

自适应 SCKF 在高动态 COMPASS 信号参数估计中的应用

范志良^{1,2}, 刘光斌¹, 张 博¹, 赵 欣¹

(1. 第二炮兵工程大学控制工程系, 西安 710025; 2. 中国人民解放军 96361 部队, 西宁 810100)

摘 要: 高动态环境下北斗二号导航信号具有较高的非线性特性, 载波参数估计难以保证较高的精度。在分析高阶非线性载波模型的基础上, 提出了一种基于平方根容积卡尔曼滤波(SCKF)的自适应滤波算法, 对载波相位及其三阶导数进行估计。该算法使用容积数值积分原则直接计算非线性随机函数的均值和方差, 且在迭代滤波过程中, 利用移动窗口法通过最新量测信息来改进过程噪声和量测噪声的协方差阵, 可获得较高的估计精度。仿真结果表明, 相比 EKF 和 SCKF, 本文提出的方法具有更高的估计精度和更快的收敛速度。

关键词: 高动态; 北斗二号系统; 平方根容积卡尔曼滤波; 自适应估计; 参数估计

中图分类号: V448; TN911 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1328(2013)02-0201-06

DOI: 10.3873/j.issn.1000-1328.2013.02.008

Application of Adaptive SCKF in Parameters Estimation of High Dynamic COMPASS Signal

FAN Zhi-liang^{1,2}, LIU Guang-bin¹, ZHANG Bo¹, ZHAO Xin¹

(1. Dept. Control Engineering, The Second Artillery Engineering University, Xi'an 710025, China;

2. P. L. A 96361, Xining 810100, China)

Abstract: Due to the strong nonlinear characteristics of COMPASS signal under highly dynamic circumstances, the high accuracy parameter estimation is hard to be achieved. Based on the analysis of the high-order nonlinear carrier model, an adaptive square-root cubature Kalman filter algorithm (SCKF) is proposed to estimate the phase and its three-order derivatives. In the SCKF algorithm, cubature rule based on numerical integration method is directly used to calculate the mean and covariance of the nonlinear random function. By shifting the window, the latest measurement information in the process of recursion and filtering is used to improve the cross-covariance of noises, so the higher accuracy of state estimation can be achieved. The simulation results indicate that the higher accuracy and faster convergence are obtained compared with EKF and SCKF.

Key words: High dynamic; COMPASS; SCKF; Adaptive estimation; Parameters estimation

0 引 言

作为四大导航系统之一的北斗二号导航系统 (COMPASS) 已初步完成区域性组网^[1], 并将积极地服务于中国的航空、航海、军事等领域^[2]。特别在载人航天、武器系统、太空探索等方面的应用都需要高动态接收机。因此, 高动态导航成为中国

COMPASS 系统建立的主要目的之一。

高动态条件下, 由于种种因素的影响, 载频偏差有可能达到几十千赫到几百千赫, 频率变化率亦有可能达到几十千赫/秒^[3], 从而造成接收伪码和本地伪码的相关输出信噪比损耗, 引起捕获性能降低, 跟踪误差增大, 影响定位精度, 甚至无法定位。

目前高动态接收机的载波跟踪算法大致可以分

为三类:第一类是直接参数估计算法。如 W. J. Hurd 等^[4]人提出基于最大似然估计的载波跟踪算法,估计精度高,但计算复杂。第二类是基于鉴别器的跟踪环路算法。如胡辉等^[5]人利用 FLL 辅助 PLL 进行分阶段载波跟踪策略,方法结构简单,计算量小,但存在高阶环路的稳定性问题,且由于鉴别器的非线性使得跟踪误差较大。第三类是基于滤波技术的参数估计算法,可以直接估计信号的相位、频率及其高阶导数,如卡尔曼滤波(KF)^[6]、扩展卡尔曼滤波(EKF)^[7]、无迹卡尔曼滤波(UKF)^[8]等。KF 是一种线性滤波器,虽能从状态的维度上体现载波相位的高阶变化率,但由线性化造成的损失严重,使得其对高阶变化率的跟踪精度必然得不到满足。EKF 在实现中对系统进行线性化,会产生较大近似误差。UKF 在滤波过程中需要矩阵分解和求逆,状态估计协方差矩阵难以保持正定性,且根据经验选择的参数对滤波性能有很大影响。

最近,文献[9-10]提出了一种新的状态估计方法——平方根容积卡尔曼滤波(Square-Root Cubature Kalman Filter, SCKF),为非线性估计问题提供了一种新的实现方式。SCKF 基于容积原则的数值积分方法直接计算非线性变换后的随机变量的均值和协方差,相比 EKF 和 UKF,具备更优的非线性逼近性能、数值精度及滤波稳定性,实现简单,且滤波精度较高,不需要进行参数选择。本文通过分析导航信号的高阶载波模型,针对载波观测方程的非线性特征,采用 SCKF 直接估计载波参数,并具体给出算法步骤。同时针对随机噪声不确定而造成滤波误差的问题,提出了自适应开窗估计方法,实时地估计噪声协方差阵,从而提高了该方法的实用性。

1 高阶载波模型

COMPASS B1 信号经过下变频和采样处理后得到的数字中频信号模型可以表示为

$$S_i(k) = A_i(k)D_i(k)C_i(k)\cos(\theta_i(k)) + n_i(k) \quad (1)$$

式中, $S_i(k)$ 为第*i*颗卫星在*k*时刻接收到的中频信号; $A_i(k)$ 表示卫星信号载波幅度; $D_i(k)$ 为导航电文数据; $C_i(k)$ 为C/A码扩频序列; $\theta_i(k)$ 为接收到信号在*k*时刻的载波相位; $n_i(t)$ 是方差为 σ_i^2 的零均值高斯白噪声。

在高动态环境下,具有明显的多普勒频率变化特征,载波跟踪需要对相位、频率、一阶、二阶频升同时进行估计。因此对接收到的载波相位按照泰勒级数展开为

$$\theta(k+1) = \theta(k) + T\omega_0(k) + \frac{T^2}{2}\omega_1(k) + \frac{T^3}{6}\omega_2(k) + n_0(k) \quad (2)$$

式中, T 为采样时间间隔; $\omega_0(k)$, $\omega_1(k)$, $\omega_2(k)$ 为*k*时刻载波相位的各阶导数,分别为频率、一阶频升和二阶频升; $n_0(k)$ 为泰勒展开式的余项。

取相位、频率、一阶频升、二阶频升为状态向量,记为: $\mathbf{x}(k) = [\theta(k) \ \omega_0(k) \ \omega_1(k) \ \omega_2(k)]^T$,则状态方程可表示为

$$\mathbf{x}(k+1) = \Phi(k)\mathbf{x}(k) + \mathbf{w}(k) \quad (3)$$

式中, $\mathbf{w}(k)$ 为状态转移噪声,其均值为零,协方差阵 $\mathbf{Q}(k)$ 为

$$\mathbf{Q}(k) = \frac{N_0 T_s}{2} \begin{bmatrix} T_s^6/252 & T_s^5/72 & T_s^4/30 & T_s^3/24 \\ T_s^5/72 & T_s^4/20 & T_s^3/8 & T_s^2/6 \\ T_s^4/30 & T_s^3/8 & T_s^2/3 & T_s/2 \\ T_s^3/24 & T_s^2/6 & T_s/2 & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中 N_0 表示关于相位的四阶导数的随机抖动; T_s 为采样时间间隔。

状态转移矩阵 $\Phi(k)$ 为

$$\Phi(k) = \begin{bmatrix} 1 & T_s & T_s^2/2 & T_s^3/6 \\ 0 & 1 & T_s & T_s^2/2 \\ 0 & 0 & 1 & T_s \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

观测方程可表示(输入信号经过下变频后的两路正交信号)为

$$\begin{aligned} I(k) &= A\cos(\theta(k)) + n_I(k) \\ Q(k) &= A\sin(\theta(k)) + n_Q(k) \end{aligned} \quad (6)$$

很显然,观测方程是非线性的,为了表述方便,将观测方程改写为

$$\mathbf{z}(k) = \mathbf{h}(\mathbf{x}(k)) + \mathbf{v}(k) \quad (7)$$

式中,

$$\begin{aligned} \mathbf{h}(\mathbf{x}(k)) &= [A\cos(\theta(k)) \ A\sin(\theta(k))]_{\theta(k)=l^T\mathbf{x}(k)}^T, \\ l &= [1 \ 0 \ 0 \ 0]^T, \mathbf{z}(k) = [I(k) \ Q(k)]^T, \mathbf{v}(k) = [n_I(k) \ n_Q(k)]^T \end{aligned}$$

为量测噪声,均值为零,协方差阵

$$\mathbf{R}(k) = \text{diag}(\sigma^2, \sigma^2)。$$

2 基于自适应 SCKF 的载波参数估计算法

2.1 SCKF 算法原理

由上节给出的观测方程可见,该模型为非线性的,因此通常可以采用 EKF 和 UKF 进行滤波。但在迭代过程中,由于计算机字长有限产生的舍入误差可能导致误差协方差阵失去对称性和正定性,从而影响滤波器的稳定性。SCKF 通过引入乔列斯基分解来避免直接对矩阵开方,提高滤波的稳定性。

实现 SCKF 算法,首先要计算基本的容积点和对应的权值。本系统的状态维数为 4,因此,使用三阶容积原则获得的基本容积点和对应权值为

$$\xi_j = \begin{cases} 2 \cdot \mathbf{e}_j, & j = 1, 2, 3, 4 \\ -2 \cdot \mathbf{e}_{j-n}, & j = 5, 6, 7, 8 \end{cases}, \omega_j = 1/8$$

式中, $\mathbf{e}_j \in \mathbf{R}^n$ 表示第 j 个元素为 1,其他元素为 0 的基本单位向量。

若 $k-1$ 时刻的状态向量 $\mathbf{x}(k-1)$ 后验概率为 $p(\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{z}_{1:k-1}) \sim N(\mathbf{x}_{k-1}; \hat{\mathbf{x}}_{k-1}, \mathbf{P}_{k-1})$,且获得协方差 \mathbf{P}_{k-1} 的乔列斯基分解因子 \mathbf{S}_{k-1} ,即: $\mathbf{P}_{k-1} = \mathbf{S}_{k-1} \mathbf{S}_{k-1}^T$ 。平方根容积卡尔曼滤波算法步骤如下:

(1) 时间更新

Step 1. 计算容积点

$$\mathbf{X}_{j, k-1|k-1} = \mathbf{S}_{k-1} \xi_j + \hat{\mathbf{x}}_{k-1} \quad (8)$$

Step 2. 通过状态方程求解传播的容积点

$$\mathbf{X}_{j, kl|k-1}^* = \Phi(k) \cdot \mathbf{X}_{j, k-1|k-1} \quad (9)$$

Step 3. 计算状态预测

$$\hat{\mathbf{x}}_{kl|k-1} = \sum_{j=1}^8 \omega_j \mathbf{X}_{j, kl|k-1}^* \quad (10)$$

Step 4. 方差预测矩阵的平方根

$$\mathbf{S}_{kl|k-1} = \text{Tria}([\mathbf{X}_{kl|k-1}^* \quad \mathbf{S}_Q]) \quad (11)$$

式中, $\text{Tria}()$ 表示对 $M \times N$ 阶 ($M < N$) 矩阵进行三角化,获得 $M \times M$ 阶反阵, \mathbf{S}_Q 是过程噪声协方差阵 \mathbf{Q}_k 的平方根,矩阵 $\mathbf{X}_{kl|k-1}^*$ 为:

$$\mathbf{X}_{kl|k-1}^* = \frac{1}{\sqrt{8}} [\mathbf{X}_{1, kl|k-1}^* - \hat{\mathbf{x}}_{kl|k-1}, \mathbf{X}_{2, kl|k-1}^* - \hat{\mathbf{x}}_{kl|k-1}, \dots, \mathbf{X}_{8, kl|k-1}^* - \hat{\mathbf{x}}_{kl|k-1}]$$

(2) 量测更新

Step 1. 计算容积点

$$\mathbf{X}_{j, kl|k-1} = \mathbf{S}_{kl|k-1} \xi_j + \hat{\mathbf{x}}_{kl|k-1} \quad (12)$$

Step 2. 通过量测方程求解传播的容积点

$$\mathbf{Z}_{j, kl|k-1} = h(\mathbf{X}_{j, kl|k-1}) \quad (13)$$

Step 3. 计算量测预测

$$\hat{\mathbf{z}}_{kl|k-1} = \sum_{j=1}^8 \omega_j \mathbf{Z}_{j, kl|k-1} \quad (14)$$

Step 4. 新息方差矩阵的平方根

$$\mathbf{S}_{zz, kl|k-1} = \text{Tria}([\zeta_{kl|k-1} \quad \mathbf{S}_R]) \quad (15)$$

式中, \mathbf{S}_R 是量测噪声协方差阵 \mathbf{R}_k 的平方根,矩阵 $\zeta_{kl|k-1}$ 为:

$$\zeta_{kl|k-1} = \frac{1}{\sqrt{8}} [\mathbf{Z}_{1, kl|k-1} - \hat{\mathbf{z}}_{kl|k-1}, \mathbf{Z}_{2, kl|k-1} - \hat{\mathbf{z}}_{kl|k-1}, \dots, \mathbf{Z}_{8, kl|k-1} - \hat{\mathbf{z}}_{kl|k-1}]$$

Step 5. 计算互协方差矩阵

$$\mathbf{P}_{xz, kl|k-1} = \mathbf{X}_{kl|k-1} \zeta_{kl|k-1}^T \quad (16)$$

式中,

$$\mathbf{X}_{kl|k-1} = \frac{1}{\sqrt{8}} [\mathbf{X}_{1, kl|k-1} - \hat{\mathbf{x}}_{kl|k-1}, \mathbf{X}_{2, kl|k-1} - \hat{\mathbf{x}}_{kl|k-1}, \dots, \mathbf{X}_{8, kl|k-1} - \hat{\mathbf{x}}_{kl|k-1}]$$

Step 6. 计算增益矩阵

$$\mathbf{W}_k = \mathbf{P}_{xz, kl|k-1} \cdot (\mathbf{S}_{zz, kl|k-1} \mathbf{S}_{zz, kl|k-1}^T)^{-1} \quad (17)$$

Step 7. 更新状态估计量

$$\hat{\mathbf{x}}_{klk} = \hat{\mathbf{x}}_{kl|k-1} + \mathbf{W}_k \cdot (\mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_{kl|k-1}) \quad (18)$$

Step 8. 计算方差阵的平方根

$$\mathbf{S}_{klk} = \text{Tria}([\mathbf{X}_{klk} - \mathbf{W}_k \zeta_{kl|k-1} \quad \mathbf{W}_k \mathbf{S}_R]) \quad (19)$$

2.2 协方差矩阵的自适应估计

为了能得到好的滤波效果,往往需要知道准确的状态运动信息及噪声特性。但在实际过程中,受各种因素影响,动力学模型和随机模型不可能准确无误,若滤波器在动态数据处理过程中过分依赖有误差的模型,则容易导致滤波结果的误差累积,而出现系统偏差,甚至滤波发散。这种情况下,需要对函数模型或随机模型进行补偿来阻止滤波发散。在本文的载波参数估计中,载波相位各阶导数的状态关系是确定的,但过程噪声和量测噪声并不确定,即 $\mathbf{S}_Q, \mathbf{S}_R$ 是未知的。因此,必须考虑算法过程中对观测噪声和过程噪声的协方差矩阵进行自适应估计。

(1) \mathbf{S}_R 的自适应开窗估计

定义新息向量为

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{z}_k - h(\hat{\mathbf{x}}_{kl|k-1}) \approx \mathbf{z}_k - \mathbf{H}_k \cdot \hat{\mathbf{x}}_{kl|k-1} \quad (20)$$

式中, \mathbf{H}_k 为量测函数 $h(\mathbf{x})$ 在 $\mathbf{x} = \hat{\mathbf{x}}_{kl|k-1}$ 处的一阶导数。由式(20),容易推得 \mathbf{y}_k 的协方差矩阵

$$\mathbf{C}_{y_k} = \mathbf{R}_k + \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{kl|k-1} \mathbf{H}_k^T \quad (21)$$

式中, $\mathbf{R}_k = \mathbf{S}_R \cdot \mathbf{S}_R^T, \mathbf{P}_{klk-1} = \mathbf{S}_{klk-1} \cdot \mathbf{S}_{klk-1}^T$ 。而 \mathbf{C}_{y_k} 可以采用移动开窗估计法, 通过指定窗口宽度内的样本平均值来确定。取移动窗口长度为 $N (K > N)$, 则

$$\mathbf{C}_{y_k} = \frac{1}{N} \sum_{j=0}^N \mathbf{y}_{k-j} \mathbf{y}_{k-j}^T \quad (22)$$

由式(21)、(22)可得

$$\mathbf{S}_R = \text{chol}(\mathbf{C}_{y_k} - \mathbf{H}_k \mathbf{S}_{klk-1} \mathbf{S}_{klk-1}^T \mathbf{H}_k^T) \quad (23)$$

(2) \mathbf{S}_Q 的自适应开窗估计

令状态预测向量 $\hat{\mathbf{x}}_{klk-1}$ 的修正向量 \mathbf{V}_x 为

$$\mathbf{V}_x = \hat{\mathbf{x}}_{klk} - \hat{\mathbf{x}}_{klk-1} \quad (24)$$

容易推得

$$\mathbf{Q}_k = \mathbf{C}_{V_x} + \mathbf{P}_k - \Phi_k \mathbf{P}_{k-1} \Phi_k^T \quad (25)$$

式中, \mathbf{C}_{V_x} 可由式(18)得

$$\mathbf{C}_{V_x} = \mathbf{W}_k \mathbf{C}_{y_k} \mathbf{W}_k^T \quad (26)$$

由式(11~19)可知, 要求 k 时刻的 \mathbf{P}_k , 必须已知 \mathbf{Q}_k 。通过分析式(25)可知, 当系统处于稳态情况下, \mathbf{Q}_k 可以直接由 \mathbf{C}_{V_x} 来代替, 即

$$\mathbf{Q}_k = \mathbf{W}_k \mathbf{C}_{y_k} \mathbf{W}_k^T \quad (27)$$

在系统开始一段时间内, 通过式(11)~式(19)和式(25)进行迭代, 当该时刻前后两次计算的 \mathbf{Q}_k 变化小于设置的门限值或迭代次数大于限定值时退出。因此, 第 i 次估计的过程噪声及其平方根矩阵分别为

$$\mathbf{Q}_k^i = \mathbf{C}_{V_x}^i + \mathbf{P}_k^i - \Phi_k^i \mathbf{P}_{k-1}^i (\Phi_k^i)^T \quad (28)$$

$$\mathbf{S}_Q^i = \text{chol}(\mathbf{Q}_k^i) \quad (29)$$

3 仿真分析

本文采用 JPL 实验室定义的高动态模拟环境产生仿真数据对算法进行验证, 并与 EKF、SCKF 算法的性能进行比较, 仿真参数描述如下^[13]:

设载体加速度初值设定为 $-25g$, 速度初值设定为 -100m/s , 加加速度设定如表 1 所示。

表 1 加加速度变化规律

Table 1 Variation of acceleration

名称	时间/s			
	[0, 0.5)	[0.5, 2.5)	[2.5, 3.0)	[3.0, 5.0)
加加速度 / (g/s)	100	0	-100	0

根据上述参数产生仿真数据, 中频频率选为 2.42MHz, 采样率为 10MHz。图 1 为该算法对载波相位各阶变化率参数的估计结果。从中可见, 在加

加速度为 $100g/s$ 的高动态条件下自适应 SCKF 算法能够很好地跟踪载波相位的各阶变化率。

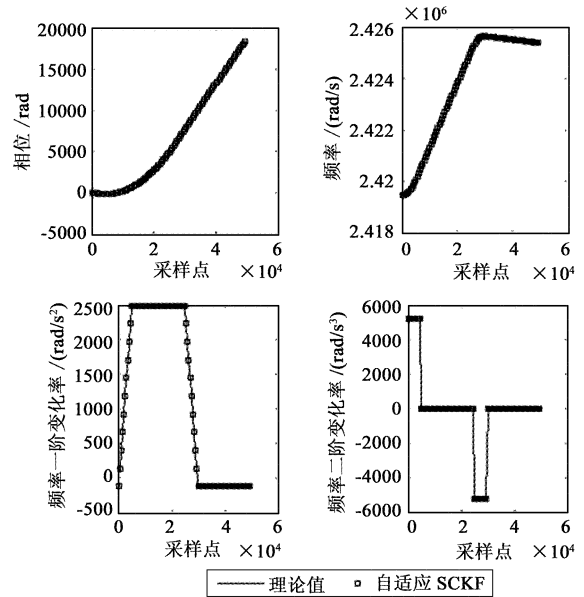


图 1 载波参数估计结果

Fig. 1 The estimated results of carrier parameters

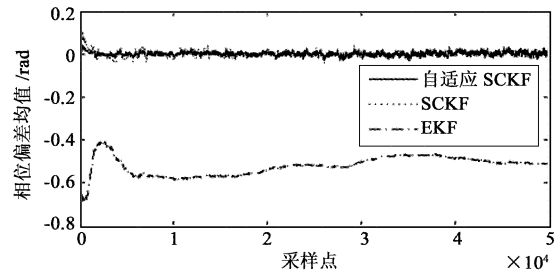


图 2 载波相位估计偏差对比曲线

Fig. 2 Carrier phase estimated errors comparison

为了体现自适应 SCKF 的估计性能, 本文通过仿真实验与 EKF、SCKF 算法进行对比。仿真的 Monte-Carlo 实验次数为 100, 自适应 SCKF 的移动窗长度选为 100, 三种算法中的其它相关参数均一样。图 2~图 5 为 EKF、SCKF、自适应 SCKF 算法对载波相位及其一、二、三阶导数的估计偏差的统计结果。EKF 只能逼近非线性系统的一阶精度, 无法很好的逼近高阶量, 因此存在着比较明显的超调震荡, 在初始阶段存在较大加加速度情况下, 还没有很好的跟踪信号变化, 估计偏差较大。由图 2 可知, 即使在滤波稳定后, EKF 对相位的估计也存在较大的误差。SCKF 估计参数通过数值积分原则直接计算非线性随机函数的均值和方差, 可以逼近三阶的精度, 因此其估计精度高

于 EKF。本文提出的自适应 SCKF 是基于 SCKF,利用移动开窗法对噪声进行自适应估计,由图 2 ~ 图 5 可以看出,具有更小的超调量。

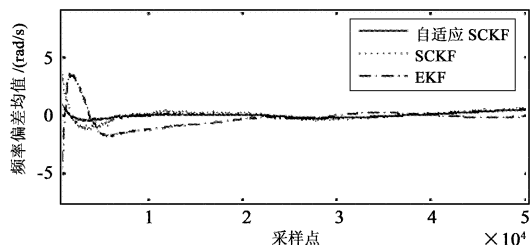


图 3 频率估计偏差对比曲线

Fig. 3 Carrier frequency estimated errors comparison

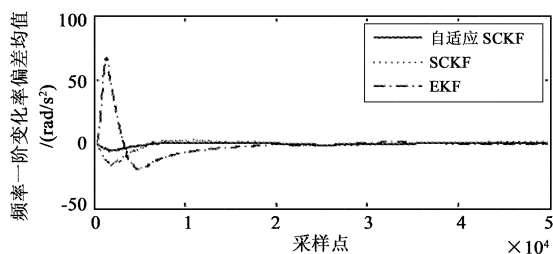


图 4 一阶频升估计偏差对比曲线

Fig. 4 First-order derivation of carrier frequency estimated errors comparison

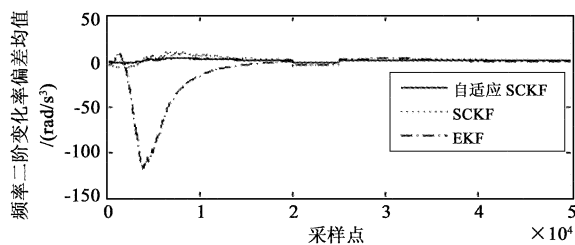


图 5 二阶频升估计偏差对比曲线

Fig. 5 Second-order derivation of carrier frequency estimated errors comparison

表 2 为三种算法对载波相位的各阶变化率估计值偏差在整个时间轴上的统计均值。由表 2 可见,自适应 SCKF 估计精度优于 EKF 和 SCKF。

表 2 三种算法对载波参数估计精度比较

Table 2 Comparison of estimated accuracy for three algorithms

对比项目	相位偏差 /rad	频率偏差 /(rad/s)	一阶频升 /(rad/s ²)	二阶频升 /(rad/s ³)
EKF	-0.521	-0.410	-0.348	-10.12
SCKF	0.0017	0.285	-0.333	1.222
自适应 SCKF	0.0015	0.204	-0.235	1.114

4 结 论

为了适应在高动态条件下高精度地估计载波参数,本文提出了一种自适应 SCKF 算法,使用容积数值积分原则直接计算非线性随机函数的均值和方差,并且利用移动窗口法通过最新量测信息自适应地改进过程噪声和量测噪声的协方差阵,对载波相位、频率、一阶频升和二阶频升等参数进行估计。通过仿真实验对比,相比 EKF 和 SCKF,具有更高的估计精度和更快的收敛速度。

参 考 文 献

[1] 杨元喜. 北斗卫星导航系统的进展、贡献与挑战[J]. 测绘学报, 2010, 39 (1): 1 - 6. [Yang Yuan-xi. Progress, contribution and challenges of Compass/Beidou satellite navigation system[J]. Acta Geodatic et Cartographica Sinica, 2010, 39(1): 1 - 6.]

[2] 谭述森. 北斗卫星导航系统的发展与思考[J]. 宇航学报, 2008, 29 (2): 391 - 396. [Tan Shu-sen. Development and thought of Compass navigation satellite system[J]. Journal of Astronautics, 2008, 29(2): 391 - 396.]

[3] 程乃平, 任宇飞, 吕金飞. 高动态扩频信号的载波跟踪技术研究[J]. 电子学报, 2003, 31(12A): 2147 - 2150. [Cheng Nai-ping, Ren Yu-fei, Lv Jin-fei. Study of carrier tracking for high-dynamic spread spectrum signals [J]. Acta Electronica Sinica, 2003, 31 (12A): 2147 - 2150.]

[4] Hurd W J, Statman J I, Vilmroer V A. High dynamic GPS receiver using maximum likelihood estimation and frequency tracking[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1987, 23(4): 425 - 436.

[5] 胡辉, 孙函子, 纪兆云. 高动态 GPS 载波跟踪算法和环路控制策略研究[J]. 宇航学报, 2011, 32(8): 1805 - 1812. [Hu Hui, Sun Han-zi, Ji Zhao-yun. Study on algorithm and control strategies of GPS carrier tracking loop under high dynamic condition[J]. Journal of Astronautics, 2011, 32(8): 1805 - 1812.]

[6] Li W B, Liu S J, Zhou C H, et al. High dynamic carrier tracking using Kalman filter aided phase-lock loop [C]. International Conference on Wireless Communications, Networking and Mobile Computing, Shanghai, 2007: 673 - 676.

[7] Hinedi S. An extended Kalman filter based automatic frequency control loop[R]. TDA Progress Report, July, 1988.

[8] 韩帅, 王文静, 陈曦, 等. 基于 UKF 准开环结构的高动态载波跟踪环路[J]. 航空学报, 2010, 31 (12): 2393 - 2399. [Han Shuai, Wang Wen-jing, Chen Xi, et al. Quasi-open-loop

- structure for high dynamic carrier tracking based on UKF [J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2010, 31 (12): 2393 - 2399.]
- [9] Arasaratnam I, Haykin S. Cubature Kalman filters [J]. *IEEE Trans. on Automatic Control*, 2009, 54(6): 1254 - 1269.
- [10] Arasaratnam I, Haykin S, Hurd T R. Cubature Kalman filtering for continuous-discrete systems: theory and simulations [J]. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 2010, 58 (10): 4977 - 4993.
- [11] 杨元喜. 自适应动态导航定位 [M]. 北京: 测绘出版社, 2006: 136 - 138.
- [12] 李思超, 李金海, 孙金海, 等. 高动态条件下改进的 EKF 载波跟踪环路 [J]. *哈尔滨工程大学学报*, 2011 (32): 1509 - 1513. [Li Si-chao, Li Jin-hai, Sun Jin-hai, et al. A modified carrier tracking loop using an extended Kalman filter in high dynamic conditions [J]. *Journal of Harbin Engineering University*, 2011 (32): 1509 - 1513.]
- [13] Kumar R. Efficient detection and signal parameter estimation with application to high dynamic GPS receiver [R]. New York: NASA, Dec. 1988.

作者简介:

范志良(1983 -),男,博士研究生,主要从事卫星信号仿真、卫星信号监测与评估相关方向研究。

通信地址:陕西省西安市灞桥区第二炮兵工程大学 303 教研室(710025)

电话:(029)84744111

E-mail:fanzhiliang2006@126.com

(编辑:张宇平)