

一种改进的无迹 Kalman 滤波在 SINS/GPS 组合导航中的应用

陈国通, 范圆圆, 刘 琪

(河北科技大学信息科学与工程学院, 石家庄 050018)

摘要: 传统的无迹 Kalman 滤波根据估计量测方程和量测量的协方差矩阵来确定最佳增益, 但在导航过程中会因为外界因素的干扰, 无法得到准确的量测信息算法, 使增益有所偏差, 导致最后的滤波精度降低。基于此, 提出了一种改进的无迹 Kalman 滤波。首先根据新息, 判断是否有异常的观测量, 并通过引入抗差因子进行修正。通过仿真实验, 比较扩展 Kalman 滤波、无迹 Kalman 滤波和改进的无迹 Kalman 滤波的误差特性, 证明提出算法的有效性。

关键词: 无迹 Kalman 滤波; 新息; 抗差因子; 量测信息

中图分类号: TP274+.2 **文献标志码:** A **文章编号:** 2096-4080 (2019) 01-0023-06

An Improved Unscented Kalman Filter for SINS/GPS Integrated Navigation

CHEN Guotong, FAN Yuanyuan, LIU Qi

(College of Information Science and Engineering, Hebei University of
Science and Technology, Shijiazhuang 050018, China)

Abstract: The traditional unscented Kalman filter (UKF) determines the optimal gain based on the estimated measurement equation and the covariance matrix of the quantity measurement. However, in the navigation process, due to the interference of external factors, accurate measurement information cannot be obtained, resulting in gain. The deviation causes the final filtering accuracy to decrease. Based on this, an improved unscented Kalman filter is proposed in this paper. Firstly, based on the new interest, it is judged whether there is an abnormal observation, and this is corrected by introducing a resistance factor. Through the simulation experiments, the error characteristics of extended Kalman filter (EKF), unscented Kalman filter and improved unscented Kalman filter are compared, and the effectiveness of the proposed algorithm is proved.

Key words: Unscented Kalman filter (UKF); Innovation; Resistance factor; Measurement information

0 引言

随着航空航天技术的发展, 对导航与定位系统的性能要求越来越高, 单一的导航系统已经无法满足工程实践的需要, 组合导航系统应运而生,

并且得到了广泛应用^[1]。应用最广泛的就是捷联惯导系统 (strap-down inertial navigation system, SINS) 与全球定位系统 (global position system, GPS) 的组合^[2]。SINS 是一种自主式导航系统, 不需要外部信息就可以完成导航, 在导航过程中

收稿日期: 2018-08-27; 修订日期: 2018-10-10

作者简介: 陈国通 (1960-), 男, 教授, 主要研究方向为北斗卫星导航。E-mail: 1693910551@qq.com

也不会向外部辐射能量，具有很好的隐蔽性，但随着时间的推移会有误差的积累^[3]。GPS可以全天时、全天候工作，且定位精度高，导航误差不会积累，但是易受干扰和建筑物遮挡^[4]。这两个导航系统可以优势互补，能够提供非常完整的导航数据和精确的导航信息^[5]。

1960年，R. E. Kalman提出了Kalman滤波算法^[6]。但是它只适用于系统模型为线性，且过程噪声和量测噪声都是Gauss分布时的情况^[7-8]。当系统模型为非线性，且过程噪声和量测噪声都是非Gauss分布时，该方法就不再适用^[9-11]。此时就出现了无迹Kalman滤波(Unscented Kalman Filtering, UKF)。本文针对无迹Kalman滤波导致滤波性能急剧下降和发散的问题，提出了基于抗差因子的无迹Kalman滤波。一方面通过扩维，增加了系统的输入信息，减小了噪声对系统的影响；另一方面可以减小异常观测对状态估计值的影响。

1 SINS/GPS组合导航数学模型

SINS选取东北天地理坐标系 n 作为导航坐标系，采用20维的状态参数来建立系统状态方程。SINS/GPS的状态量为

$$\mathbf{X}(t) = [\delta L, \delta \lambda, \delta h, \delta v, \phi, \epsilon_b, \epsilon_r, \nabla, \delta_i]_{1 \times 20}^T \quad (1)$$

式中， δL 、 $\delta \lambda$ 、 δh 为位置误差， δv (δv_E 、 δv_N 、 δv_U)为速度误差， ϕ (ϕ_N 、 ϕ_E 、 ϕ_U)为姿态误差， ϵ_b (ϵ_{bx} 、 ϵ_{by} 、 ϵ_{bz})为陀螺随机漂移， ϵ_r (ϵ_{rx} 、 ϵ_{ry} 、 ϵ_{rz})为陀螺一阶Markov过程， ∇ (∇_x 、 ∇_y 、 ∇_z)表示载体坐标系三轴向的加速度计零偏， δ_i (δt_u 、 δt_{ru})表示等效距离误差和等效距离率误差。

SINS/GPS组合系统的状态方程为

$$\dot{\mathbf{X}}(t) = f(\mathbf{X}(t)) + \mathbf{W}(t) \quad (2)$$

式中， $\mathbf{X}(t)$ 为20维的系统状态量， $f(\cdot)$ 为状态量的非线性函数， $\mathbf{W}(t)$ 为20维的系统过程噪声。

SINS/GPS组合系统的量测部分的观测值，需要选取SINS与GPS的位置、速度之差。因此，系统的量测方程为

$$\mathbf{Z}(t) = h(\mathbf{X}(t)) + \mathbf{V}(t) \quad (3)$$

式中， $h(t)$ 表示伪距、伪距率的非线性观测方程， $\mathbf{V}(t)$ 表示伪距、伪距率的白噪声。

2 无迹Kalman滤波算法

2.1 无迹变换

UKF的核心就是无迹变换(UT)，一种后验

分布，根据加权统计线性回归来计算随机变量，在确保采样均值($\bar{\mathbf{x}}$)和协方差(\mathbf{P}_{xx})的情况下，设计一系列的点集 $\{\mathbf{x}_i\}$ (Sigma点)，并将每个Sigma点进行非线性变换，得到后验统计的点集($\bar{\mathbf{y}}$, \mathbf{P}_{yy})。

无迹变换的具体步骤如下：

(1) 计算 $2n+1$ 个采样点和权值

根据统计变量 $\bar{\mathbf{x}}$ 和 \mathbf{P}_{xx} ，利用对称采样得到的Sigma点集 $\{\mathbf{x}_i\}$ ($i=1, 2, \dots, 2n$)以及对应的权值 W_i^m 和 W_i^c 。 i 为采样点个数， W_i^m 和 W_i^c 分别为均值和协方差的权值。 $2n+1$ 个采样点如式(4)所示，对应的权值如式(5)所示

$$\begin{cases} \mathbf{x}_0 = \bar{\mathbf{x}} & i=0 \\ \mathbf{x}_i = \bar{\mathbf{x}} + \epsilon (\sqrt{n\mathbf{P}_{xx}})_i & i=1, 2, \dots, n \\ \mathbf{x}_i = \bar{\mathbf{x}} - \epsilon (\sqrt{n\mathbf{P}_{xx}})_i & i=n+1, n+2, \dots, 2n \end{cases} \quad (4)$$

$$\begin{cases} W_0 = \epsilon / (n + \epsilon) & i=0 \\ W_i = 1/2(n + \epsilon) & i=1, 2, \dots, 2n \end{cases} \quad (5)$$

式中， $\epsilon \in R$ 是调节参数，主要作用是控制Sigma点集中分布在 $\bar{\mathbf{x}}$ 周围， $\epsilon (\sqrt{n\mathbf{P}_{xx}})_i$ 是矩阵 $n\mathbf{P}_{xx}$ 均方根的第 i 列。

(2) 计算非线性映射得到的Sigma点

利用非线性映射 $h(\cdot)$ ，对采样得到的每个Sigma点做非线性变换，得到点集 $\{\mathbf{y}_i\}$

$$\mathbf{y}_i = h(\mathbf{x}_i) \quad i=0, 1, \dots, 2n \quad (6)$$

(3) 确定 $\bar{\mathbf{y}}$ 和 \mathbf{P}_{yy}

对点集 $\{\mathbf{y}_i\}$ 进行加权处理，得到输出变量 \mathbf{y} 的统计量 $\bar{\mathbf{y}}$ 和 \mathbf{P}_{yy}

$$\begin{cases} \bar{\mathbf{y}} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^m \mathbf{y}_i \\ \mathbf{P}_{yy} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^c (\mathbf{y}_i - \bar{\mathbf{y}}) (\mathbf{y}_i - \bar{\mathbf{y}})^T \end{cases} \quad (7)$$

2.2 无迹Kalman滤波算法实现

无迹Kalman滤波是一种近似线性的最小方差估计方法，它的依据就是无迹变换，以经典Kalman滤波算法为框架，采用确定性采样来完成整个过程。UKF不需要对系统的状态和量测方程提出任何要求，就可以计算出最佳增益阵，因而既适用于线性系统模型，也适用于非线性系统模型。其具体实现步骤如下：

(1) 初始化

初始状态和初始方差如式 (8) 和式 (9) 所示

$$\hat{\mathbf{x}}_0 = E(\mathbf{x}_0) \quad (8)$$

$$\mathbf{P}_0 = E((\mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_0)(\mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_0)^T) \quad (9)$$

将式 (8) 和式 (9) 扩维得到

$$\hat{\mathbf{x}}_0^a = E(\mathbf{x}_0^a) = [\bar{\mathbf{x}}_0, 0, 0]^T \quad (10)$$

$$\mathbf{P}_0 = E((\mathbf{x}_0^a - \hat{\mathbf{x}}_0^a)(\mathbf{x}_0^a - \hat{\mathbf{x}}_0^a)^T) \quad (11)$$

$$= \begin{bmatrix} P_0 & 0 \\ 0 & Q & 0 \\ 0 & 0 & R \end{bmatrix}$$

(2) Sigma 点采样

依据比例对称采样策略可以得到 k 状态估计的 Sigma 点集 $\{\mathbf{x}_i^a(k|k)\}$, $i=0, 1, \dots, 2n$, i 为 Sigma 点的采样个数, 此时的状态维数是 $n+q+m$ 。此时, 有

$$\mathbf{x}_i^a = [\mathbf{x}_i^r \quad \mathbf{x}_i^w \quad \mathbf{x}_i^v]^T \quad (12)$$

式中, \mathbf{x}_i^r 是粒子 \mathbf{x}_i^a 的前 n 维组成的列向量, \mathbf{x}_i^w 为粒子 \mathbf{x}_i^a 的前 $n+1$ 维到 $n+q$ 维组成的列向量, \mathbf{x}_i^v 为粒子 \mathbf{x}_i^a 的前 $n+q+1$ 维到 $n+q+m$ 维组成的列向量。根据式 (4) 得到采样点方程

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{i-1}^{a(0)} = \hat{\mathbf{x}}_0^a \\ \mathbf{x}_{i-1}^{a(0)} = \hat{\mathbf{x}}_{i-1}^a + \varepsilon(\sqrt{\mathbf{P}_{i-1}^a})_{(i)}, i=1, 2, \dots, n \\ \mathbf{x}_{i-1}^{a(0)} = \hat{\mathbf{x}}_{i-1}^a - \varepsilon(\sqrt{\mathbf{P}_{i-1}^a})_{(i)}, i=n+1, n+2, \dots, 2n \end{cases} \quad (13)$$

均值和协方差的权值如式 (14) 和式 (15) 所示

$$W_i^m = \begin{cases} \varepsilon / (n + \varepsilon), & i=0 \\ 1 / [2(n + \varepsilon)], & i \neq 0 \end{cases} \quad (14)$$

$$W_i^c = \begin{cases} \varepsilon / [(n + \varepsilon) + (1 + \beta - \alpha^2)], & i=0 \\ 1 / 2(n + \varepsilon), & i \neq 0 \end{cases} \quad (15)$$

式中, α 为正值的比例缩放因子, 作用是调整 Sigma 点与 \bar{x} 的距离。 β 是一个非负的权系数, 用来描述 x 的先验分布新息。

(3) 时间更新

首先, 根据状态方程传递采样点

$$\mathbf{x}_i^a(k+1|k) = h[\mathbf{x}_i^a(k|k), \mathbf{x}_i^w(k), \mathbf{x}_i^v(k)] \quad (16)$$

接着, 根据预测采样点、均值和协方差的权值计算预测均值和协方差

$$\hat{\mathbf{x}}(k+1|k) = \sum_{i=0}^{2n} W_i^m \mathbf{x}_i^a(k+1|k) \quad (17)$$

$$\mathbf{P}(k+1|k) = \sum_{i=0}^{2n} W_i^c [\mathbf{x}_i^a(k+1|k) - \hat{\mathbf{x}}(k+1|k)] \times [\mathbf{x}_i^a(k+1|k) - \hat{\mathbf{x}}(k+1|k)]^T \quad (18)$$

预测测量值和协方差

$$\hat{\mathbf{z}}(k+1|k) = h[\mathbf{x}_i^a(k+1|k), \mathbf{x}_i^v(k+1)] \quad (19)$$

最后, 得到预测测量值和协方差

$$\hat{\mathbf{z}}(k+1|k) = \sum_{i=0}^{2n} W_i^m (z_i(k+1|k)) \quad (20)$$

$$\mathbf{P}_{zz}(k+1|k) = \sum_{i=0}^{2n} W_i^c [z_i(k+1|k) - \hat{\mathbf{z}}(k+1|k)] \times [z_i(k+1|k) - \hat{\mathbf{z}}(k+1|k)]^T \quad (21)$$

$$\mathbf{P}_{xz}(k+1|k) = \sum_{i=0}^{2n} W_i^c [\mathbf{x}_i^a(k+1|k) - \hat{\mathbf{x}}(k+1|k)] \times [z_i(k+1|k) - \hat{\mathbf{z}}(k+1|k)]^T \quad (22)$$

(4) 计算 UKF 增益, 更新状态向量和方差

$$\mathbf{K}(k+1) = \mathbf{P}_{xz}(k+1|k) \mathbf{P}_{zz}^{-1}(k+1|k) \quad (23)$$

$$\hat{\mathbf{x}}(k+1|k+1) = \mathbf{K}(k+1)(z(k+1) - \hat{\mathbf{z}}(k+1|k)) + \hat{\mathbf{x}}(k+1|k) \quad (24)$$

$$\mathbf{P}(k+1|k+1) = \mathbf{I} - \mathbf{K}(k+1) \mathbf{P}_{zz}(k+1|k) (\mathbf{K}(k+1))^T + (k+1|k) \quad (25)$$

3 改进的无迹 Kalman 滤波

传统的无迹 Kalman 滤波根据估计量测方程和量测量的协方差矩阵来确定最佳增益, 但在导航过程中会因为外界因素的干扰, 无法得到准确的量测信息, 致使增益有所偏差, 导致最后的滤波精度降低。基于此, 本文提出了一种改进的无迹 Kalman 滤波方法。首先对新息 (即预测残差向量) 的信息进行观察分析, 判断是否有异常的观测量, 并对异常的观测量进行修正, 此修正过程就是通过引入抗差因子来完成的。

设定新息向量 \mathbf{v}_k

$$\boldsymbol{\gamma}^m(k) = \text{diag}(\mathbf{v}_k \mathbf{v}_k^T) - \sigma_m^2 \text{diag}(\mathbf{P}_{v_k}) \quad (26)$$

式中, $\text{diag}(\cdot)$ 表示求取方阵的对角线元素为列向量, m 表示 m 维观测量, σ 为一参数, 根据反查标准正态分布表, 确定其取值范围应为 2.3~4.3。

当 k 时刻 m 维的 $\boldsymbol{\gamma}^m(k)$ 全都小于 0, 则证明新息向量正常; 若存在某一值使得 $\boldsymbol{\gamma}^m(k)$ 大于 0, 则 k 时刻的某行量测新息存在异常, 此时需要引入抗差因子。本文采用的抗差因子是根据 IGG II 型权

函数生成的。

基于预测残差 \mathbf{v}_k 构建预测残差判别统计量 $\Delta \mathbf{v}_k$ ，表示为

$$\Delta \mathbf{v}_{k,i} = \frac{\mathbf{v}_{k,i}}{\sum_{j=1, j \neq i}^m |\mathbf{v}_{k,j}| / (m-1)} \quad (27)$$

IGG II 型权函数为

$$\bar{P}_i = \begin{cases} p_i & , |\nu_i| \leq k_0 \\ p_i \frac{k_0}{|\nu_i|} \frac{k_0 (k_1 - |\nu_i|)^2}{|\nu_i| (k_1 - k_0)^2} & , k_0 < |\nu_i| \leq k_1 \\ 0 & , |\nu_i| > k_1 \end{cases} \quad (28)$$

式 (28) 中, k_0 、 k_1 均为常数^[11], 取值范围分别为 (1.0~1.5)、(2.5~8.0)。根据式 (28) 生成的抗差因子函数为

$$\lambda_{k,i} = \begin{cases} 1 & , |\nu_i| \leq k_0 \\ \frac{|\Delta \nu_{k,i}| (k_1 - k_0)^2}{k_0 (k_1 - |\Delta \nu_{k,i}|)^2} & , k_0 < |\nu_i| \leq k_1 \\ 0 & , |\nu_i| > k_1 \end{cases} \quad (29)$$

将式 (29) 带入式 (26) 得到

$$\gamma^m(k) = \text{diag}(\mathbf{v}_k \mathbf{v}_k^T) - \lambda_{k,i} \sigma_m^2 \text{diag}(\mathbf{P}_{\nu_k}) \quad (30)$$

此时可以根据抗差因子函数来调整新息向量观测到的异常值, 使式 (30) 的结果不大于 0, 即 $\gamma^m(k)$ 得到的结果全都不大于 0。通过抗差因子调整后, 得到的 Sigma 点集为

$$\begin{cases} \mathbf{X}_0^a = \bar{\mathbf{x}}_{k-1} \\ \mathbf{X}_i^a = \bar{\mathbf{x}}_{k-1} + \epsilon \left(\sqrt{\bar{\mathbf{P}}_{x,i-1}^a} \right) \\ \mathbf{X}_{i+n_a}^a = \bar{\mathbf{x}}_{k-1} - \epsilon \left(\sqrt{\bar{\mathbf{P}}_{x,i-1}^a} \right) \quad , i = 1, 2, \dots, n_a \end{cases} \quad (31)$$

根据第 2 节无迹 Kalman 滤波过程, 得到改进的无迹 Kalman 状态与方差估计为

$$\hat{\mathbf{x}}_k^a = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}^a + \mathbf{K}_k (\mathbf{Z}_k^a - \hat{\mathbf{Z}}_k) \quad (32)$$

$$\mathbf{P}_k^a = \mathbf{P}_{k|k-1}^a - \mathbf{K}_k \mathbf{P}_{z_k} \mathbf{K}_k^T \quad (33)$$

4 仿真与结果分析

为了证明改进算法的有效性, 本文设计了基于 matlab 的仿真实验, 并将此算法应用到 SINS/GPS 组合导航系统中进行仿真。仿真实验中的各初始参数设定如表 1 所示。设运载体初始所在位置为东经 114.26°, 北纬 38.03°, 地球的自转角速为 $\omega_{ie} = 7.292 \times 10^{-5} \text{ rad/s}$, 初始速度为 $v = 100 \text{ m/s}$, 仿真时间为 1000s。

图 1 和图 2 分别为 UKF 估计、改进的 UKF 估计和真实状态比较, 通过分析其状态值和绝对

偏差值, 可以看出改进的 UKF 更接近真实值。

表 1 仿真参数

Tab. 1 Simulation parameter

参数	指标
初始经度位置误差	10m
初始纬度位置误差	10m
初始高度位置误差	20m
初始经度速度误差	0.1m/s
初始纬度速度误差	0.1m/s
初始高度速度误差	0.1m/s
初始经度姿态角误差	60"
初始纬度姿态角误差	60"
初始高度姿态角误差	60"
陀螺仪常值漂移	0.01 (°)/h
陀螺仪随机噪声	0.001 (°)/h
加速度计零偏	$1 \times 10^{-4} g$
加速度计随机噪声	$3 \times 10^{-5} g$
GPS 定位东方向噪声	30m
GPS 定位北方向噪声	30m
GPS 定位天方向噪声	10m
GPS 定位东方向速度噪声	0.2m/s
GPS 定位东方向速度噪声	0.2m/s
GPS 定位东方向速度噪声	0.2m/s

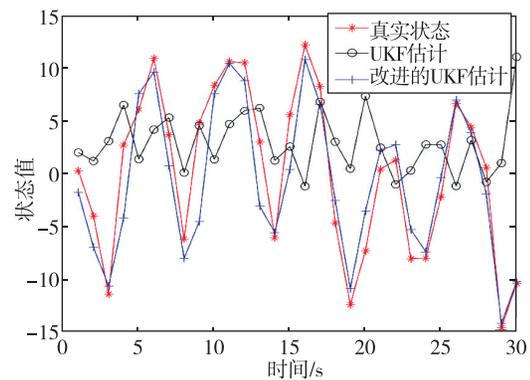


图 1 UKF/改进的 UKF 状态值估计

Fig. 1 UKF/ improved UKF state value estimation

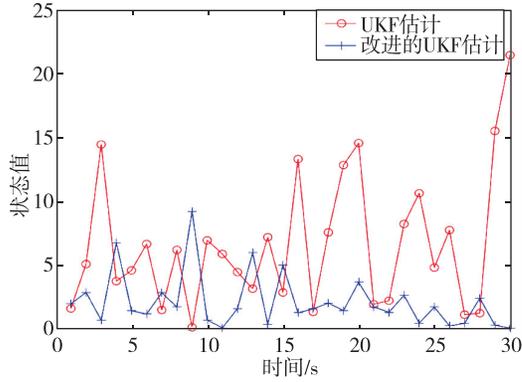


图 2 UKF/改进的 UKF 绝对偏差值估计

Fig. 2 UKF/improved UKF absolute bias value estimation

图 3~图 5 为 EKF、UKF 和改进的 UKF 在水平和垂直方向上的误差曲线。分析比较可以看出，改进的 UKF 误差曲线更加平滑，更加收敛。

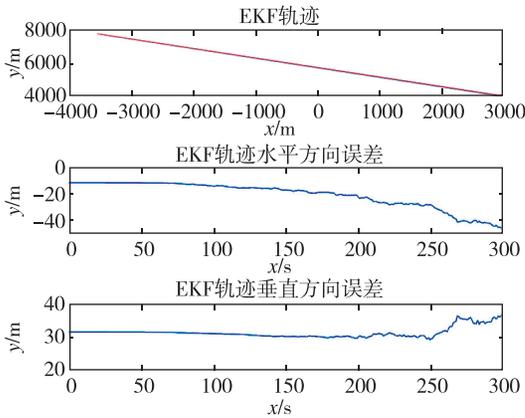


图 3 EKF 水平/垂直方向误差

Fig. 3 EKF horizontal and vertical errors

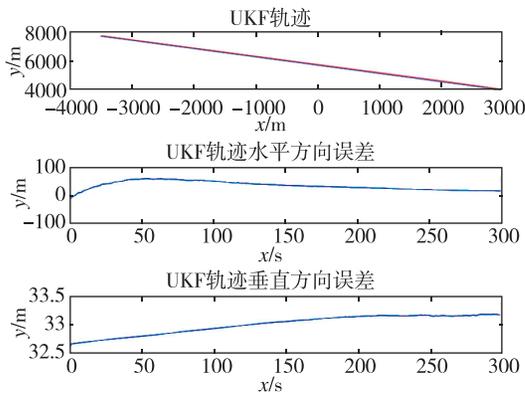


图 4 UKF 水平/垂直方向误差

Fig. 4 UKF horizontal and vertical error

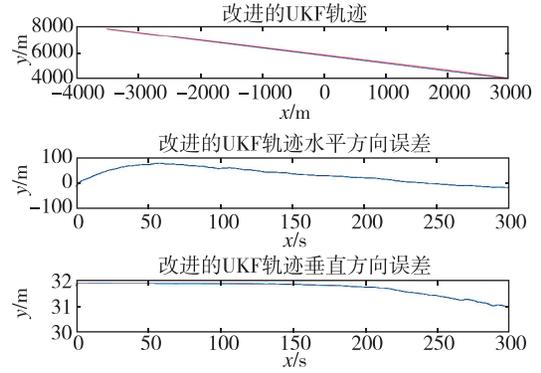


图 5 改进的 UKF 水平/垂直方向误差

Fig. 5 Improved UKF horizontal and vertical error

本文采用的是东北天坐标系，所以对东向速度误差和北向速度误差进行分析，如图 6 和图 7 所示。可以看出 3 种算法得到的速度误差的滤波精度逐渐提高。EKF 算法得到的速度误差在 (-0.5m/s, 0.5m/s) 以内，UKF 算法得到的速度误差在 (-0.3m/s, 0.3m/s) 以内，改进的 UKF 算法得到的速度误差在 (-0.1m/s, 0.1m/s) 以内。

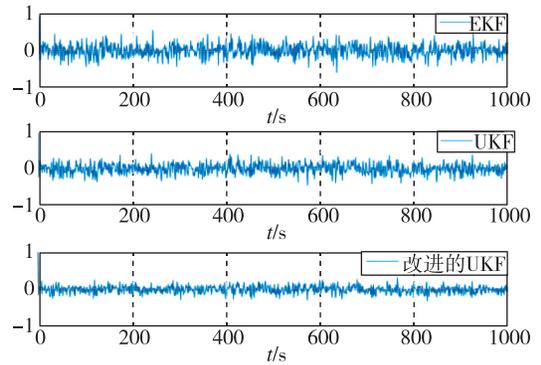


图 6 东向速度误差曲线

Fig. 6 Eastward velocity error curve

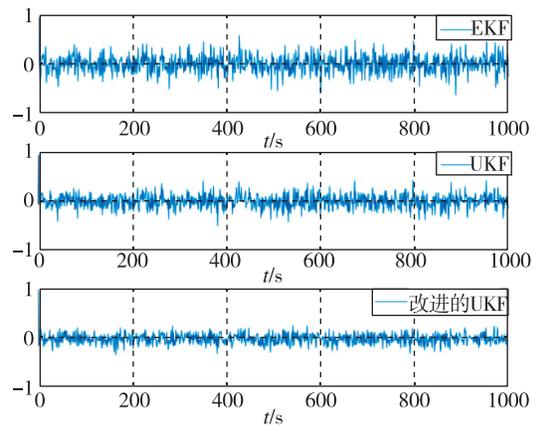


图 7 北向速度误差曲线

Fig. 7 North direction velocity error curve

5 结论

传统的无迹 Kalman 滤波在非线性系统中能够很好地提高鲁棒特性和收敛速度,但是在观测过程中容易出现量测新息不规则的情况。因此,本文提出了一种改进的无迹 Kalman 滤波方法,一方面根据新息向量的概率特性,能够及时发现异常信息;另一方面通过引入抗差因子来对异常信息进行修正。通过仿真实验证明,本文提出的改进算法能够提高组合导航系统的滤波解算精度,对 SINS/GPS 组合导航的研究具有一定的参考价值。

参考文献

- [1] Luo J, Gang Y, Tang L J. Attitude estimation of quad-rotor aircraft based on hybrid filter [J]. Measurement & Control Technology, 2017, 36 (7): 8-12.
- [2] Kim J, Lee S. A vehicular positioning with GPS/IMU using adaptive control of filter noise covariance [J]. ICT Express, 2016, 2 (1): 41-46.
- [3] Tong X, Li Z F, Han G W, et al. Adaptive EKF based on HMM recognizer for attitude estimation using MEMS MARG sensors [J]. IEEE Sensors Journal, 2017 (99): 1.
- [4] 苗岳旺,周巍,田亮,等.基于新息 χ^2 检测的扩展抗差 Kalman 滤波及其应用 [J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2016, 41 (2): 269-273.
- [5] Chang L, Li J, Chen S. Initial alignment by attitude estimation for strapdown inertial n-avigation systems [J]. IEEE Transactions on In-strumentation & Measurement, 2015, 64 (3): 784-794.
- [6] 张靖,陈鸿跃,陈雨,等.一种基于联邦 Kalman 滤波器的多源信息融合定位算法 [J]. 导弹与航天运载技术, 2018, 4 (2): 90-98.
- [7] 丰泽斌,马龙华,朱国杰.导航定位过程中的一种高效卫星组合选取策略 [J]. 航天控制, 2018, 3 (3): 15-20.
- [8] 鲍水达,张安,毕文豪.快速强跟踪 UKF 算法及其在机动目标跟踪中的应用 [J]. 系统工程与电子技术, 2018, 4 (6): 1189-1196.
- [9] 叶晨,崔双喜.一种强跟踪 UKF 及其在 GPS/SINS 深组合导航中的应用 [J]. 导弹与航天运载技术, 2018, 4 (2): 61-64.
- [10] 付心如,徐爱功,孙伟.抗差自适应 UFK 的 INS/GNSS 组合导航算法 [J]. 导航定位学报, 2017, 5 (2): 111-116.
- [11] 杨元喜.自适应动态导航定位 [M]. 北京测绘出版社, 2006: 99-100.

引用格式: 陈国通, 范圆圆, 刘琪. 一种改进的无迹 Kalman 滤波在 SINS/GPS 组合导航中的应用 [J]. 宇航总体技术, 2019, 3 (1): 23-28.

Citation: Chen G T, Fan Y Y, Liu Q. An improved unscented Kalman filter for SINS/GPS integrated navigation [J]. Astronautical Systems Engineering Technology, 2019, 3 (1): 23-28.