

文章编号:1001-9081(2014)11-3214-04

doi:10.11772/j.issn.1001-9081.2014.11.3214

基于 M 估计的非线性鲁棒检测卡尔曼滤波算法

李开龙*, 胡柏青, 高敬东, 冯国利

(海军工程大学 电气工程学院, 武汉 430033)

(* 通信作者电子邮箱 lee_kailong@163.com)

摘要:针对传统鲁棒非线性滤波在观测噪声为非高斯强干扰噪声情况下,滤波性能下降的问题,提出一种利用卡方检测法预判断的非线性鲁棒检测滤波算法。该算法通过卡方检测设置门限,剔除突变野值,利用 M 估计修正量测更新。仿真实验对比了几种典型非线性滤波方法在不同观测噪声环境下的性能。所提算法在非高斯强干扰噪声情况下,比传统鲁棒滤波算法估计精度平均提高了 25.5%;估计方差平均减少了 18.3%。实验结果表明:所提算法可以抑制观测量非高斯强干扰噪声的影响,提高滤波精度及稳定性。

关键词:非线性; 卡尔曼滤波; 观测噪声; M 估计; 鲁棒

中图分类号: TN911.72 **文献标志码:**A

Nonlinear robust detection Kalman filter algorithm based on M-estimation

LI Kailong*, HU Baiqing, GAO Jingdong, FENG Guoli

(College of Electrical Engineering, Naval University of Engineering, Wuhan Hubei 430033, China)

Abstract: Aiming at the problem that the traditional nonlinear robust filtering will be severely degraded when the distribution of measurement noise deviates from the assumed Gaussian distribution, a new robust nonlinear Kalman filter based on M-estimation and detection method was proposed. The proposed robust filtering algorithm set a threshold using Chi-square test to delete mutation outliers, and modified the measurement update using M-estimation. Several conventional nonlinear filtering methods were evaluated under different measurement noises in terms of accuracy and stability. Under non-Gaussian noise and strong interference, the proposed algorithm outperforms the traditional robust algorithm with higher estimation accuracy by 25.5% and lower estimation covariance by 18.3%. The experimental results show that the proposed filtering algorithm can suppress the influence of non-Gaussian noise and strong interference, and increase the estimation accuracy and stability.

Key words: nonlinear; Kalman filter; observation noise; M-estimation; robustness

0 引言

在非线性状态估计领域,有扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filter, EKF)和无迹卡尔曼滤波^[1-4](Unscented Kalman Filter, UKF),这两种方法都基于 l_2 范数最小原则的进行推导的^[5]。 l_2 范数最小估计虽然具有许多其他估计方法无法比拟的优点,然而 l_2 范数最小估计并不具有鲁棒性,即当假设条件和现实参数不相符时,状态估计精度会下降。1964 年 Huber^[6]提出了广义极大似然估计,即 M 估计,并提出一种用于解决在高斯分布附近存在一定对称干扰的随机量(即混合高斯分布)问题的实用方法,即 Huber 方法。该方法结合 l_1/l_2 两种范数构建代价函数,对于干扰高斯分布的情形,可以使最大渐进估计方差达到最小,其鲁棒性优于基于 l_2 范数的估计方法,同时尽量保持高斯分布时 l_2 范数的估计效率。

文献[7]最早将 M 估计应用于滤波当中,提高了滤波算法的鲁棒性;文献[8]在此基础上提出了一个基于 Huber 技术的鲁棒滤波算法,并用于线性回归问题;文献[9]将 Huber 滤波应用于分开差分滤波(Divided Difference Filter, DDF)

中,从 DDF 的统计线性回归观点出发,解决了非线性滤波当中的鲁棒性问题;文献[10-12]从 Bayesian 估计的理论角度,完整地推导了 Huber 法,并提出了基于 Huber 的迭代 UKF(Huber-based Iterative UKF, HIUKF)算法,在非线性滤波估计精度上要优于文献[9]方法。

以上估计方法是在观测干扰噪声相对较弱的类高斯分布情况下进行研究的。本文针对非高斯分布且干扰噪声相对较强的情况,提出一种利用卡方检测预判断的非线性鲁棒检测卡尔曼滤波算法。通过检测判断观测量受污染情况,并结合 Huber 非线性鲁棒滤波框架,可以有效地抑制非高斯强干扰观测噪声的影响,相对于传统的基于 Huber 的非线性鲁棒滤波方法,本文方法的状态估计精度和稳定性都有所提高。

1 M 估计及卡方检测法

1.1 M 估计

假设一个线性观测模型:

$$\mathbf{y}_{k+1} = \mathbf{H}_{k+1} \mathbf{x}_{k+1} + \mathbf{v}_{k+1}$$

其中: \mathbf{H}_{k+1} 是线性系统观测矩阵, $\mathbf{x}_{k+1} \in \mathbb{R}^n$, $\mathbf{y}_{k+1} \in \mathbb{R}^m$, $\mathbf{v}_{k+1} \sim$

收稿日期:2014-04-28;修回日期:2014-06-10。 基金项目:国家自然科学基金资助项目(61304241, 61374206)。

作者简介:李开龙(1988-),男,辽宁鞍山人,博士研究生,主要研究方向:惯性技术、组合导航; 胡柏青(1964-),男,湖北咸宁人,教授,博士生导师,博士,主要研究方向:惯性技术; 高敬东(1958-),男,吉林德惠人,教授,博士,主要研究方向:惯性技术、组合导航; 冯国利(1984-),男,吉林德惠人,硕士研究生,主要研究方向:组合导航。

$N(0, \mathbf{R}_{k+1})$ 是服从于高斯白噪声的观测噪声。

线性卡尔曼滤波的更新过程本质可以用式(1)来表示:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k+1} = \arg \min (\|\mathbf{y}_{k+1} - \mathbf{H}_{k+1} \mathbf{x}_{k+1|k}\|_{\mathbf{R}_{k+1}}^2) \quad (1)$$

其中 $\|\mathbf{x}\|_A^2 = \mathbf{x}^T A \mathbf{x}$ 。标准的卡尔曼滤波正是基于这种 l_2 范数最小的估计方式(最小均方估计),然而 l_2 范数最小估计不具有鲁棒性。在实际的工程应用中,观测量会受到外界环境的各种干扰,这会使得标准卡尔曼滤波降阶甚至发散。针对该问题,Huber 提出了一种基于 l_1/l_2 范数最小的估计(即 M 估计方法),该方法具有 l_1 范数最小估计(最小中值估计)的鲁棒性,同时也继承了 l_2 范数最小估计的诸多优势,因此,在工程上具有较为广泛的应用。

利用 M 估计进行滤波更新,如式(2)所示:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k+1} = \arg \min \sum_{i=1}^{n_x+n_y} \rho(\zeta_{k+1,i}) \quad (2)$$

其中: $\zeta_{k+1,i}$ 是观测残差; i 是观测残差的第 i 维分量; $\rho(\zeta_{k+1,i})$ 是代价函数或分值函数,可以取任意确定形式函数。

Huber^[6] 提出了一种代价函数形式:

$$\rho(\zeta_i) = \begin{cases} \frac{1}{2}\zeta_i, & |\zeta_i| < \gamma \\ \gamma|\zeta_i| - \frac{1}{2}\gamma^2, & |\zeta_i| \geq \gamma \end{cases} \quad (3)$$

这种代价函数结合了 l_1 和 l_2 范数的性质,具有较好的鲁棒性。式(3)中 γ 是调节因子,取值为 1 ~ 2,由于实际外界干扰情况是未知的,最优调节因子的选取准则一般是根据严格高斯条件下的预期估计方差水平来确定,一般选择调节因子为 1.345。

1.2 卡方检测法

卡方检测法利用新息对观测量中“故障”(这里可以认为是观测含有突变干扰或野值等)进行检测和隔离,其基本算法如下。

线性 Kalman 滤波新息表示为:

$$\mathbf{v}_{k+1} = \mathbf{y}_{k+1} - \mathbf{H}_{k+1} \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} \quad (4)$$

当无故障发生时, \mathbf{v}_{k+1} 是零均值高斯白噪声,其理论方差为 $\mathbf{C}_{v_{k+1}} = \mathbf{H}_{k+1} \mathbf{P}_{k+1|k} \mathbf{H}_{k+1}^T + \mathbf{R}_{k+1}$;当系统发生故障时,新息 \mathbf{v}_{k+1} 的均值就不再为零。因此,通过对新息 \mathbf{v}_{k+1} 均值的检验可以确定观测量是否有效。对 \mathbf{v}_{k+1} 的二元假定:

$$H_0: E(\mathbf{v}_{k+1}) = 0, E(\mathbf{v}_{k+1} \mathbf{v}_{k+1}^T) = \mathbf{C}_{v_{k+1}} \quad (\text{有效})$$

$$H_1: E(\mathbf{v}_{k+1}) = \mu, E((\mathbf{v}_{k+1} - \mu)(\mathbf{v}_{k+1} - \mu)^T) = \mathbf{C}_{v_{k+1}} \quad (\text{无效})$$

观测有效性检测函数为:

$$\lambda_{k+1} = \mathbf{v}_{k+1}^T \mathbf{C}_{v_{k+1}}^{-1} \mathbf{v}_{k+1} \quad (5)$$

其中: $\lambda_{k+1} \sim \chi^2(m)$ (m 是观测量 \mathbf{y}_{k+1} 的维数, χ^2 是卡方分布)。若 $\lambda_{k+1} > T_D$, 判定无效;若 $\lambda_{k+1} \leq T_D$, 判定有效。预设门限 T_D 由误警率 P_f 确定, P_f 由给定值查 χ^2 分布来得到。

2 非线性鲁棒检测卡尔曼滤波算法

假设一个非线性离散系统模型如下:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{k+1} = f(\mathbf{x}_k) + \boldsymbol{\omega}_k \\ \mathbf{y}_{k+1} = h(\mathbf{x}_{k+1}) + \boldsymbol{\nu}_{k+1} \end{cases} \quad (6)$$

其中: $f(\cdot)$ 和 $h(\cdot)$ 是非线性的状态函数和观测函数; $\mathbf{x}_k \in \mathbb{R}^n$; $\mathbf{y}_{k+1} \in \mathbb{R}^m$; $\boldsymbol{\omega}_k \sim N(0, \mathbf{Q}_k)$ 和 $\boldsymbol{\nu}_{k+1} \sim N(0, \mathbf{R}_{k+1})$ 分别是服从于高斯白噪声的系统噪声和观测噪声,系统噪声和观测噪

声相互独立。

在 UKF 框架下,考虑本文的非线性检测卡尔曼滤波算法。之所以选择 UKF,因为相对于 EKF,UKF 具有更高的精度优势。以下给出非线性鲁棒检测卡尔曼滤波算法基本流程。

1) 预判断过程。

产生 sigma 点,并计算出 $\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}$ 和 $\mathbf{P}_{k+1|k}$:

$$\mathbf{X}_{k|k} = \left[\hat{\mathbf{x}}_{k|k} \quad \hat{\mathbf{x}}_{k|k} + \sqrt{(n+\kappa) \mathbf{P}_{k|k}} \quad \hat{\mathbf{x}}_{k|k} - \sqrt{(n+\kappa) \mathbf{P}_{k|k}} \right] \quad (7)$$

$$\mathbf{X}_{k|k}^* = f(\mathbf{X}_{k|k}) \quad (8)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k} = \sum_{i=0}^{2n} W_i \mathbf{X}_{i,k|k}^* \quad (9)$$

$$\mathbf{P}_{k+1|k} = \sum_{i=0}^{2n} W_i (\mathbf{X}_{i,k|k}^* - \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}) (\mathbf{X}_{i,k|k}^* - \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k})^T + \mathbf{Q}_k \quad (10)$$

其中: $\mathbf{X}_{k|k}$ 是 $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$ 在 k 时刻产生的 Sigma 点, $\mathbf{X}_{k|k}^*$ 是在 k 时刻状态传递后的 Sigma 点。式(7)~(10)是 UKF 预测过程。

计算新息 \mathbf{v}_k 和 $\mathbf{P}_{yy,k+1|k}$,并构造检测量。

$$\mathbf{X}_{k+1|k} = \left[\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k} \quad \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k} + \sqrt{(n+\kappa) \mathbf{P}_{k+1|k}} \quad \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k} - \sqrt{(n+\kappa) \mathbf{P}_{k+1|k}} \right] \quad (11)$$

$$\mathbf{X}_{k+1|k}^* = h(\mathbf{X}_{k+1|k}) \quad (12)$$

$$\hat{\mathbf{y}}_{k+1|k} = \sum_{i=0}^{2n} W_i \mathbf{X}_{i,k+1|k}^* \quad (13)$$

$$\mathbf{P}_{yy,k+1|k} = \sum_{i=0}^{2n} W_i (\mathbf{X}_{i,k+1|k}^* - \hat{\mathbf{y}}_{k+1|k}) (\mathbf{X}_{i,k+1|k}^* - \hat{\mathbf{y}}_{k+1|k})^T + \mathbf{R}_{k+1} \quad (14)$$

$$\mathbf{v}_{k+1} = \mathbf{y}_{k+1} - \hat{\mathbf{y}}_{k+1|k} \quad (15)$$

$$\lambda_{k+1} = \mathbf{v}_{k+1}^T \mathbf{P}_{yy,k+1|k}^{-1} \mathbf{v}_{k+1} \quad (16)$$

其中: $W_0 = \frac{\kappa}{n+\kappa}$; $W_i = \frac{1}{2(n+\kappa)}$ ($i = 1, 2, \dots, 2n$); κ 是一个可调参数,影响 UKF 估计高阶项。

如果 $\lambda_{k+1} > M$ (这里 M 是一个预设的门限,该门限通常由人为对于观测的信任程度所决定, M 值越大,说明对于受污染观测的利用程度越大;反之则越小),则只是进行滤波预测,即 $\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k+1} = \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}$, $\mathbf{P}_{k+1|k+1} = \mathbf{P}_{k+1|k}$,说明了该观测量含有的有害信息多于有用信息并加以剔除。

如果 $\lambda_{k+1} \leq M$,则保留该观测量,进行第 2)步随机解耦和重加权过程和第 3)步非线性鲁棒滤波过程。

2) 重加权平均过程。

前文提到的 Huber 法的本质:一是对观测残差的重加权平均;另一个是构伪观测量。在使用 Huber 法对观测残差进行重加权平均前,需要重新构造观测模型,这里采用非线性回归模型^[10-11]而不采用传统的线性化回归模型,可以进一步提高滤波精度(详细证明见文献[10-11])。

构造非线性回归模型,如式(17)所示。

$$\begin{bmatrix} \mathbf{y}_{k+1} \\ \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h(\mathbf{x}_{k+1}) \\ \mathbf{x}_{k+1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{v}_{k+1} \\ \Delta \mathbf{x}_{k+1|k} \end{bmatrix} \quad (17)$$

其中 $\Delta \mathbf{x}_{k+1|k}$ 是差值,即 $\Delta \mathbf{x}_{k+1|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k} - \mathbf{x}_{k+1}$ 。

随机解耦过程如式(18)~(21)所示:

$$\bar{\mathbf{S}}_{k+1} = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_{k+1} & 0 \\ 0 & \mathbf{P}_{k+1|k} \end{bmatrix} \quad (18)$$

$$\bar{z}_{k+1} = \bar{S}_{k+1}^{-1/2} \begin{bmatrix} y_{k+1} \\ \hat{x}_{k+1|k} \end{bmatrix} \quad (19)$$

$$g(\mathbf{x}_{k+1}) = \bar{S}_{k+1}^{-1/2} \begin{bmatrix} h(\mathbf{x}_{k+1}) \\ \mathbf{x}_{k+1} \end{bmatrix} \quad (20)$$

$$\bar{\xi}_{k+1} = \bar{S}_{k+1}^{-1/2} \begin{bmatrix} \mathbf{v}_{k+1} \\ \delta \mathbf{x}_{k+1|k} \end{bmatrix} \quad (21)$$

其中 \bar{z}_{k+1} 、 $g(\mathbf{x}_{k+1})$ 、 $\bar{\xi}_{k+1}$ 是非线性回归模型相应的解耦量, 则式(17)等价于解耦式(22):

$$\bar{z}_{k+1} = g(\mathbf{x}_{k+1}) + \bar{\xi}_{k+1} \quad (22)$$

定义 Huber 方法的代价函数:

$$J(\mathbf{x}_{k+1}) = \sum_{i=1}^{m+n} \rho(\bar{\eta}_{k+1,i}) \quad (23)$$

其中: 残差函数 $\bar{\eta}_{k+1,i} = (\bar{z}_{k+1} - g(\mathbf{x}_{k+1}))_i$, i 表示第 i 维残差函数 $\bar{\eta}_{k+1}$; $\rho(\cdot)$ 的定义同式(3)。

定义 $\phi(\bar{\eta}_{k+1,i}) = \rho'(\bar{\eta}_{k+1,i}) / |\bar{\eta}_{k+1,i}|$, 其中 $(\cdot)'$ 表示求导数。令式(23)最小, 得到:

$$\sum_{i=1}^{m+n} \phi(\bar{\eta}_{k+1,i}) \frac{\partial \bar{\eta}_{k+1,i}}{\partial x_i} = 0 \quad (24)$$

定义 $\psi(\bar{\eta}_{k+1,i}) = \varphi(\bar{\eta}_{k+1,i}) / |\bar{\eta}_{k+1,i}|$, 则:

$$\psi(\bar{\eta}_{k+1,i}) = \begin{cases} 1, & |\bar{\eta}_{k+1,i}| \leq \gamma \\ \gamma / |\bar{\eta}_{k+1,i}|, & |\bar{\eta}_{k+1,i}| > \gamma \end{cases} \quad (25)$$

设 $\Psi = \text{diag}[\psi(\bar{\eta}_{k+1,i})]$, 对于 Ψ 的作用有两个角度的解释: 一个是重加权平均; 一个是重新构造观测量。本文从重加权平均的角度对算法进行解释, 具体内容可参考文献[1~3]。

3) 非线性滤波过程。这个步骤的算法流程同传统的非线性鲁棒滤波(HUKF1)的滤波过程相同。由 Huber 修正的量测噪声方差如下:

$$\tilde{\mathbf{P}}_{yy,k+1|k} = \sum_{i=0}^{2n} W_i (\chi_{i,k+1|k}^* - \hat{y}_{k+1|k}) (\chi_{i,k+1|k}^* - \hat{y}_{k+1|k})^T + \tilde{\mathbf{R}}_{k+1} \quad (26)$$

$$\mathbf{P}_{xy,k+1|k} = \sum_{i=0}^{2n} W_i (\chi_{i,k+1} - \hat{x}_{k+1|k}) (\chi_{i,k+1|k}^* - \hat{y}_{k+1|k})^T \quad (27)$$

其中 $\tilde{\mathbf{R}}_{k+1}$ 为修正观测噪声。

总结以上滤波算法的基本流程如下所示:

步骤 1 时间更新过程如式(7)~(10)。

步骤 2 构造预判检测量 λ_{k+1} , 并进行预判。如果 $\lambda_{k+1} > M$, 则只进行时间更新不进行量测更新, 进入下一时间点的时间更新; 如果 $\lambda_{k+1} \leq M$, 则预判通过, 进入基于 Huber 的量测更新。

步骤 3 基于 Huber 的量测更新如式(17)~(27), 进入下一时间点的时间更新。

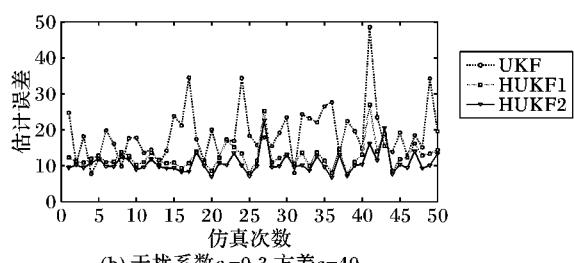
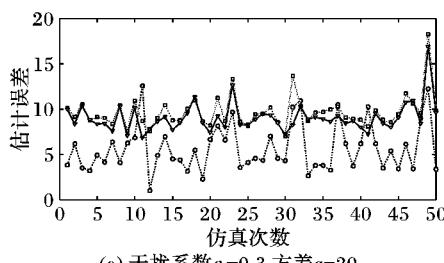


图 1 不同误差情况下三种滤波估计误差比较

3 实验与分析

3.1 仿真模型

仿真模型采用一种单变量非平稳增长模型 (Univariate Nonstationary Growth Model, UNGM), 该模型是用于验证非线性滤波算法的基准模型^[10~11], UNGM 的离散时间动态系统方程如下:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{k+1} = 0.5 \mathbf{x}_k + 25 \frac{\mathbf{x}_k}{1 + \mathbf{x}_k^2} + 8 \cos(1.2(k-1)) + \omega_k \\ \mathbf{y}_{k+1} = \frac{\mathbf{x}_{k+1}^2}{20} + \mathbf{v}_{k+1} \end{cases} \quad (28)$$

其中 $k = 1, 2, \dots, K$ 。

系统噪声 $\omega_k \sim N(0, 1)$, 观测噪声 \mathbf{v}_{k+1} 服从于混合高斯分布, 仿真步长 $K = 100$, 产生仿真数据初始真值 $\mathbf{x}_0 = 0.1$, Monte Carlo 仿真次数 $MC = 50$; 同时, 设定滤波初始值 $\hat{\mathbf{x}}_0 = 0$, $P_0 = 1$ 。

混合高斯分布是一种在主高斯分布附近存在对称干扰的分布^[10], 混合高斯噪声分布形式如式(29)所示:

$$p(\omega) = \frac{1-\varepsilon}{\sqrt{2\pi}} \exp(-\omega^2/2) + \frac{\varepsilon}{\sqrt{2\pi a}} \exp\left(-\frac{\omega^2}{2a^2}\right) \quad (29)$$

其中: $a^2 > 1$, 为干扰分布的方差。 ε 为混合高斯分布中的干扰因子, 在 $0 \sim 1$ 取值, 当 $\varepsilon = 0$ 时, 随机量严格符合高斯分布; 当 $0 < \varepsilon < 0.5$ 时, 干扰分布小于高斯分布, 此时是主高斯分布状态; 当 $0.5 \leq \varepsilon < 1$ 时, 因为干扰分布的比例已经超过了高斯分布的比例, 随机量的分布不能再被看作高斯分布; 当 $\varepsilon = 1$ 时, 说明当前随机量的分布完全未知。

以下分别通过仿真对比干扰因子和标准差对于观测量的影响。

3.2 对比实验

采用混合高斯分布仿真受污染的观测量, 分别设置混合高斯分布中干扰系数 $\varepsilon = 0.3, \varepsilon = 0.6$ 和方差 $a = 20, a = 40$, 调节因子 $\gamma = 1.345$ 。定义估计误差的均方差为:

$$T_{\text{MSE}}(MC) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K (\mathbf{x}_k(MC) - \hat{\mathbf{x}}_{k|k}(MC))^2 \quad (30)$$

实验 1 在干扰系数 $\varepsilon = 0.3$, 方差分别为 $a = 20$ 和 $a = 40$ 的情况。

在干扰系数 $\varepsilon < 0.5$ 时, 仍然可以将观测噪声看成是服从于主高斯分布的。当干扰系数 $\varepsilon = 0.3$, 方差分别为 $a = 20$ 和 $a = 40$ 时, 比较 UKF、传统的非线性鲁棒滤波(HUKF1)以及本文提出的非线性强跟踪鲁棒滤波(HUKF2)三种滤波方式估计效果。

从图 1 中可看出, 观测量在干扰强度比较小时(方差

$a = 20$), UKF 的估计精度要比 HUKF1 和 HUKF2 都要高, 因为在干扰较小时, 高斯分布的影响更为明显, 而基于最小方差估计准则的 UKF 会相对更优。当观测量在干扰强度明显增大时(方差 $a = 40$), UKF 的估计精度下降明显, 两种非线性鲁棒滤波精度要高于 UKF, 并且 HUKF2 的估计精度要高于 HUKF1 的。

表 1 给出了三种滤波估计方差, 无论干扰强度大小, 非线性鲁棒滤波估计方差都比 UKF 小, 这说明鲁棒滤波具有优于 UKF 的稳定性, 具有预判断的 HUKF2 的稳定性也比 HUKF1 的要好。以上仿真结果在一定程度上印证了 Simon^[13]阐述的对于受污染的观测量处理要比不作任何处理要好的结论。

表 1 实验 1 均值与估计方差结果

滤波方式	$a = 20$		$a = 40$	
	均值	估计方差	均值	估计方差
UKF	5.6780	7.0973	18.9811	57.2035
HUKF1	9.6845	3.1917	12.5734	12.7440
HUKF2	9.0566	2.5964	10.7601	8.7335

实验 2 非高斯强干扰环境下的情况。

对于在干扰系数 $\varepsilon > 0.5$ 的混合高斯分布下产生的观测量, 其观测噪声的分布就是属于非高斯分布。当干扰系数 $\varepsilon = 0.6$, 方差为 $a = 40$ 时, UKF、HUKF1、HUKF2 三种滤波估计效果如图 2 所示。

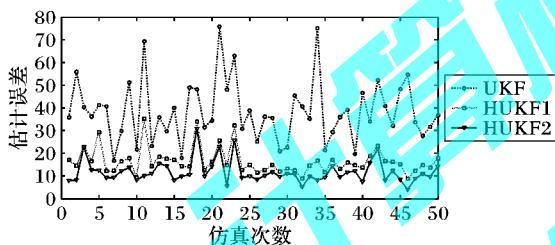


图 2 干扰系数 $\varepsilon = 0.6$, 方差 $a = 40$ 三种滤波估计误差比较

在非高斯强噪声干扰情况下, UKF 估计精度明显降低, HUKF2 的估计精度最高, 这是因为在非高斯强噪声干扰情况下, 不满足高斯滤波假设条件而使估计精度大大降低, 甚至是发散。基于 Huber 的非线性鲁棒滤波可以对受污染观测量进行重新构造, 所以在一定程度上提高了估计精度。但是, 由于受大量受污染观测量的影响, HUKF1 进行滤波更新中所受到的干扰影响比 HUKF2 更大, 从而使得滤波估计精度有所降低; 同实验 1 分析相同, 由于剔除了那些受污染影响大的观测量, 使得 HUKF2 的滤波过程受到干扰影响减小, 稳定性提高。

为了进一步说明 HUKF2 性能优势, 在该情况下进行多次仿真实验, 并任取三组仿真实验结果如表 2 所示。

表 2 非高斯强干扰情况下三组实验的均值与估计方差结果

滤波方式	第 1 组		第 2 组		第 3 组	
	均值	估计方差	均值	估计方差	均值	估计方差
UKF	37.3145	164.4774	38.5670	188.0247	40.1374	167.0976
HUKF1	16.2464	27.0598	16.4119	34.3730	14.6944	21.3023
HUKF2	12.6452	21.6834	11.7654	26.7738	10.8782	18.5556

从表 2 可知, 三组实验中 HUKF2 比 HUKF1 的均值分别减少了 22.2%、28.3%、26.0%, 估计精度平均提高了 25.5%; 估计方差分别减少了 19.9%、22.1%、12.9%, 平均降低了 18.3%。由此可看出本文方法是有效的。

4 结语

针对非线性滤波中, 当观测量为非高斯强干扰噪声影响情况时, 传统非线性滤波估计性能降低等问题, 本文在非线性鲁棒滤波(HUKF1)的研究基础上进行改进, 通过对受污染观测量预判断, 有区别地选择滤波更新中使用的观测量, 能够充分利用观测量中的有用信息, 尽量剔除有害信息, 在非高斯强干扰环境下提高了滤波的估计精度和稳定性。算法理论分析、仿真实验分析结果验证了本文提出算法的有效性。

参考文献:

- CHANG G. The research on nonlinear Kalman filtering algorithms and its application in attitude estimation problems [D]. Wuhan: Naval University of Engineering, 2011. (常国宾. 非线性 Kalman 滤波算法及其在姿态估计问题中的应用研究[D]. 武汉: 海军工程大学, 2011.)
- CHANG G, XU J, CHANG L, et al. New kind of robust Kalman filter [J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2012, 43(6): 754–759. (常国宾, 许江宁, 常路宾, 等. 一种新的鲁棒非线性卡尔曼滤波[J]. 南京航空航天大学学报, 2012, 43(6): 754–759.)
- CHANG L, HU B, CHANG G, et al. Robust derivative-free Kalman filter based on Huber's M-estimation methodology [J]. Journal of Process Control, 2013, 23(10): 1555–1561.
- LIANG D, YUAN L, CAI Z, et al. Vehicle navigation algorithm based on unscented Kalman filter sensor information fusion [J]. Journal of Computer Applications, 2013, 33(12): 3444–3448. (梁丁文, 袁磊, 蔡之华, 等. 基于无迹卡尔曼滤波传感器信息融合的车辆导航算法[J]. 计算机应用, 2013, 33(12): 3444–3448.)
- TIAN T, AN J, WANG A. Non-data-aided extended Kalman filter based carrier tracking loop in high dynamic environment [J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2013, 35(1): 64–66. (田甜, 安建平, 王爱华. 高动态环境下无数据辅助的扩展 Kalman 滤波载波跟踪环[J]. 电子与信息学报, 2013, 35(1): 64–66.)
- HUBER P J. Robust estimation of a location parameter [J]. Annals of Mathematical Statistics, 1964, 35(1): 73–101.
- BONCELET C G, DICKINSON B W. An approach to robust Kalman filtering [C]// Proceedings of the 22nd IEEE Conference on Decision and Control. Piscataway: IEEE Press, 1983: 304–305.
- KOVACEVIC V, DUROVIC Z, GLAVASKI S. On robust Kalman filtering [J]. International Journal of Control, 1992, 56(3): 547–562.
- KARLGAARD D, SCHaub H. Huber-based divided difference filtering [J]. Journal of Guidance, Control and Dynamics, 2007, 30(3): 885–891.
- CHANG L, HU B, CHANG G, et al. Huber-based novel robust unscented Kalman filter [J]. IET Science, Measurement and Technology, 2012, 6(6): 502–509.
- CHANG L, HU B, CHANG G, et al. Multiple outliers suppression derivative-free filter based on unscented transformation [J]. Journal of Guidance, Control and Dynamics, 2012, 35(6): 1902–1906.
- MARONNA R A, MARTIN D R, YOHAI V J. Robust statistics: theory and methods [M]. New York: John Wiley and Sons, 2006.
- SIMON D. Optimal state estimation: Kalman, H ∞ and nonlinear approaches [M]. New York: John Wiley and Sons, 2006.