

DOI: 10.13382/j.jemi.B2205895

一种抗差自适应 UKF 算法及其在 GNSS/SINS 组合导航系统的应用*

胡晓梅¹ 潘新龙² 朱璐瑛¹ 韩有杰³

(1. 烟台南山学院工学院 烟台 265713; 2. 海军航空大学 烟台 264001; 3. 山东南山铝业股份有限公司 烟台 265713)

摘要:GNSS/SINS 组合导航系统标准 UKF 算法缺乏对量测噪声方差及系统状态异常的自适应调节能力,进而影响了组合导航系统的滤波精度。为了解决上述问题,提出了一种抗差自适应 UKF 算法。首先,该算法引入变分贝叶斯估计原理以实时估计量测噪声方差;然后,基于滤波器预测残差,构建了自适应因子以降低系统状态异常时对导航解的影响;最后,将该算法应用于 GNSS/SINS 组合导航系统中,仿真结果表明,当量测噪声统计特性发生变化时,相对于标准 UKF 算法及抗差 UKF 算法,在整个仿真时段内,本文算法可提高位置精度分别为 51.2% 及 9.3%,同时可以降低系统模型异常扰动和滤波器初值偏差对导航解的影响。实验结果表明本文算法具有较强的自适应性及抗差性,可提升复杂环境下组合导航系统的精度。

关键词:变分贝叶斯;自适应因子;抗差自适应 UKF;组合导航系统

中图分类号: TN966; V249.3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 590.35

Robust adaptive UKF algorithm and its application in GNSS/SINS integrated navigation system

Hu Xiaomei¹ Pan Xinlong² Zhu Luying¹ Han Youjie³

(1. College of Engineering, Yantai Nanshan University, Yantai 265713, China; 2. Naval Aeronautical University, Yantai 264001, China; 3. Shandong Donghai Thermal Power Co., Ltd., Yantai 265713, China)

Abstract: The standard UKF algorithm of GNSS/SINS integrated navigation system lacks the ability to adjust the measurement noise variance and system status anomaly adaptively, which affects the filtering accuracy of the integrated navigation system. A robust adaptive UKF algorithm is proposed in order to solve the above problem. Firstly, this algorithm introduces the variational Bayesian estimation principle to estimate the measurement noise variance in real time. Then, an adaptive factor is constructed to reduce the influence of abnormal system state on the navigation solution, based on the predicted residual of the filter. Finally, this algorithm is applied to GNSS/SINS integrated navigation system. The simulation results show that, compared with the standard UKF algorithm and the robust UKF algorithm, the proposed algorithm can improve the position accuracy by 51.2% and 9.3% respectively in the whole simulation period when the statistical characteristics of the measurement noise change, and can reduce the influence of abnormal system model disturbance and filter initial value deviation on the navigation solution. The experimental results show that the proposed algorithm has strong adaptability and robustness, and can improve the accuracy of integrated navigation system in complex environment.

Keywords: variational Bayes; adaptive factor; robust adaptive UKF; integrated navigation system

0 引言

非线性滤波在 GNSS/SINS 组合导航系统中的应用正受到重视,其滤波精度优于经典的线性卡尔曼滤波^[1-2]。目前,非线性滤波方法主要有扩展卡尔曼滤波

(extended Kalman filter, EKF)、无迹卡尔曼滤波(unscented Kalman filter, UKF)、粒子滤波(particle filter, PF)等,而 UKF 因其高精度及方便实现的特性在组合导航系统中脱颖而出^[3]。

但 UKF 对滤波初值的选取较为敏感,较大的初值偏差及系统模型异常扰动将会导致滤波精度下降;同时,

UKF 算法要求系统具有精确已知的系统噪声先验统计特性,未知或不准确的系统噪声统计也将会导致系统滤波精度下降^[4]。为此,将自适应因子与抗差的思想引入 UKF 算法以克服上述两个问题^[4-5]。抗差的目的是在线实时估计系统噪声统计特性,目前主要分为两大类:基于预测残差的抗差估计方法及贝叶斯方法;基于预测残差的抗差估计方法包括协方差匹配法、极大似然法等,缺点是需要保存一定窗口尺寸的预测残差;而变分贝叶斯方法可近似表达状态与噪声的联合后验概率分布,可以同步估计次优的状态与量测噪声方差,为此在实际应用中得到推广^[6-7]。目前,主要是根据预测残差及其协方差矩阵构建统计量,并求解自适应因子以自适应调节观测量与预测量的权重,进而解决系统模型异常扰动的问题^[8-10]。

文献[11]为了克服 UKF 在量测噪声未知情况下滤波精度下降的问题,基于协方差匹配原理利用残差序列在线调整量测噪声的统计特性,然而该算法仅考虑量测噪声统计特性平稳且与假设初值不一致的情况,无法反映量测噪声统计特性非平稳的情况;文献[5]对该方法的研究表明,当量测噪声的方差如果发生突变时,该方法对突变方差的跟踪误差较大且呈现幅度较大振动跟踪特性。文献[12]利用神经网络增强自适应 UKF 算法来提高导航系统的滤波精度,然而该算法需要大量的训练样本来保证系统精度。基于预测残差及其协方差理论计算值,文献[8]、[13]等引入自适应因子来调整调节 UKF 观测量与预测量的权重,能降低系统模型异常扰动对滤波精度的影响,但当量测噪声统计特性发生变化时该方法优势不明显。

因此,为了准确在线估计量测噪声的方差、降低因系统模型异常扰动对滤波精度的影响,本文提出了一种抗差自适应 UKF 算法。

1 抗差自适应 UKF 算法

考虑一类离散非线性系统:

$$\begin{cases} \mathbf{X}_k = f(\mathbf{X}_{k-1}, \mathbf{u}_k, \mathbf{W}_k) \\ \mathbf{Z}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{X}_k + \mathbf{V}_k \end{cases} \quad (1)$$

其中, $\mathbf{X}_k$ 、 $\mathbf{u}_k$ 和 $\mathbf{Z}_k$ 分别为 k 时刻的系统状态向量、确定性输入项和量测向量; $f(\cdot)$ 为非线性函数; $\mathbf{H}_k$ 为量测矩阵; $\mathbf{V}_k$ 和 $\mathbf{W}_k$ 分别为量测噪声和系统噪声,其统计特性互不相关,且其方差阵分别为 $\mathbf{R}_k$ 和 $\mathbf{Q}_k$ 。

1.1 标准 UKF 算法

对于非线性系统(1),标准 UKF 算法如下^[1,11]:

将系统状态向量、系统噪声向量组合成标准 UKF 算法的系统增广状态向量 $\mathbf{X}^a$:

$$\begin{cases} \mathbf{X}^a = [\mathbf{X} \quad \mathbf{W}]^T \\ \boldsymbol{\chi}^a = [(\boldsymbol{\chi}^x)^T \quad (\boldsymbol{\chi}^w)^T]^T \end{cases} \quad (2)$$

其中, $\mathbf{X}^a$ 、 $\boldsymbol{\chi}^x$ 和 $\boldsymbol{\chi}^w$ 分别为 $\mathbf{X}^a$ 、 $\mathbf{X}_k$ 和 $\mathbf{W}_k$ 的采样点向量,其维数分别为 n 、 L_x 和 L_w ,则 $n = L_x + L_w$ 。

UKF 的具体步骤如下:

步骤 1) 初始化

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{X}}_0 = E[\mathbf{X}_0] \\ \mathbf{P}_0 = E[(\mathbf{X}_0 - \hat{\mathbf{X}}_0)(\mathbf{X}_0 - \hat{\mathbf{X}}_0)^T] \\ \hat{\mathbf{X}}_{a0} = E[\mathbf{X}^a] = [\hat{\mathbf{X}}_0^T \quad \mathbf{0}]^T \\ \mathbf{P}_0^a = E[\mathbf{X}^a] = E[(\mathbf{X}_0^a - \hat{\mathbf{X}}_0^a)(\mathbf{X}_0^a - \hat{\mathbf{X}}_0^a)^T] = \begin{bmatrix} \mathbf{P} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{Q} \end{bmatrix} \end{cases} \quad (3)$$

步骤 2) 样点计算

$$\begin{cases} \boldsymbol{\chi}_{0,k-1}^a = \hat{\mathbf{X}}_{k-1}^a \\ \boldsymbol{\chi}_{i,k-1}^a = \hat{\mathbf{X}}_{k-1}^a + (\sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}_{k-1}^a})_i, \quad i = 1, \dots, n \\ \boldsymbol{\chi}_{i,k-1}^a = \hat{\mathbf{X}}_{k-1}^a - (\sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}_{k-1}^a})_i, \quad i = n+1, \dots, 2n \end{cases} \quad (4)$$

式中: $(\sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}_{k-1}^a})_i$ 是矩阵 $(n+\lambda)\mathbf{P}_{k-1}^a$ 的平方根 (Cholesky 分解) 矩阵的第 i 列。

$$\begin{cases} W_0^m = \frac{\lambda}{n+\lambda} \\ W_0^c = \frac{\lambda}{n+\lambda} + (1 - \alpha^2 + \beta) \\ W_i^m = W_i^c = \frac{1}{2(n+\lambda)}, \quad i = 1, \dots, 2n \end{cases} \quad (5)$$

式中: $\lambda = \alpha^2(n+\kappa) - n$; α 、 β 和 κ 为比例因子。

步骤 3) 时间更新

$$\begin{cases} \boldsymbol{\chi}_{i,k|k-1}^x = f(\boldsymbol{\chi}_{i,k-1}^x, \boldsymbol{\chi}_{i,k-1}^w) \\ \hat{\mathbf{X}}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^m \boldsymbol{\chi}_{i,k|k-1}^x \end{cases} \quad (6)$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^c [\boldsymbol{\chi}_{i,k|k-1}^x - \hat{\mathbf{X}}_{k|k-1}] [\boldsymbol{\chi}_{i,k|k-1}^x - \hat{\mathbf{X}}_{k|k-1}]^T \quad (7)$$

步骤 4) 量测更新

$$\hat{\mathbf{Z}}_{k|k-1} = \mathbf{H} \cdot \hat{\mathbf{X}}_{k|k-1} \quad (8)$$

$$\begin{cases} \mathbf{P}_{ZZ} = \mathbf{H} \cdot \mathbf{P}_{k|k-1} \cdot \mathbf{H}^T + \mathbf{R} \\ \mathbf{P}_{XZ} = \mathbf{P}_{k|k-1} \cdot \mathbf{H}^T \end{cases} \quad (9)$$

步骤 5) 滤波更新

$$\begin{cases} \mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{XZ} \cdot \mathbf{P}_{ZZ}^{-1} \\ \hat{\mathbf{X}}_k = \hat{\mathbf{X}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{Z}_k - \hat{\mathbf{Z}}_{k|k-1}) \\ \mathbf{P}_k = \mathbf{P}_{k|k-1} - \mathbf{K}_k \mathbf{P}_{ZZ} \mathbf{K}_k^T = \mathbf{P}_{k|k-1} - \mathbf{K}_k \mathbf{P}_{XZ}^T \end{cases} \quad (10)$$

1.2 抗差自适应 UKF 算法

针对标准 UKF 算法对滤波初值选取较敏感,并且在量测噪声统计特性未知或不准确,较大滤波初值偏差较大的情况下,标准 UKF 算法滤波精度下降甚至发散的问题,基于变分贝叶斯原理,能较好地反映状态扰动异常的滤波器预测残差向量,设计了一种能实时估计量测噪声方差的自适应 UKF 算法。

1) 量测噪声统计估计

假设系统的先验状态、未知测量噪声与过程噪声相互独立。对于非线性系统模型(1),当量测噪声的统计特性已知时,待估计的参数为系统状态向量 $\mathbf{X}_k$;而当量测噪声的统计特性未知时,待估计的参数为系统状态向量 $\mathbf{X}_k$ 及量测噪声的方差 $\mathbf{R}_k$ 。则根据广义贝叶斯滤波理论,在序贯得到观测量 $\mathbf{Z}_k$ 后,递推联合估计 $\mathbf{X}_k$ 及 $\mathbf{R}_k$ 。

当系统噪声方差已知、而量测噪声方差未知时,具体过程分为预测阶段和更新阶段^[14-16]。

根据 C-K (Chapman-Kolmogorov) 方程,得到预测阶段:

$$p(\mathbf{X}_k, \mathbf{R}_k | \mathbf{Z}_{1:k-1}) = \int p(\mathbf{X}_k | \mathbf{X}_{k-1}) p(\mathbf{R}_k | \mathbf{R}_{k-1}) \times p(\mathbf{X}_{k-1}, \mathbf{R}_{k-1} | \mathbf{Z}_{1:k-1}) \cdot d\mathbf{X}_{k-1} \cdot d\mathbf{R}_{k-1} \quad (11)$$

更新阶段:

$$p(\mathbf{X}_k, \mathbf{R}_k | \mathbf{Z}_{1:k}) \propto p(\mathbf{Z}_k | \mathbf{X}_k, \mathbf{R}_k) p(\mathbf{X}_k, \mathbf{R}_k | \mathbf{Z}_{1:k-1}) \quad (12)$$

求解包含有多重积分的最优解方程(11)、(12)是非常困难的,为此利用逆 Gamma 分布和高斯分布近似求解上述方程如下:

$$p(\mathbf{X}_k, \mathbf{R}_k | \mathbf{Z}_{1:k-1}) = N(\mathbf{X}_k | \hat{\mathbf{X}}_{k|k-1}, \mathbf{P}_{k|k-1}) \times \prod_{i=1}^m IG(\sigma_{k,i}^2 | \alpha_{k|k-1,i}, \beta_{k|k-1,i}) \quad (13)$$

$$p(\mathbf{X}_k, \mathbf{R}_k | \mathbf{Z}_{1:k}) = N(\mathbf{X}_k | \hat{\mathbf{X}}_{k|k}, \mathbf{P}_{k|k}) \times \prod_{i=1}^m IG(\sigma_{k,i}^2 | \alpha_{k|k,i}, \beta_{k|k,i}) \quad (14)$$

其中, $IG(\cdot)$ 和 $N(\cdot)$ 分别代表逆 Gamma 分布和高斯分布; $\sigma_{k,i}^2$ 为高斯分布的噪声未知方差, $\alpha_{k-1|k-1,i}$ 和 $\beta_{k-1|k-1,i}$ 为逆 Gamma 分布的两个参数,三者之间的关系为:

$$\sigma_{k,i}^2 = \beta_{k|k,i} / \alpha_{k|k,i} \quad (15)$$

引入预测加权系数 $\rho_i \in (0, 1]$ 以体现观测噪声的变化规律,模型如下:

$$\begin{cases} \alpha_{k|k-1,i} = \rho_i \alpha_{k-1|k-1,i} \\ \beta_{k|k-1,i} = \rho_i \beta_{k-1|k-1,i} \end{cases} \quad (16)$$

其中, $\rho_i < 1$ 时,方差值不稳定,需进行实时估计;而当时, $\rho_i = 1$ 噪声是平稳的,则方差平稳。

2) 基于预测残差的自适应因子

根据式(6)得到的状态向量预测值,可以得到预测

残差如下:

$$\boldsymbol{\varepsilon}_k = \mathbf{Z}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{X}}_{k|k-1} \quad (17)$$

式(17)的协方差理论计算值可以表示为:

$$\mathbf{S}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k \quad (18)$$

而式(17)的协方差估计值可以表示为^[17]:

$$\hat{\mathbf{S}}_k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \boldsymbol{\varepsilon}_{k+1-i} \boldsymbol{\varepsilon}_{k+1-i}^T \quad (19)$$

式中: N 为估计窗口宽度,实际计算时取 $N=1 \sim 3$ 。

在组合导航系统中,量测观测量个数经常小于状态参数的个数,所以为了判断系统状态扰动是否异常,根据预测残差协方差矩阵的理论值与估计值构造判别自适应因子的统计量^[18]:

$$\Delta \boldsymbol{\varepsilon}_k = \frac{tr(\hat{\mathbf{S}}_k)}{tr(\mathbf{S}_k)} \quad (20)$$

式中: $tr(\mathbf{S}_k)$ 代表对矩阵 $\mathbf{S}_k$ 求迹运算。

自适应因子 ω_k 可以表示为:

$$\omega_k = \begin{cases} 1 & \Delta \boldsymbol{\varepsilon}_k < c \\ \frac{c}{\Delta \boldsymbol{\varepsilon}_k} & \Delta \boldsymbol{\varepsilon}_k > c \end{cases} \quad (21)$$

式中: c 为常量, c 可以取 $1 \sim 3$,本文中取 $c = 1$ 。

3) 抗差自适应 UKF 算法的实现

根据上述分析,对于非线性系统(1),提出了抗差自适应 UKF 算法,旨在实时估计量测噪声的方差、降低系统模型异常扰动及滤波器初值偏差对导航解的影响,其具体实现步骤如下:

步骤(1) 初始化

与式(3)相同。

步骤(2) 样点计算

与式(4)、式(5)相同。

步骤(3) 时间更新

状态向量的时间更新与式(6)相同;考虑到自适应因子 ω_k ,一步预测协方差矩阵表示为:

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \omega_k \sum_{i=0}^{2n} W_i^c [\boldsymbol{\chi}_{i,k|k-1}^X - \hat{\mathbf{X}}_{k|k-1}] [\boldsymbol{\chi}_{i,k|k-1}^X - \hat{\mathbf{X}}_{k|k-1}]^T \quad (22)$$

而:

$$\begin{cases} \boldsymbol{\alpha}_{k|k-1} = \boldsymbol{\rho} \cdot \boldsymbol{\alpha}_{k-1|k-1} \\ \boldsymbol{\beta}_{k|k-1} = \boldsymbol{\rho} \cdot \boldsymbol{\beta}_{k-1|k-1} \end{cases} \quad (23)$$

步骤(4) 量测更新

量测向量的预测值与式(8)相同;而:

$$\begin{cases} \mathbf{P}_{zz} = \mathbf{H} \cdot \mathbf{P}_{k|k-1} \cdot \mathbf{H}^T + \hat{\mathbf{R}} \\ \mathbf{P}_{xz} = \mathbf{P}_{k|k-1} \cdot \mathbf{H}^T \end{cases} \quad (24)$$

其中, $\hat{\mathbf{R}}$ 是滤波器实时估计的量测噪声方差矩阵,并且可以表达为:

$$\begin{cases} \alpha_{k|k} = \frac{1}{2} + \alpha_{k|k-1} \\ \beta_{k|k} = \beta_{k|k-1} + (Z_k - H_k \hat{X}_{k|k-1})^2 \cdot / 2 + \\ \text{diag}[H_k P_{k|k-1} (H_k)^T] / 2 \\ \hat{R}_{k+1} = \text{diag}(\beta_{k|k}^- \cdot / \alpha_{k|k}) \end{cases} \quad (25)$$

式中：“ $\cdot$ ”代表点乘运算。

步骤(5) 滤波更新

与式(10)相同。

2 GNSS/SINS 组合导航非线性模型

在 GNSS/SINS 组合导航系统的非线性滤波中,以捷联惯导系统力学编排方程作为状态方程,以 GNSS 接收机输出的位置和速度直接作为量测值;取导航坐标系为“东北天”地理坐标系^[19-21]。

状态方程表示为:

$$\begin{cases} \dot{X}(t) = f(X(t), \omega_{ib}^b, f^b, t) \\ X(t) = [\gamma \quad \theta \quad \varphi \quad v_E \quad v_N \quad v_U \quad \lambda \quad L \quad H]^T \end{cases} \quad (26)$$

式中: $f(\cdot)$ 为非线性函数; $X(t)$ 是系统状态向量,9 个参数分别为横滚角 γ 、俯仰角 θ 、航向角 φ 、东向速度 v_E 、北向速度 v_N 、天向速度 v_U 、经度 λ 、纬度 L 和高度 H ;陀螺仪输出 ω_{ib}^b ;加速度计输出 f^b ;时间 t 。

量测方程可以表示为:

$$\begin{cases} Z(t) = H(t)X(t) + V(t) \\ Z(t) = [v_E \quad v_N \quad v_U \quad \lambda \quad L \quad H]^T \\ H(t) = [0_{6 \times 3} \quad I_{6 \times 6}] \end{cases} \quad (27)$$

3 仿真结果及分析

为了验证本文算法的性能,在 MATLAB 环境下,分别采用标准 UKF^[1-2]、抗差 UKF^[11] 和本文所提的抗差自适应 UKF 对 GNSS/SINS 组合导航系统进行性能对比分析,其中涵盖了量测噪声统计特性未知及滤波器初值偏差对导航定位性能影响的仿真分析。

3.1 仿真条件

假设载体做机动飞行,飞行航迹包含各种机动运动,如变速、爬升、转弯、平飞等,如图 1 所示。

假设运载体的初始纬度、经度和高度分别为 29° 、 118° 、50 m,方向正北;捷联解算周期为 0.02 s,滤波周期为 1 s。设定陀螺常值漂移为 $0.2^\circ/\text{h}$,随机游走为 $0.02^\circ/\sqrt{\text{h}}$;加速度计常值漂移为 $10^{-4}g$,随机游走为 $10^{-5}g/\sqrt{\text{h}}$ 。GNSS 位置误差均方值为 8 m,测速误差均方值为 0.2 m/s,采样周期为 1 s。SINS 初始三维姿态角误差均为 0.5° 、三维速度误差均为 0.1 m/s、三维位置误差均为

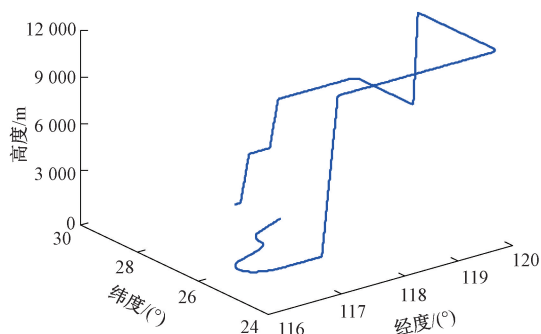


图 1 载体飞行轨迹

Fig. 1 Flight trajectory of carrier

5 m。仿真时间为 3 600 s。

在仿真实验中,综合考虑量测噪声的变化规律(方差值平稳与非平稳),故取 ρ 中每个元素小于 1 但接近于 1,式(23)、(25)中 ρ, α, β 的初始值分别取为:

$$\begin{cases} \rho = [0.97 \quad 0.97 \quad 0.97 \quad 0.97 \quad 0.97 \quad 0.97] \\ \alpha = [1 \quad 1 \quad 1 \quad 1 \quad 1 \quad 1] \\ \beta = [0.1 \quad 0.1 \quad 0.1 \quad 2 \quad 2 \quad 2] \end{cases} \quad (28)$$

根据前面的 GNSS 测量精度假设,在正常情况下,GNSS 量测噪声的均方差矩阵可以表示如下:

$$r_{\text{root}} = \text{sqrtm}(R) = \text{diag}([0.2 \quad 0.2 \quad 0.2 \quad 8 \quad 8 \quad 8])$$

其中, $\text{diag}(\cdot)$ 是用于构造对角矩阵的函数; $\text{sqrtm}(\cdot)$ 为对矩阵中每个元素取开平方的函数。

为了比较不同算法的性能,设定不同时段内的 GNSS 量测噪声均方差矩阵如下:

$$r_{\text{real}} = \begin{cases} 6 \cdot r_{\text{root}}, & 600 < t \leq 1\,200 \\ r_{\text{root}} \cdot \left[1 + 9 \sin\left(2\pi \cdot \frac{t - 2\,000}{2\,000}\right) \right], & 2\,000 < t \leq 3\,000 \\ r_{\text{root}}, & \text{其他} \end{cases} \quad (29)$$

3.2 仿真结果及分析

根据上述参数的设定,对于相同的导航传感器仿真原始数据,基于标准 UKF 算法及本文提出的抗差自适应 UKF 算法得到的组合导航位置误差、速度误差及姿态角误差曲线如图 2~4 所示。

从图 2~4 可知,当 GNSS 量测噪声方差没有变化时,两种算法的滤波精度基本相同;而当 GNSS 量测噪声方差变化时,本文算法得到的滤波结果明显优于标准 UKF 算法。图 5~6 给出了抗差自适应 UKF 算法对 GNSS 量测噪声均方差的跟踪图,本文算法能实时跟踪并反映出 GNSS 量测噪声均方差的变化规律,但当量测噪声均方差变化结束时跟踪有一定的“拖尾”效应。

为了评价本文算法对系统模型异常扰动及滤波器初始偏差的自适应调节能力,将 3.1 节中设置的 SINS 初始导

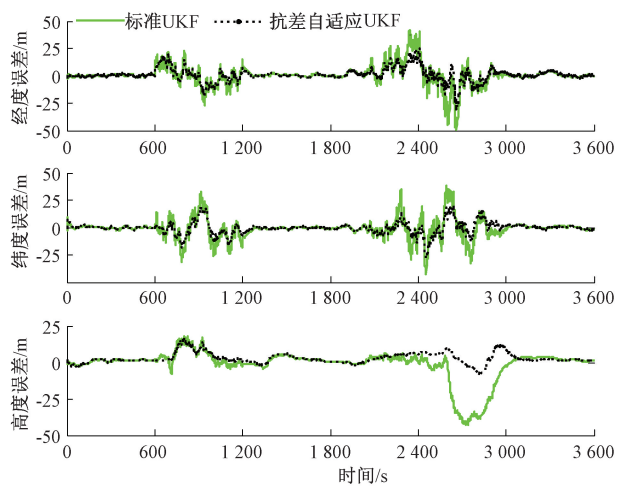


图 2 位置误差曲线对比

Fig. 2 Position error curve

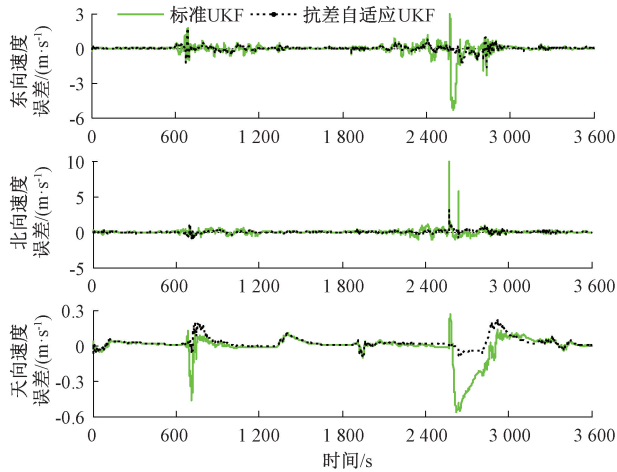


图 3 速度误差曲线对比

Fig. 3 Velocity error curve

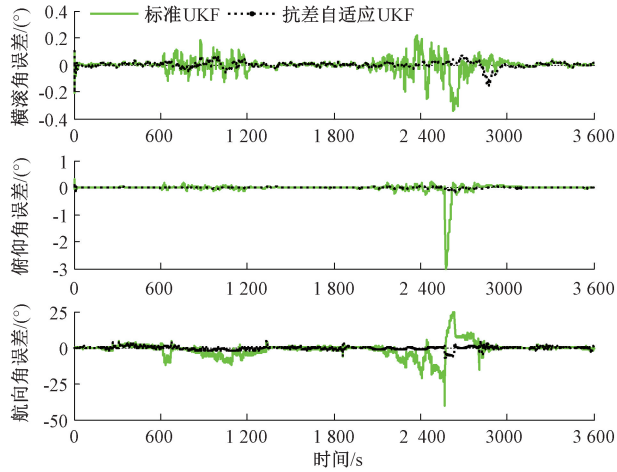


图 4 姿态误差曲线对比

Fig. 4 Attitude error curve

航参数误差放大 5 倍,进行了基于抗差 UKF 算法及本文算法的组合导航实验,图 7~9 为对应的导航参数误差曲线。

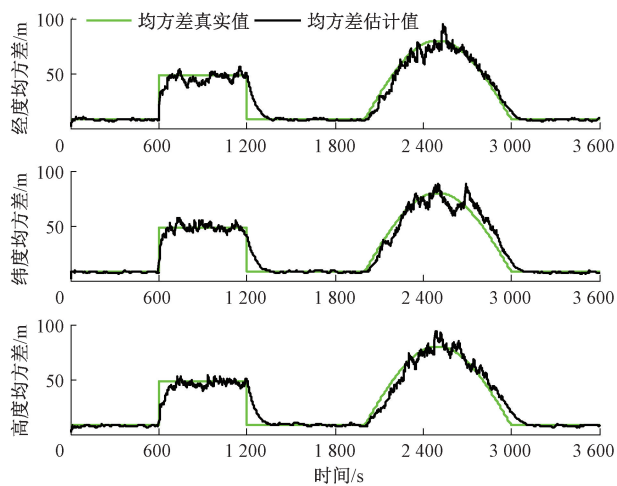


图 5 GNSS 位置均方差的跟踪图

Fig. 5 Tracking figures of GNSS position's RMS

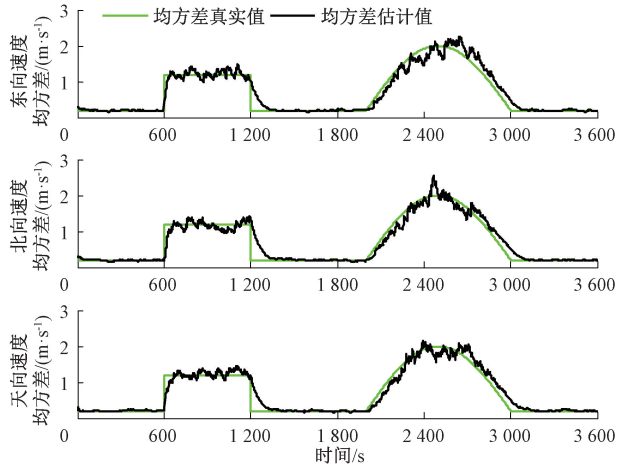


图 6 GNSS 速度均方差的跟踪图

Fig. 6 Tracking figures of GNSS velocity's RMS

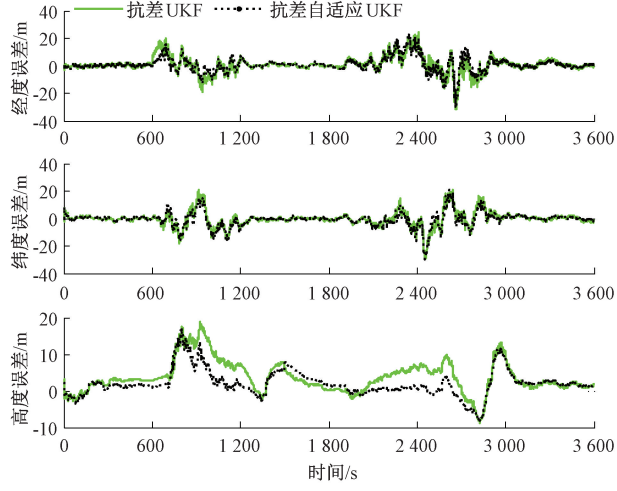


图 7 位置误差曲线对比

Fig. 7 Position error curve

从图 7~9 可以看出,相对于抗差 UKF 算法,本文算法也能明显改善各导航参数滤波精度。

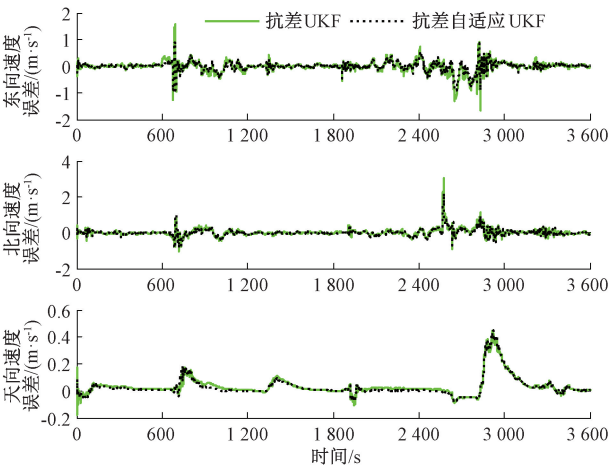


图 8 速度误差曲线对比

Fig. 8 Velocity error curve

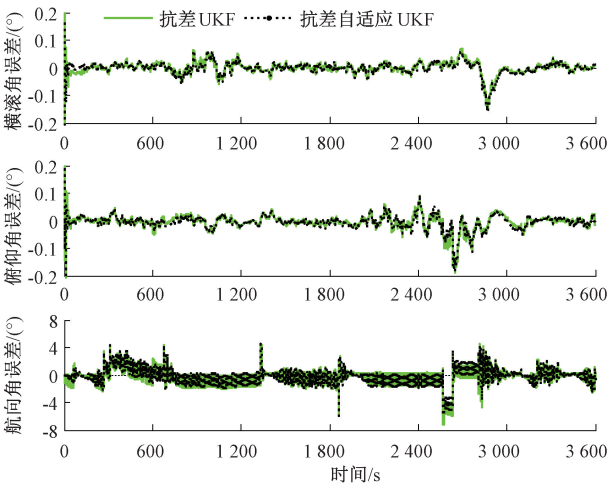


图 9 姿态误差曲线对比

Fig. 9 Attitude error curve

为了综合评价 3 种算法的性能,在不同的时段内,分别对各导航参数误差的均方值进行统计,结果如表 1 所示。由表 1 可见,在 GNSS 量测噪声均方差变化时,本文

算法相对于标准 UKF 及抗差 UKF 有明显的优势;并且在整个仿真时段内,提高位置精度约为 51.2%及 9.3%、提高速度精度约为 60%及 8.6%。

表 1 基于 3 种算法的组合导航系统误差对比

Table 1 Error Comparison of Integrated Navigation System Based on the three kinds of algorithms

时段	滤波算法	位置误差/m			速度误差/(m·s ⁻¹)			姿态误差/(°)		
		经度	纬度	高度	东向速度	北向速度	天向速度	横滚角	俯仰角	航向角
量测噪声均方差突变	标准 UKF	9.55	12.67	6.10	0.32	0.30	0.07	0.053	0.053	3.36
	抗差 UKF	8.04	8.07	4.44	0.27	0.23	0.04	0.025	0.018	0.85
	抗差自适应 UKF	5.70	7.96	4.50	0.25	0.23	0.05	0.024	0.014	0.74
量测噪声均方差缓变	标准 UKF	15.61	13.02	16.27	0.97	0.56	0.17	0.088	0.44	8.83
	抗差 UKF	9.24	8.40	4.56	0.31	0.27	0.12	0.034	0.044	1.44
	抗差自适应 UKF	8.81	7.98	3.89	0.29	0.25	0.13	0.034	0.040	1.36
整个仿真时段	标准 UKF	9.19	8.72	10.62	0.54	0.33	0.11	0.052	0.24	5.14
	抗差 UKF	5.81	5.48	4.35	0.21	0.18	0.07	0.022	0.030	1.13
	抗差自适应 UKF	5.58	5.69	3.59	0.19	0.17	0.08	0.024	0.027	1.09

取该实验的前 120 s,图 10~11 给出了对应的姿态误差及速度误差曲线,可见本文算法能减少滤波器初始偏差对导航参数的影响。

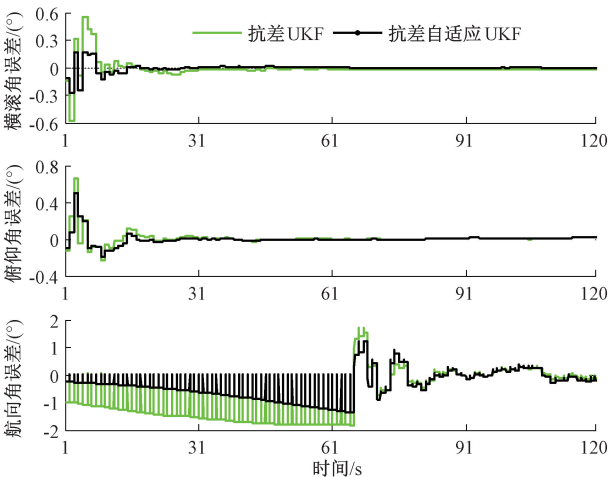


图 10 前 120 s 姿态误差曲线对比

Fig. 10 Attitude error curve for the first 120 s

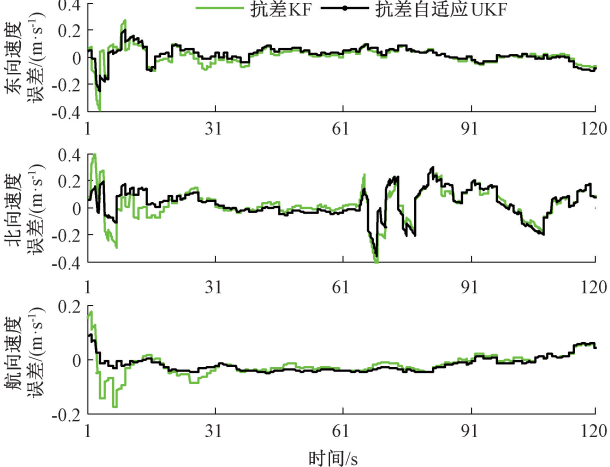


图 11 前 120 s 速度误差曲线对比

Fig. 11 Velocity error curve for the first 120 s

4 结 论

针对标准 UKF 算法对滤波器初始偏差较敏感及该算法滤波性能依赖于确定的量测噪声统计特性的缺陷, 本文提出了一种抗差自适应 UKF 算法。该算法引入变分贝叶斯估计原理以在线估计量测噪声方差, 同时基于预测残差构建自适应因子以调整状态向量预测协方差矩阵。

该算法应用于 GNSS/SINS 组合导航系统, 仿真结果表明, 当量测噪声统计未知时, 该算法性能明显优于标准 UKF 算法; 当滤波器初始偏差较大及系统模型异常扰动时, 相较于抗差 UKF 算法, 本文算法依然具有一定的优势, 并能明显降低其对导航精度的影响。

参考文献

- [1] 王林, 林雪原. 基于 UKF 的 GPS/SINS 组合导航直接式滤波算法[J]. 导航定位与授时, 2015, 2(3): 43-48.
WANG L, LIN X Y. Direct Kalman filtering algorithm for the GPS/SINS integrated navigation based on UKF[J]. Navigation and Positioning & Timing, 2015, 2(3): 43-48.
- [2] 沈凯, 刘庭欣, 左思琪, 等. 复杂城市环境下 GNSS/INS 组合导航可观测度分析及鲁棒滤波方法[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(9): 252-261.
SHEN K, LIU T X, ZUO S Q, et al. Observability analysis and robust fusion algorithms of GNSS/INS integrated navigation in complex urban environment[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(9): 252-261.
- [3] 李伟, 郝顺义, 黄国荣, 等. 改进自适应 ADMCC-HCKF 算法及在 SINS/CNS/GNSS 中的应用[J]. 电子测量及仪器学报, 2021, 35(8): 79-65.
LI W, HAO SH Y, HUANG G R, et al. Improved adaptive ADMCC-HCKF algorithm and application in SINS/ CNS/GNSS integrated navigation[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(8): 79-65.
- [4] 付心如, 徐爱功, 孙伟. 抗差自适应 UKF 的 INS/GNSS 组合导航算法[J]. 导航定位学报, 2017, 5(2): 111-116.
FU X R, XU AI G, SUN W. An INS/GNSS integrated navigation algorithm based on robust adaptive UKF[J]. Journal of Navigation and Positioning, 2017, 5(2): 111-116.
- [5] 曾庆化, 赵天钰, 赵宾, 等. 基于指数渐消遗忘因子的组合导航自适应滤波算法[J]. 中国惯性技术学

- 报, 2021, 29(3): 307-313.
ZENG Q H, ZHAO T Y, ZHAO B, et al. Adaptive Kalman filter algorithm based on exponential attenuating factor for integrated navigation system[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2021, 29(3): 307-313.
- [6] 郝燕玲, 张召友. 基于 VB-UKF 的 SINS/GPS 自适应融合技术[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2012, 40(1): 54-57.
HAO Y L, ZHANG ZH Y. Adaptive fusion technology for SINS/GPS based on VB-UKF[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology(Natural Science Edition), 2012, 40(1): 54-57.
- [7] SARKKA S, NUMMENMAA A. Recursive noise adaptive Kalman filtering by variational Bayesian approximations[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2009, 54(3): 596-600.
- [8] 马晓杰, 林雪原, 孙巧妍, 等. 一种改进的 UKF 滤波算法在 BDS/SINS 组合导航系统中的应用研究[J]. 大地测量与地球动力学, 2021, 41(4): 351-356.
MA X J, LIN X Y, SUN Q Y, et al. Improved UKF algorithm of BDS/SINS integrated navigation system[J]. Journal of Geodesy and Geodynamics, 2021, 41(4): 351-356.
- [9] 周朋进, 吕志伟, 丛佃伟, 等. 基于双状态 χ^2 检测和快速强跟踪 AUKF 的组合导航算法[J]. 中国惯性技术学报, 2019, 27(6): 772-777.
ZHOU P J, LYU ZH W, CONG D W, et al. Integrated navigation algorithm based on two-state chi-square detection and fast strong tracking AUKF[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2019, 27(6): 772-777.
- [10] XU S Q, ZHOU H Y, WANG J Q, et al. SINS/CNS/GNSS integrated navigation based on an improved federated Sage-Husa adaptive filter[J]. Sensors, 2019, 19(17): 3812.
- [11] 胡高歌, 高社生, 赵岩. 一种新的自适应 UKF 算法及其在组合导航中的应用[J]. 中国惯性技术学报, 2014, 22(3): 357-361, 367.
HU G G, GAO SH SH, ZHAO Y. Novel adaptive UKF and its application in integrated navigation[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2014, 22(3): 357-361, 367.
- [12] 陈光武, 程鉴皓, 杨菊花, 等. 基于改进神经网络增强自适应 UKF 的组合导航系统[J]. 电子与信息学报, 2019, 41(7): 189-192.
CHEN G W, CHENG J H, YANG J H, et al. Improved neural network enhanced navigation system of adaptive unsented Kalman filter[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2019, 41(7): 189-192.

- [13] 韩厚增, 王坚. 自适应 UKF 在 GNSS/INS 紧组合导航中的应用研究[J]. 大地测量与地球动力学, 2013, 33(6): 98-101.
- HAN H Z, WANG J. Study on adaptive unscented Kalman filter and its application to GNSS/INS tightly coupled navigation [J]. Journal of Geodesy and Geodynamics, 2013, 33(6): 98-101.
- [14] 潘泉, 胡玉梅, 兰华, 等. 信息融合理论进展: 基于变分贝叶斯的联合优化[J]. 自动化学报, 2019, 45(7): 1207-1223.
- PAN Q, HU Y M, LAN H, et al. Information fusion progress: Joint optimization based on variational Bayesian theory[J]. Acta Automatic Sinica, 2019, 45(7): 1207-1223.
- [15] DAVARI N, GHLAMI A. Variational Bayesian adaptive Kalman filter for asynchronous multirate multi-sensor integrated navigation system [J]. Ocean Engineering, 2019, 17(4): 108-116.
- [16] 朱璐瑛, 孙炜玮, 刘成铭, 等. 多传感器组合导航系统的联邦 UKF 算法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(7): 91-98.
- ZHU L Y, SUN W W, LIU CH M, et al. Research on federal UKF algorithm for multi-sensor integrated navigation system[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(7): 91-98.
- [17] CUI B B, CHEN X Y, TANG X H. Improved cubature Kalman filter for GNSS/INS based on transformation of posterior sigma-points error[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2017, 65(11): 2975-2987.
- [18] 崔展博, 景博, 焦晓璇, 等. 基于联邦卡尔曼滤波器的容错组合导航系统设计[J]. 电子测量及仪器学报, 2021, 35(11): 143-153.
- CUI ZH B, JING B, JIAO X X, et al. Design of fault-tolerant integrated navigation system based on federated Kalman filter[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(11): 143-153.
- [19] VRETTAS M D, CORNFORD D, OPPER M. Estimating

parameters in stochastic systems: A variational Bayesian approach[J]. Physica D Nonlinear Phenomena, 2011, 24(23): 1877-1900.

- [20] LIM K L, WANG H. MAP approximation to the variational Bayes Gaussian mixture model and application [J]. Soft Computing, 2017, (3): 1-13.
- [21] LIN X Y, PAN X L, SUN W W. Multi-scale asynchronous fusion algorithm for multi-sensor integrated navigation system[J]. Institute of Mechanical Engineers, Part I: J Systems and Control Engineering, 2022, 236(9): 1709-1723.

作者简介



胡晓梅, 2008 年于曲阜师范大学获得学士学位, 2022 年于辽宁工业大学获得硕士学位。现为烟台南山学院讲师, 主要研究方向为传感器检测及信息处理。
E-mail: 402750635@qq.com

Hu Xiaomei received her B. Sc. degree from Qufu Normal University in 2008 and her M. Sc. degree from Liaoning University of Technology in 2022 respectively. Now she is a lecturer in Yantai Nanshan University. Her main research interests include sensor detection and its information processing.



潘新龙(通信作者), 2006 年及 2010 年于空军雷达学院分别获得学士学位及硕士学位, 2017 年于海军航空大学获得博士学位。现为海军航空大学副教授, 主要研究方向为信息融合、组合导航及智能信息处理。

E-mail: airadar@126.com

Pan Xinlong (Corresponding author) received the B. Sc. degree in 2006 and the M. Sc. degree in 2010 in the Air Force Radar Academy in China. He received the Ph. D. degree in 2017 in Naval Aviation University in China. Since 2018, he has been working as an associate professor at the Institute of Information Fusion in Naval Aviation University. His main research interests include information fusion, integrated navigation and intelligent information processing.