^[14]。现在变分贝叶斯扩展卡尔曼滤波算法中,把动态量测噪声的协方差 v_k 和状态值 x_k 当作待估计参数。

假设 $k-1$ 时刻的状态值和量测噪声协方差的联合概率密度函数分布是两个不同独立分布的乘积,分别是高斯分布和逆 Wishart 分布,则预测过程能被定义为:

$$p(\mathbf{x}_k, \mathbf{R}_k | \mathbf{z}_{1:k-1}) = p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k-1}) p(\mathbf{R}_k | \mathbf{z}_{1:k-1}) = N(\mathbf{x}_{k-1} | \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}, \mathbf{P}_{k|k-1}) IW(\mathbf{R}_k | \hat{\mathbf{u}}_{k|k-1}, \hat{\mathbf{U}}_{k|k-1}) \quad (12)$$

式中: $IW(\cdot)$ 是逆 Wishart 分布概率密度函数,其定义如下:

$$IW(\mathbf{R}; u, \mathbf{U}) = \frac{|\mathbf{U}|^{u/2}}{2^{ud/2} \Gamma_d\left(\frac{u}{2}\right)} |\mathbf{R}|^{-(u+d+1)/2} e^{-\frac{1}{2} \text{tr}[\mathbf{U} \mathbf{R}^{-1}]} \quad (13)$$

式中: \mathbf{R} 是对称正定随机矩阵;分布参数 u 为自由度参数; \mathbf{U} 为对称正定矩阵; d 表示 \mathbf{R}^{-1} 的维数, $\Gamma_n(\cdot)$ 是多元伽马函数; $\text{tr}[\cdot]$ 代表求矩阵的迹。当 $u > d+1$ 时,若 $E[\mathbf{R}^{-1}] \sim IW(\mathbf{R}; u, \mathbf{U})$, 则 $E[\mathbf{R}^{-1}] = (u-d-1)\mathbf{U}^{-1}$ 。

为了保证 $p(\mathbf{R}_k | \mathbf{z}_{1:k-1})$ 亦为逆 Wishart 分布,可利用变化因子 ρ 对 $\hat{\mathbf{u}}_{k|k-1}$ 和 $\hat{\mathbf{U}}_{k|k-1}$ 的下一步预测进行校正:

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{u}}_{k|k-1} = \rho(\hat{\mathbf{u}}_{k-1} - \mathbf{m} - 1) + \mathbf{m} + 1 \\ \hat{\mathbf{U}}_{k|k-1} = \rho \hat{\mathbf{U}}_{k-1} \end{cases} \quad (14)$$

式中: $\rho \in (0, 1]$ 控制量测噪声协方差以一定的概率分布变化。

归纳总结变分贝叶斯扩展卡尔曼滤波算法一步递推估计过程如算法 1 所示。

算法 1 变分贝叶斯扩展卡尔曼滤波算法递推估计

输入: $\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}, \mathbf{P}_{k-1|k-1}, \hat{\mathbf{u}}_{k-1|k-1}, \hat{\mathbf{U}}_{k-1|k-1}, \mathbf{A}_{k-1}, \mathbf{H}_k, \mathbf{z}_k, \mathbf{Q}_{k-1}, m, n, \tau, \rho, N_0$

输出: $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}, \mathbf{P}_{k|k}$

时间更新:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = f_{k-1}(\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}, 0)$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \mathbf{A}_{k-1} \mathbf{P}_{k-1|k-1} \mathbf{A}_{k-1}^T + \mathbf{Q}_{k-1}$$

变分测量更新:

1) 初始化:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k}^{(0)} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}, \mathbf{P}_{k|k}^{(0)} = \mathbf{P}_{k|k-1}, \hat{\mathbf{t}}_{k|k-1} = n + \tau + 1, \hat{\mathbf{T}}_{k|k-1} = \tau \mathbf{P}_{k|k-1},$$

$$\hat{\mathbf{u}}_{k|k-1} = \rho(\hat{\mathbf{u}}_{k-1|k-1} - \mathbf{m} - 1) + \mathbf{m} + 1, \hat{\mathbf{U}}_{k|k-1} = \rho \hat{\mathbf{U}}_{k-1|k-1}$$

2) 更新状态误差协方差的逆 Wishart 分布参数:

$$\mathbf{B}_k^{(i)} = \mathbf{P}_{k|k}^{(i)} + (\hat{\mathbf{x}}_{k|k}^{(i)} - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1})(\hat{\mathbf{x}}_{k|k}^{(i)} - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1})^T$$

$$\hat{\mathbf{t}}_k^{(i+1)} = \hat{\mathbf{t}}_{k|k-1} + 1, \hat{\mathbf{T}}_k^{(i+1)} = \mathbf{B}_k^{(i)} + \hat{\mathbf{T}}_{k|k-1}$$

3) 更新测量噪声协方差的逆 Wishart 分布参数:

$$\mathbf{C}_k^{(i)} = (\mathbf{z}_k - h_k(\hat{\mathbf{x}}_{k|k}^{(i)}, 0))(\mathbf{z}_k - h_k(\hat{\mathbf{x}}_{k|k}^{(i)}, 0))^T + \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k}^{(i)} \mathbf{H}_k^T$$

$$\hat{\mathbf{u}}_k^{(i+1)} = \hat{\mathbf{u}}_{k|k-1} + 1, \hat{\mathbf{U}}_k^{(i+1)} = \mathbf{C}_k^{(i)} + \hat{\mathbf{U}}_{k|k-1}$$

4) 更新状态估计值:

$$E^{(i+1)}[\mathbf{R}_k^{-1}] = (\hat{\mathbf{u}}_k^{(i+1)} - \mathbf{m} - 1)(\hat{\mathbf{U}}_k^{(i+1)})^{-1}$$

$$E^{(i+1)}[\mathbf{P}_{k|k-1}^{-1}] = (\hat{\mathbf{t}}_k^{(i+1)} - n - 1)(\hat{\mathbf{T}}_k^{(i+1)})^{-1}$$

$$\hat{\mathbf{R}}_k^{(i+1)} = \{E^{(i+1)}[\mathbf{R}_k^{-1}]\}^{-1}, \hat{\mathbf{P}}_{k|k-1}^{(i+1)} = \{E^{(i+1)}[\mathbf{P}_{k|k-1}^{-1}]\}^{-1}$$

$$\mathbf{K}_k^{(i+1)} = \hat{\mathbf{P}}_{k|k-1}^{(i+1)} \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \hat{\mathbf{P}}_{k|k-1}^{(i+1)} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{V}_k \hat{\mathbf{R}}_k^{(i+1)} \mathbf{V}_k^T)^{-1}$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k}^{(i+1)} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k^{(i+1)} (\mathbf{z}_k - h_k(\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}, 0))$$

$$\mathbf{P}_{k|k}^{(i+1)} = \hat{\mathbf{P}}_{k|k-1}^{(i+1)} - \mathbf{K}_k^{(i+1)} \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{P}}_{k|k-1}^{(i+1)}$$

end for

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k}^{(N)}, \mathbf{P}_{k|k} = \mathbf{P}_{k|k}^{(N)}, \hat{\mathbf{t}}_{k|k} = \hat{\mathbf{t}}_{k|k}^{(N)}, \hat{\mathbf{T}}_{k|k} = \hat{\mathbf{T}}_{k|k}^{(N)}, \hat{\mathbf{u}}_{k|k} = \hat{\mathbf{u}}_{k|k}^{(N)}, \hat{\mathbf{U}}_{k|k} = \hat{\mathbf{U}}_{k|k}^{(N)}$$

4 仿真实验与结果分析

本文分别用 EKF 算法和 VB-EKF 算法对 GPS/INS 松组合导航系统的数据采取了滤波仿真,并将仿真结果进行了一系列分析。

GPS/INS 松组合导航非系统状态向量为 $\mathbf{X}(t) = [\delta_L, \delta_\lambda, \delta_h, \delta_{V_E}, \delta_{V_N}, \delta_{V_U}, c_b, c_d]^T$, 其中: $\delta_L, \delta_\lambda, \delta_h$ 为 INS 测得的位置误差; $\delta_{V_E}, \delta_{V_N}, \delta_{V_U}$ 为 INS 测得的速度误差; c_b 为 GPS 时钟偏差; c_d 为 GPS 时钟漂移; 量测方程为 GPS 系统测得的伪距误差方程。

仿真中起始地理坐标为: 纬度 $L_0 = 40.13^\circ$, 经度 $\lambda_0 = 118.66^\circ$, 高度 $h_0 = 100$ m。GPS 时钟偏差初始值 $c_{b_0} = 3.575\ 261\ 153\ 706\ 439E + 002$, GPS 时钟漂移初始值 $c_{d_0} = 0.454\ 924\ 634\ 584\ 581\ 4$ 。采样频率为 1 s, 滤

波时间为 200 s。

在 MATLAB 环境下利用轨迹发生器模拟飞行器的理想运动作为飞行器的真实轨迹,并与经过滤波后的飞行器飞行轨迹进行对比。结果如图 1 - 图 3 所示。

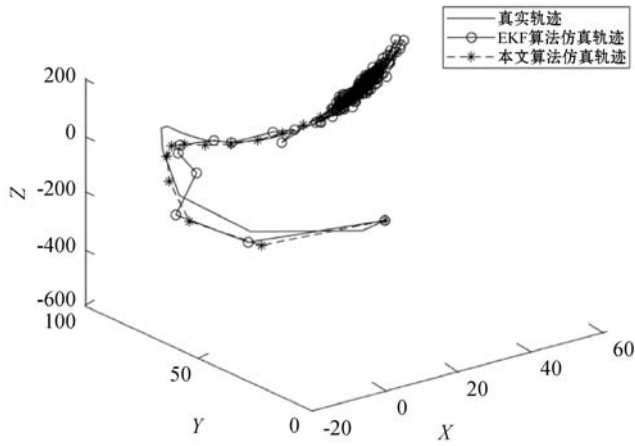


图 1 飞行器预设轨迹及两种算法运动轨迹

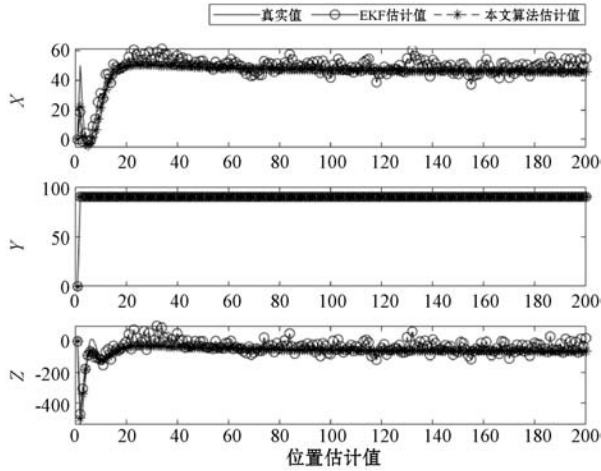


图 2 位置真实值及两种算法的位置估计值对比

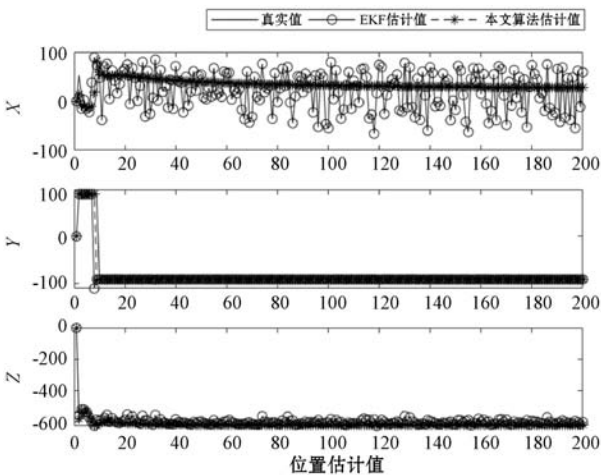


图 3 速度真实值及两种算法的速度估计值对比

从图 1 可以看出,EKF 算法的运动轨迹相较于真实运动轨迹波动较大,且时间越长,运动轨迹往返越频繁,本文算法的运动轨迹在飞行器真实运动轨迹附近波动较小,轨迹更加平稳。从图 2 和图 3 可以看出,EKF 算法的位置估计值和速度估计值均在一定范围内

存在较大的波动,而本文算法的位置估计值和速度估计值较真实值波动较小,曲线更为稳定,滤波稳定性较 EKF 算法好。

此外,为了进一步考察 VB-EKF 算法在 GPS/INS 组合导航系统中的精度,本文还对两种算法的偏离误差和均方根误差进行仿真。结果如图 4 - 图 7、表 1 所示。

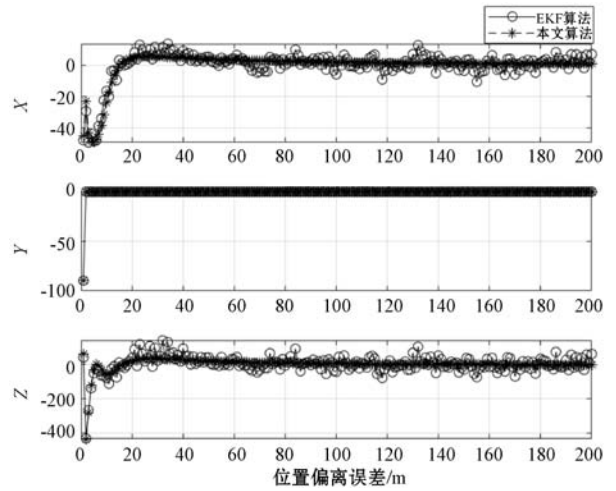


图 4 两种算法的位置偏离误差对比

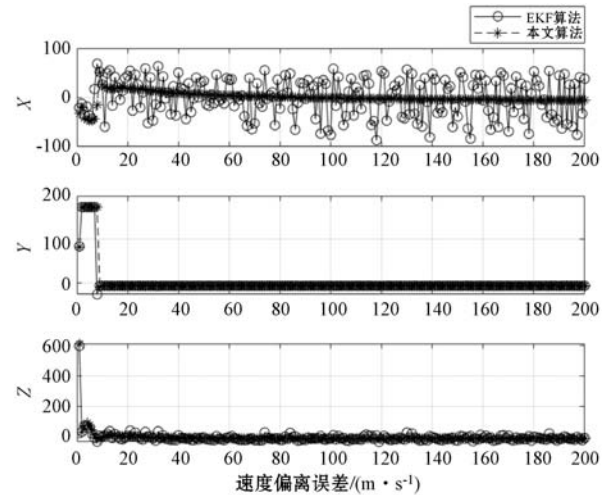


图 5 两种算法的速度偏离误差对比

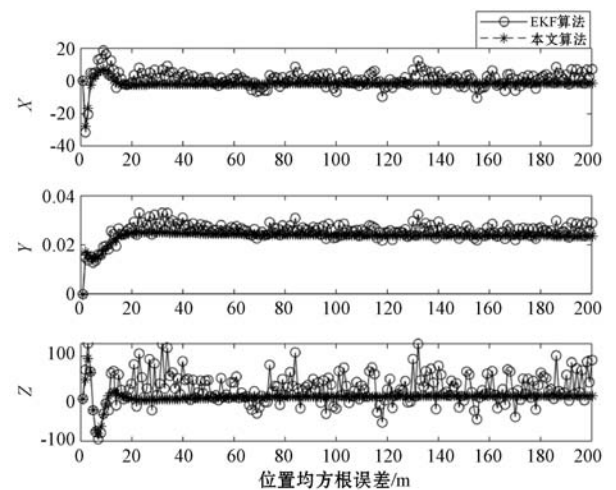


图 6 两种算法的位置均方根误差对比

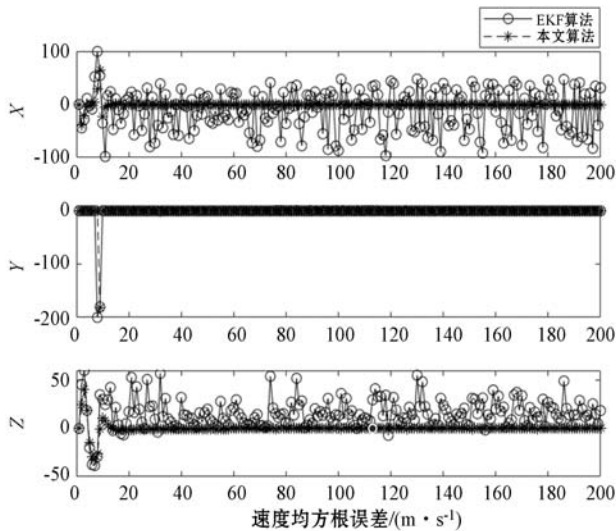


图7 两种算法的速度均方根误差对比

表1 估计的位置偏离误差以及位置均方根误差 单位:m

算法	偏离误差	均方根误差
EKF	7.06	11.27
VB-EKF	3.16	6.44

从图4-图7可以看出,EKF算法和VB-EKF算法在GPS/INS组合导航系统中的误差均不会随着时间积累,能够长时间工作。但EKF算法的偏离误差和均方根误差整体波动较大,无法趋于平稳,且误差值相对较大,位置偏离误差平均值达到7.06 m,位置均方根误差平均值达到11.27 m。VB-EKF算法误差波动较小,且较短时间内能趋于稳定,误差值相比较EKF算法较小,位置偏离误差平均值仅3.16 m,位置均方根误差平均值仅6.44 m。仿真实验表明VB-EKF算法精度可达到EKF算法的2倍,这是由于本文算法在求解非线性系统时考虑了系统量测噪声,把状态值和量测噪声协方差的联合概率密度函数的先验分布设定成高斯分布和逆Wishart分布的乘积,大大提高了系统滤波精度,也提高了飞行器的导航定位精度。

5 结语

本文提出的基于VB-EKF的GPS/INS组合导航定位算法将GPS中更新的位置信息和速度信息反馈至INS中对其结果进行修正,较好地抑制了INS单系统解算导航定位中的发散现象,能够满足系统长时间导航定位要求。同时,本文算法考虑量测噪声时变的统计特性,利用变分贝叶斯原理将状态变量和量测噪

声协方差的先验分布设定成两种不同独立分布的乘积,调节时变方差阵的内部元素,较EKF算法可明显稳定滤波,并提高导航定位精度,是一种鲁棒性较强的组合导航滤波算法,但其计算量较EKF算法大,实时性略差。

参 考 文 献

- [1] 秦勇. 无人机在桥梁日常检查中的应用[J]. 山西建筑, 2020,46(4):127-128.
- [2] 王均晖,孙蕊,程琦,等. 无人机组导航直接法与间接法滤波方式比较[J]. 北京航空航天大学学报,2020,46(11):2156-2167.
- [3] 洪亮,章政,李亚贵,等. 基于模糊预测的INS/视觉无人机自主着陆导航算法[J]. 传感技术学报,2019,32(12):1849-1855.
- [4] 王丹丹,袁赣南,卢春华,等. 基于核函数正则粒子滤波的SLAM算法在无人机导航定位中的应用研究[J]. 昆明理工大学学报(自然科学版),2019,44(5):39-46,90.
- [5] 王念曾,李荣冰,韩志凤,等. 基于惯性/GNSS/UWB的小型无人机相对导航算法研究[J]. 电子测量技术,2019,42(16):94-100.
- [6] 智奇楠,李泉楠,刘鹏飞,等. GNSS/INS组合导航系统综述[J]. 数字通信世界,2019(8):21-22.
- [7] 王国栋. 惯性/卫星组合导航系统综述[J]. 科技视界,2019(21):115-117.
- [8] Wang G, Han Y, Chen J, et al. A GNSS/INS integrated navigation algorithm based on Kalman filter[J]. IFAC PapersOnLine,2018,51(17):232-237.
- [9] 王见红. 轻型无人机的GNSS/IRS组合导航系统研究[J]. 长春工程学院学报(自然科学版),2019,20(3):62-66.
- [10] 杨晓明,王胜利,王海霞,等. 基于EKF的GNSS/SINS组合导航系统应用[J]. 山东科技大学学报(自然科学版),2019,38(6):114-122.
- [11] 王艳,高嵩,马天力,等. 基于变分贝叶斯理论的GPS/INS组合导航系统[J]. 国外电子测量技术,2019,38(11):5-10.
- [12] 胡森森,敬忠良,董鹏,等. 基于T分布变分贝叶斯滤波的SINS/GPS组合导航[J]. 浙江大学学报(工学版),2018,52(8):1482-1488.
- [13] Huang Y, Zhang Y, Wu Z, et al. A novel adaptive Kalman filter with inaccurate process and measurement noise covariance matrices[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2017,63(2):594-601.
- [14] 沈凯,管雪元,李文胜. 扩展卡尔曼滤波在组合导航中的应用[J]. 传感器与微系统,2017,36(8):158-160.