

## 改进的平方根容积卡尔曼滤波及其在 POS 中的应用

赵 兵<sup>1,2</sup>, 曹剑中<sup>1</sup>, 杨洪涛<sup>1,2</sup>, 周祚峰<sup>1</sup>, 史 魁<sup>1</sup>, 徐伟高<sup>1,2</sup>

- (1. 中国科学院西安光学精密机械研究所, 陕西 西安 710119;
2. 中国科学院大学, 北京 100049)

**摘 要:** 为解决扩展卡尔曼滤波在处理复杂非线性状态估计时, 存在收敛速度慢、估计精度低及数值稳定性差等问题, 引入一种改进的平方根容积卡尔曼滤波算法(A-SRCKF)。该算法在容积卡尔曼滤波基础上引入矩阵 QR 分解、Cholesky 分解因数更新等技术, 避免了矩阵分解、求逆及求导等复杂运算, 极大降低了计算复杂度; 并针对系统时变及统计特性未知情况下量测噪声协方差阵难以获取问题, 通过引入自适应噪声估计器并结合小波卡尔曼滤波思想, 构造出加权量测噪声协方差阵, 提高了数值精度及稳定性。将 A-SRCKF 应用于机载定姿定位系统中, 仿真结果表明: 该算法有效地提升了估计精度, 并且运行速度较快。

**关键词:** 平方根容积卡尔曼滤波; 非线性滤波; 容积规则; 数据融合; POS

**中图分类号:** V249.3    **文献标志码:** A    **文章编号:** 1007-2276(2015)09-2819-06

## Approved square root Cubature Kalman Filtering and its application to POS

Zhao Bing<sup>1,2</sup>, Cao Jianzhong<sup>1</sup>, Yang Hongtao<sup>1,2</sup>, Zhou Zuofeng<sup>1</sup>, Shi Kui<sup>1</sup>, Xu Weigao<sup>1,2</sup>

- (1. Xi'an Institute of Optics and Precision Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Xi'an 710119, China;
2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

**Abstract:** To solve the problems that extended Kalman filter is difficult to obtain the optimal state estimation of complex nonlinear system with fast convergence speed and high estimate accuracy, an improved square root Cubature Kalman Filtering algorithm was proposed by introducing the matrix QR decomposition and Cholesky factorization updating technology to traditional Cubature Kalman Filter, via it can validly avoid the complicated calculating of matrix decomposition and inverse. Moreover, aiming at the uncertainty of system's variable and statistical properties, a weighted adaptive noise covariance matrix estimator was constructed, through integrating the adaptive noise estimator under wavelet Kalman Filtering ideology. A-SRCKF was applied to airborne positioning and orientation system, the simulation results demonstrate that the proposed method can effectively improve the accuracy of POS outputs as well as enhance the efficiency.

**Key words:** square root CKF; nonlinear filter; cubature rule; data fusion; POS

收稿日期: 2015-01-10; 修订日期: 2015-02-20

基金项目: 国家自然科学基金(61201376); 陕西省自然科学基金(2012JQ8003); 中国科学院“西部之光”

作者简介: 赵兵(1989-), 男, 博士生, 主要从事航空遥感与目标定位等方面的研究。Email: zhaobing@opt.ac.cn

导师简介: 曹剑中(1969-), 男, 研究员, 博士生导师, 主要从事航空相机成像系统方面的研究。Email: cjz@opt.ac.cn

## 0 引言

针对系统的非线性估计问题,一些学者提出采用扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filter, EKF)<sup>[1]</sup>,即通过泰勒展开式将系统的状态转移方程及量测方程在状态量先验估计均值处作线性化,再应用经典卡尔曼滤波(Kalman Filter, KF)做状态估计。由于 EKF 无法精确地估计出高斯随机向量在非线传递之后的均值与方差,因而滤波精度不高。此外, EKF 需要求解雅克比矩阵,也限制了其应用。

为解决以上问题,参考文献[2]提出无迹卡尔曼滤波(Unscented Kalman Filter, UKF),通过一组确定的加权采样点来逼近随机变量的分布函数,并对这组采样点作非线性变换,捕获随机变量经非线性变换后的统计特性。容积卡尔曼滤波(Cubature Kalman Filter, CKF)和 UKF 相似,都需要对误差协方差矩阵进行分解、求逆,因此必须确保该矩阵正定性,但在实际应用中通常难以实现。粒子滤波(Particle Filter, PF)<sup>[3]</sup>依据 Monte Carlo 仿真思想,随机产生大量粒子近似后验概率密度。但由于 PF 工程实现时需产生大量粒子,计算量大而难以满足实时性要求且有粒子退化等问题。

机载高精度定姿定位系统(Positioning and Orientation System, POS)由于自身的加速度计和陀螺仪等高精度敏感器件,及外部各种不确定因素影响,系统具有很强的非线性、时变性及模型不确定性,采用上述的非线性滤波算法很难获取理想的滤波速度及精度。

针对机载 POS 自身特点,文中通过在 CKF 基础上引入矩阵 QR 分解、Cholesky 分解因数更新等技术,以 Cholesky 分解因数形式直接传播和更新系统的状态协方差阵平方根;并重点针对量测噪声协方差阵的获取问题,通过引入自适应噪声估计器并结合小波卡尔曼滤波思想构造加权量测噪声协方差阵,进而提出改进的平方根容积卡尔曼滤波算法(Approved Square Root Cubature Kalman Filter, A-SRCKF)。最后,以机载 POS 为算例,对改进算法进行了实验分析和验证。

## 1 POS 工作模式

### 1.1 系统组成

机载 POS 是一种随着组合导航技术发展而兴起,并被广泛应用于动载体中的导航设备,也是机载对地

观测中载荷运动补偿、无地面控制点测图及实现高分辨率航空遥感的共性关键技术,是航空对地观测系统的重要组成部分。POS 硬件组成<sup>[4]</sup>主要包括 INS、DGPS、POS 计算机系统(POS Computer System, PCS)和一套用于事后数据融合处理的软件,如图 1 所示。

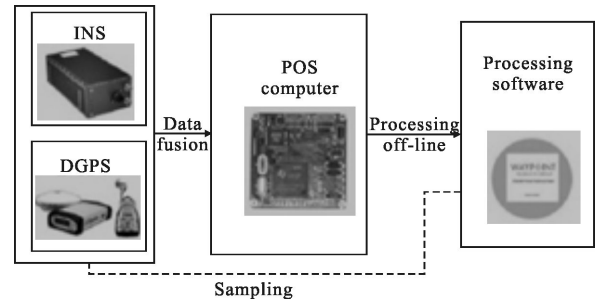


图 1 POS 组成框架[4]

Fig.1 POS composition frame

### 1.2 系统工作原理

目前, POS 主要用于航空摄影测量直接地理定位系统中,能够迅速、精确地获取航空探测器在摄影曝光瞬间的六个外方位元素。包括陀螺仪和加速度计在内的惯导组件作为主系统,可提供位置、速度及姿态等九维导航信息;GPS 接收机用于提取 GPS 导航信息,实时获取载体的位置与速度信息;数据融合模块通过建立系统误差方程,自适应卡尔曼滤波迭代估计并修正主系统误差,而提高系统自身的定姿定位精度。POS 工作原理如图 2 所示。

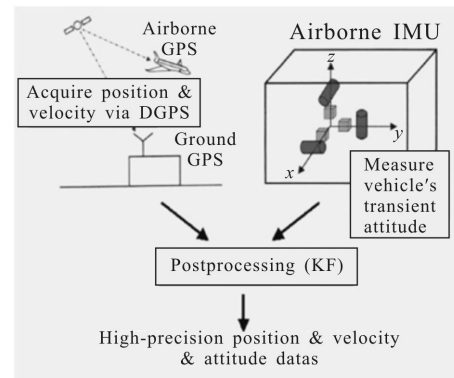


图 2 POS 工作原理

Fig.2 POS working principle

POS 作为航空摄影中载体导航的主要传感器,是获得每张航摄像片的“眼睛”,具有不可替代的作用。因此,探索如何有效地将 INS 信息和 DGPS 信息进行信息融合及滤波估计,具有重大的研究意义和应用价值。文中即是在此应用背景下展开。

## 2 改进的平方根容积卡尔曼滤波

### 2.1 容积规则

由贝叶斯滤波原理可知,基于高斯假设的贝叶斯滤波算法的核心,在于求解形如公式(1)的函数积分问题。

$$E[f(x)] = \int f(x) \cdot \exp(-x^T x) dx \quad (1)$$

令  $x=ry, r \in [0, \infty)$ 。  $r$  为积分球半径,  $y$  为方向向量且满足  $y^T y=1$ 。

将公式(1)转化为球面-径向二重积分,即为:

$$E[f(x)] = \int_0^\infty \int_{U_n} f(ry) \cdot r^{n-1} \cdot \exp(-r^2) d\sigma(y) dr \quad (2)$$

式中:  $U_n$  为单位球面,  $U_n = \{y \in R^n | y^T y=1\}$ ;  $\sigma(\cdot)$  为积分微元。

假定公式(2)中各积分点间相互独立,采用 Gauss-Hermite 和 Spherical 准则将其转化为球面积分和径向积分,得:

$$E[f(x)] \approx \sum_{j=1}^{m_r} \sum_{i=1}^{m_s} a_{ij} \cdot f(r_i y_j) = \sum_{i=1}^m w_i \cdot f(\xi_i) \quad (3)$$

通常,取  $m_r=1, m_s=2n$  ( $n$  为系统状态维数),即可满足精度要求。式中  $\omega_i$  表示积分权值;  $\xi_i$  表示高斯积分点,  $m$  为积分数。 $\omega_i, \xi_i$  及  $m$  的详细求解过程在 2.2 节中给出。

### 2.2 传统的平方根容积卡尔曼滤波算法

实际工程应用中,设计滤波器时既要注意舍入误差所引起的滤波发散,也要注意滤波效率<sup>[5]</sup>。

考虑如下非线性离散动态系统,状态方程及量测方程描述如下:

$$\begin{cases} x_k = f(x_{k-1}) + w_{k-1} \\ z_k = g(x_k) + v_k \end{cases} \quad (4)$$

式中:  $x_k$  为系统状态向量;  $z_k$  为量测值;  $w_{k-1}$  为白噪声序列;  $v_k$  为量测白噪声序列。假定  $w_{k-1}$  和  $v_k$  独立且满足  $w_{k-1} \sim N(0, Q_{k-1}), v_k \sim N(0, R_k)$ 。

若  $k-1$  时刻后验概率满足  $p(x(k-1) | z(1:k-1)) \sim N(x_{k-1}; \hat{x}_{k-1}, \hat{P}_{k-1})$ , 并假设  $S_{k-1}$  为协方差  $\hat{P}_{k-1}$  的平方根,由 Cholesky 分解可得下式:

$$\hat{P}_{k-1} = S_{k-1} \cdot \hat{S}_{k-1} \quad (5)$$

完整的经典 SRCKF 算法一般包括以下几个步骤。

(1) 计算基本的容积点及其对应权值。文中使用三阶容积原则,得出容积点和相应权值分别为:

$$\begin{cases} x_j = \sqrt{m/2} u_j, u_j^T u_j = 1 \\ w_j = \frac{1}{m} = 1/2n_x \end{cases} \quad (6)$$

式中:  $j=1, 2, \dots, m, m$  为容积点数,  $m=2n_x; n_x$  为状态维数;  $u_j$  指点集[1]中第  $j$  个点。由此可见,由该容积规则所得出的积分点数仅为状态维数的 2 倍,与数值积分规则需要  $m^{2n_x}$  积分点相比,大幅减少了程序计算量<sup>[6]</sup>。

(2) 时间更新,采用 2.1 节容积规则计算容积点:

$$x_{j,k-1} = S_{k-1} \cdot \xi_j + \hat{x}_{k-1} \quad (7)$$

$$x_{j,k}^* = f(x_{j,k-1}) \quad (8)$$

计算状态预测和方差预测 Cholesky 分解因子:

$$\begin{cases} \bar{x}_k = \sum_{i=1}^m w_i \cdot X'_{i,k} \\ \bar{S}_k = \text{Tri}a([\bar{\chi}_k, S_{Q,k-1}^*]) \end{cases} \quad (9)$$

式中:  $\text{Tri}a(\cdot)$  表示的是对矩阵作三角化处理;  $\bar{S}_k$  是对  $[\bar{\chi}_k, S_{Q,k-1}^*]$  进行 QR 分解。矩阵  $\bar{\chi}_k$  定义为:

$$\bar{\chi}_k = \frac{1}{\sqrt{m}} [X_{1,k}^* - \bar{x}_k, X_{2,k}^* - \bar{x}_k, \dots, X_{m,k}^* - \bar{x}_k] \quad (10)$$

(3) 同理,进行量测更新,并计算新息方差 Cholesky 分解因子及其协方差阵  $P_{xz,k|k-1}$ 。

$$P_{xz,k|k-1} = \chi_k \cdot \gamma_k^T \quad (11)$$

式中: 矩阵  $\gamma_k, \chi_k$  分别定义如下:

$$\begin{cases} \gamma_k = \frac{1}{\sqrt{m}} [Z_{1,k} - z_k, Z_{2,k} - z_k, \dots, Z_{m,k} - z_k] \\ \chi_k = \frac{1}{\sqrt{m}} [X_{1,k} - \bar{x}_k, X_{2,k} - \bar{x}_k, \dots, X_{m,k} - \bar{x}_k] \end{cases} \quad (12)$$

计算滤波增益矩阵(滤波增益方程):

$$K_k = (P_{xz,k} / S_{zx,k}^T) / S_{zx,k} \quad (13)$$

式中: 符号“/”为矩阵右除的运算符。

最后,得出系统在  $k$  时刻的状态及协方差平方根估计(Cholesky 分解因子)分别为:

$$\begin{cases} \hat{x}_k = \bar{x}_k + W_k \cdot (z_k - \bar{z}_k) \\ S_k = \text{Tri}a([\bar{\chi}_k - [W_k \cdot \gamma_k, W_k \cdot S_{R,k}]) \end{cases} \quad (14)$$

从以上滤波过程可知: SRCKF 并不是对协方差矩阵本身运算而是以协方差矩阵平方根的形式递推更新。此外,SRCKF 确保了协方差矩阵非负定性,可避免滤波器发散,提高数值稳定性<sup>[7]</sup>。

### 2.3 改进的平方根容积卡尔曼滤波算法

系统数学模型建立的准确与否是影响 Kalman

滤波精度以及滤波效率的最主要因素之一。通常,量测噪声序列  $\{V(k)\}$  的不准确会使噪声方差矩阵  $R_k$  计算错误,导致给出的均方误差矩阵  $P_k$  偏离真实情况而不能正确地反映状态估计精度。

因此,文中重点针对量测噪声在系统时变及统计特性未知情况下,如何快速、准确地获得量测噪声方差矩阵  $R_k$ ,对 SRCKF 算法进行改进。

利用 sage-husa 算法构建时变噪声统计估计器  $\{\hat{Q}_k, \hat{q}_k, \hat{R}_k, \hat{r}_k\}$ ,如下所示:

$$\begin{cases} \hat{Q}_k=(1-d_k) \cdot \hat{Q}_{k-1}+d_k \cdot K_k \cdot\left(z_k \cdot z_k^T-\hat{K}_k+P_k-A_{k|k-1} \cdot P_k \cdot A_{k|k-1}^T\right) \\ \hat{q}_k=(1-d_k) \cdot \hat{q}_{k-1}+d_k \cdot\left(X_k-A_{k|k-1} \cdot \hat{X}_{k-1}\right) \\ \hat{R}_k=(1-d_k) \cdot \hat{R}_{k-1}+d_k \cdot\left(z_k-z_k^T-B_k-P_{k|k-1} \cdot B_k^T\right) \\ \hat{r}_k=(1-d_k) \cdot \hat{r}_{k-1}+d_k \cdot\left(Z_k-B_k \cdot \hat{X}_{k|k-1}\right) \end{cases} \quad (15)$$

其中:  $K_k=P_{k|k-1} B_k^T\left(B_k P_{k|k-1} B_k^T+R_k\right)$  (16)

$$d_k=\frac{(1-b)}{(1-b^{k+1})}, 0 < b < 1 \quad (17)$$

式中:  $b$  为遗忘因子。

利用遗忘因子  $b$  限制滤波器记忆长度,加重重新近观测数据对现时估计的作用。显然,遗忘因子  $b$  通过  $d_k$  影响量测噪声方差阵,进而影响滤波的精度以及收敛速度,文中  $b$  取 0.95。此外,为避免  $K_k$  直接求逆对滤波实时性造成影响,这里采用 Cholesky 分解系数法对  $K_k$  进行求取。

针对系统观测噪声序列  $\{V(k)\}$  统计特性未知问题,考虑到小波变换域估计可将信号和噪声进行实时分离,文中提出应用小波变换域来估计观测噪声方差矩阵  $R_k$ 。该方法可实时跟踪量测噪声变化,并给出  $R_k$  估计值。图 3 为小波变换域估计量测噪声方差。

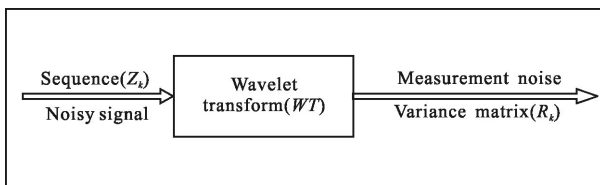


图 3 小波变换域估计量测噪声方差

Fig.3 Wavelet estimating measurement noise variance

该方法通过选择长度为  $L$  的一段信号(相当于一个观测区间),在该观测区间上加上长度为  $L$  的滑窗,在窗内对  $\{V(k)\}$  进行小波变换,估计出量测噪声方差矩阵  $R_k$ 。

$$R_k=[\sigma(k)]^2=[1.4826 \cdot \text{Med}(|W_{m_w}(s, t_h)|)]^2 \quad (18)$$

$$W_{m_w}(s, t_h)=m_w(k) * \varphi_{s, t_h}(k)=W_m(s, t_h)+W_m(s, t_h) \quad (19)$$

式中:  $W_m(s, t_h)$ 、 $W_w(s, t_h)$  分别为小波变换系数的近似部分和细节部分。详细求解参考文献[8]。

将以上两种改进方法所计算的量测噪声方差阵  $\bar{R}_k$  及  $R_k$ ,依照一定的权值分配规则,得出更为准确的量测噪声误差协方差阵  $\bar{R}_k$ :

$$\bar{R}_k=\alpha \cdot R_k+(1-\alpha) \cdot \bar{R}_k \quad (20)$$

式中:  $\alpha$  取 0.5 左右。根据不同的权值分配构造加权自适应量测噪声协方差阵。通过引入  $\alpha$  可提高量测噪声协方差阵的获取精度。对于不同的实际应用系统,  $\alpha$  取值不同。文中仿真中,取  $\alpha$  为 0.65。

将公式(20)所得的  $\bar{R}_k$  代入 SRCKF,即得到 A-SRCKF。该算法中,量测噪声方差阵  $\bar{R}_k$  可快速地跟踪理论值。此外由于  $\bar{R}_k$  是根据实时观测信号值估计得出,使得观测噪声协方差与实际系统观测噪声协方差基本一致,该算法具有较好的鲁棒性及更高的滤波精度。

### 3 A-SRCKF 在 POS 系统中的应用

#### 3.1 POS 系统模型

机载 POS 实质上是 SINS 和 DGPS 构成的组合导航系统。将 SINS 和 GPS 两子系统分别输出的速度与位置之间的差值作为量测变量,并以 POS 系统的其他误差量作为状态变量。对 POS 建模如下:

$$\begin{cases} X(t)=F(t) \cdot X(t)+G(t) \cdot W(t) \\ Z(t)=\begin{bmatrix} Z_p(t) \\ \vdots \\ Z_i(t) \end{bmatrix}=H(t) \cdot X(t)+V(t) \end{cases} \quad (21)$$

式中:  $X(t)$  表示状态变量;  $Z(t)$  表示量测变量。

$$Z_p(t)=\begin{bmatrix} L_I-L_G \\ \lambda_I-\lambda_G \\ H_I-h_G \end{bmatrix}, Z_i(t)=\begin{bmatrix} V_{IN}-V_{GN} \\ V_{IE}-V_{GE} \\ V_{IU}-V_{GU} \end{bmatrix} \quad (22)$$

对公式(21)进行离散化处理得到 POS 系统状态方程和量测方程:

$$\begin{cases} X_k=\Phi_{k, k-1} \cdot X_{k-1}+\Gamma_{k-1} \cdot W_{k-1} \\ z_k=H_k \cdot X_k+V_k \end{cases} \quad (23)$$

式中:  $X_k$  和  $X_{k-1}$  分别表示系统  $k$  时刻和  $k-1$  时刻的状态向量。  $\Phi_{k, k-1}$  为状态转移矩阵,  $H_k$  为状态向量与量测向量之间的传递矩阵。二者表达式如下:

$$\Phi_{k,k-1} = \sum_{n=0}^{\infty} \frac{[(F(t_k) \times T)^n]}{n!} \quad (24)$$

$$\Gamma_{k-1} = \left\{ \sum_{n=0}^{\infty} \left[ \frac{1}{n!} (F(t_k) \times T)^{n-1} \right] \right\} \cdot G(t_k) \cdot T \quad (25)$$

在进行仿真时,采用东北天(ENU)导航坐标系,且系统状态向量  $X$  及量测向量  $Z$  分别取:

$$X = [\Phi_e, \Phi_n, \Phi_u, \delta V_e, \delta V_n, \delta V_u, \delta L, \delta \lambda, \delta h, \varepsilon_x, \varepsilon_y, \varepsilon_z, \Delta x, \Delta y, \Delta z]^T \quad (26)$$

$$Z = [\delta \Phi, \delta \lambda, \delta h, \delta V_e, \delta V_n, \delta V_u]^T \quad (27)$$

### 3.2 仿真实验及结果分析

文中基于某型号机载 POS 进行 MATLAB 仿真实验,仿真参数如下:系统采样时间设定为 0.1 s,IMU 采样频率 100 Hz,GNSS 采样频率 1 Hz,初始位置误差 1.0 m、初始速度误差 0.1 m/s。所设计 A-SRCKF 滤波器数据融合频率 1 Hz。

该仿真实验中,模拟载机的初始化信息如表 1 所示。

表 1 模拟载机初始化信息

Tab.1 Initialization of simulating airplane

Item	Value		
Position	Latitude/(°)	Longitude/(°)	Height/m
	45.779	126.670	5000
Velocity /m·s <sup>-1</sup>	East	North	Head
	25	0	0
Position	Pitch	Roll	Yaw
Error/(°)	2	2	3

此外,系统的初始状态、初始估计误差协方差阵、噪声方差阵及量测噪声方差阵分别为:

$$\hat{x}_0 = 0$$

$$P_0 = \text{diag}\{(100 \text{ m})^2, (100 \text{ m})^2, (100 \text{ m})^2, (1 \text{ m/s})^2, (1 \text{ m/s})^2, (1 \text{ m/s})^2, (2^\circ)^2, (2^\circ)^2, (3^\circ)^2, (0.01 \text{ (}^\circ\text{/h)})^2, (0.01 \text{ (}^\circ\text{/h)})^2, (0.01 \text{ (}^\circ\text{/h)})^2, (10^{-4} \text{ g})^2, (10^{-4} \text{ g})^2, (10^{-4} \text{ g})^2\}$$

$$Q = \text{diag}\{(0.05 \text{ (}^\circ\text{/h)})^2, (0.05 \text{ (}^\circ\text{/h)})^2, (0.05 \text{ (}^\circ\text{/h)})^{26/27}, (5 \times 10^{-5} \text{ g})^2, (5 \times 10^{-5} \text{ g})^2, (5 \times 10^{-5} \text{ g})^2\}$$

$$R = \text{diag}\{(10 \text{ m})^2, (10 \text{ m})^2, (10 \text{ m})^2, (0.1 \text{ m/s})^2, (0.1 \text{ m/s})^2, (0.1 \text{ m/s})^2\}$$

在上述条件下,对文中所提出的 A-SRCKF 滤波算法进行仿真,分别得出机载 POS 输出的位置误

差曲线和速度误差曲线,如图 4 所示。

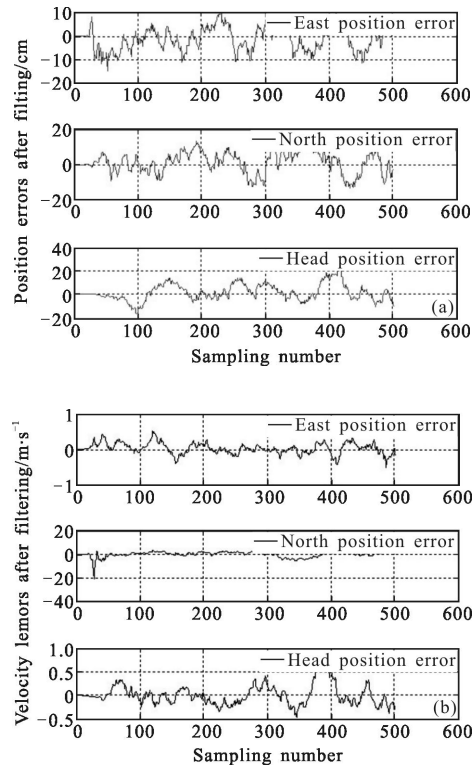


图 4 POS 输出滤波后的位置误差及速度误差

Fig.4 POS output position and velocity error

由图 4(a)可以看出,滤波之后 POS 输出的东向、北向及天向位置误差均控制在  $\pm 0.2 \text{ m}$  以内,且东向位置误差更是减小到  $0.1 \text{ m}$ 。由图 4(b)易知,滤波后 POS 输出的东向、北向及天向速度误差也分别控制在  $\pm 0.3 \text{ m/s}$ 、 $\pm 0.2 \text{ m/s}$  及  $\pm 0.5 \text{ m/s}$  范围内。

各种滤波算法的估计精度和计算效率在一定程度上可由其峰值误差和运行时间进行表征。为便于对比和分析不同滤波算法的估计效果,以 POS 输出的东北天向位置误差为例,在相同条件下,分别对 EKF、UKF 及 A-SRCKF 滤波算法进行对比实验。结果如图 5 所示。

图 5(a)为不同滤波算法估计值,图 5(b)为不同滤波算法的估计误差。

由图 5(b)可知,UKF、EKF 估计误差峰值分别为  $1.5 \text{ m}$  及  $0.8 \text{ m}$ ,而 A-SRCKF 估计误差峰值仅为  $0.5 \text{ m}$ ,且基本保持在  $0.2 \text{ m}$  以内。对比可知,文中所提出的 A-SRCKF 算法在滤波估计精度方面明显优于 UKF 及 EKF 滤波算法。

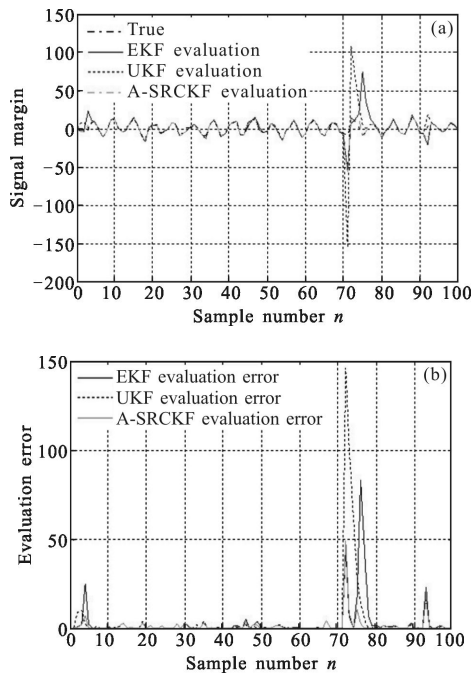


图 5 不同滤波算法的估计值及估计误差对比

Fig.5 Estimation errors contrast between different filters

此外, EKF、UKF 及 A-SRCKF 三种滤波算法的平均运行时间如表 2 所示。

表 2 三种滤波算法的平均运行时间

Tab.2 Mean running time of three methods

Filtering methods	Mean running time/s
EKF	0.084 2
UKF	0.342 1
A-SRCKF	0.253 6

由表 2 可见, 滤波效率方面, EKF 的平均运行时间最小。但是在保证较高估计精度的前提下, A-SRCKF 的平均运行时间与 UKF 相比也明显减小。

## 4 结 论

为提高机载定位定姿系统(POS)的定位精度, 文中重点研究了该系统的数据融合问题。将所提出的

A-SRCKF 滤波算法用于机载 POS 中, 可获取更高精度的位置和速度信息, 从而为进一步提高机载对地目标定位精度提供可靠的数据保障。仿真结果表明, 文中提出的 A-SRCKF 在保证状态协方差矩阵对称性和正定性的同时, 有效提升了算法的数值精度和运行效率, 具有较高的应用价值。

## 参考文献:

- [1] Yang Hong, Li Ya'an, Li Guohui. New method of improved extended kalman filter. [J]. *Computer Engineering and Application*, 2010, 46(19): 18-20. (in Chinese)
- [2] Yang Baisheng, Ji Hongbing. Multi passive sensor fusion tracking based unscented kalman filter [J]. *Control and Decision*, 2008, 23(4): 460-463. (in Chinese)
- [3] Li Quan, Zhao Xunjie, Zou Wei, et al. Windows adaptive filter algorithm based on principal component analysis [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2014, 43(10): 3474-3479. (in Chinese)
- [4] Wan Hui. Research on precise position and orientation technology of airborne POS system in aerial photogrammetry [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2011. (in Chinese)
- [5] Hao Yanling, YangJunwei, Chen Liang. Initial alignment method of the dynamic base for underwater vehicles using SRCKF [J]. *Huazhong Univ of Sci & Tech (Natural Science Edition)*, 2012, 40(2): 123-127. (in Chinese)
- [6] Li Haijun, Zhao Guorong. Spacecraft attitude determination based on CF-RSF algorithm [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2014, 43(10): 3439-3443. (in Chinese)
- [7] Wan Shuo, Yang Yongsheng, Jing Zhongliang. A redundant adaptive robust filter algorithm based on cubature Kalman Filter [C]//The Second Chinese Control and Decision Conference, 2013: 479-484. (in Chinese)
- [8] Gao Yu, Zhang Jianqiu. Kalman filter with wavelet based on unknown measurement noise estimation and its application for information fusion [J]. *Chinese Journal of Electronics*, 2007, 41(1): 108-111. (in Chinese)