

自识别自校准 Kalman 滤波方法

傅惠民, 杨海峰, 文歆磊

(北京航空航天大学 小样本技术研究中心, 北京 100191)

摘要: 在导航滤波、故障诊断等许多工程领域中, 受环境因素影响、模型和参数的选取不当等原因, 系统状态方程中往往含有未知输入 (系统误差), 传统的 Kalman 滤波方法无法消除这种未知输入的影响, 导致产生较大的滤波误差。为此, 提出一种自识别自校准 Kalman 滤波方法, 并分别对线性系统和非线性系统进行了详细讨论, 给出了相应的公式和滤波步骤。该方法能够自动识别状态方程中是否有未知输入, 当有未知输入时, 则能自动估计未知输入, 并对它进行补偿和修正。大量实例计算和仿真模拟表明, 与传统方法相比, 本文方法能够有效提高状态估计精度, 且计算简单, 便于工程应用。

关键词: Kalman 滤波; 未知输入; 自识别; 自校准; 深空探测; 故障诊断; 导航

中图分类号: V448

文献标识码: A

文章编号: 2095-7777(2019)04-0398-05

DOI:10.15982/j.issn.2095-7777.2019.04.013

引用格式: 傅惠民, 杨海峰, 文歆磊. 自识别自校准 Kalman 滤波方法[J]. 深空探测学报, 2019, 6 (4): 398-402.

Reference format: FU H M, YANG H F, WEN X L. Self-recognition and self-calibration Kalman filtering method[J]. Journal of Deep Space Exploration, 2019, 6 (4): 398-402.

引言

Kalman 滤波 (Kalman Filter, KF) 自 20 世纪 60 年代被提出以来, 在各工程领域得到了广泛应用^[1]。在其基础上, 扩展 Kalman 滤波 (Extended Kalman Filter, EKF)^[2-3]、无迹 Kalman 滤波 (Unscented Kalman Filter, UKF)^[4-7]、粒子滤波 (Particle Filter, PF)^[8]和秩滤波 (Rank Filter, RF)^[9-10]等方法也得到了长足发展。但是在工程实际中, 受到环境因素的影响、模型和参数的选取不当等原因, 状态方程往往受到未知输入的影响^[11-13], 结果导致较大滤波误差。针对有未知输入的情况, 傅惠民等分别针对线性系统和非线性系统提出了自校准 Kalman 滤波方法 (Self-Calibration Kalman Filter, SCKF)^[14]和自校准扩展 Kalman 滤波方法 (Self-Calibration Extended Kalman Filter, SCEKF)^[15], 能够对未知输入进行估计和修正, 从而有效提高滤波精度。

在此基础上, 本文进一步提出了一种自识别自校准 Kalman 滤波方法, 它首先能够对状态方程中是否有未知输入自动进行识别, 当存在未知输入时再对该未知

输入进行估计和补偿, 从而提高滤波精度。在工程实际中无论有无未知输入, 采用本文方法都优于传统 Kalman 滤波。

1 线性系统自识别自校准滤波方法

1.1 线性系统方程

工程上, 状态方程中含有未知输入的线性离散系统一般可表示为

$$\mathbf{X}_k = \Phi_{k-1} \mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{b}_{k-1} + \mathbf{W}_{k-1} \quad (1)$$

$$\mathbf{Z}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{X}_k + \mathbf{V}_k \quad (2)$$

其中: \mathbf{X}_k 表示 m 维系统状态向量; \mathbf{Z}_k 表示 n 维系统量测向量; \mathbf{b}_k 表示状态方程中的未知输入; Φ_k 和 \mathbf{H}_k 分别为系统状态矩阵和量测矩阵; \mathbf{W}_k 和 \mathbf{V}_k 分别为状态噪声向量和量测噪声向量, 其方差矩阵分别为 \mathbf{Q}_k 和 \mathbf{R}_k , 并且满足

$$\begin{cases} \mathbf{E}(\mathbf{W}_k) = \mathbf{0}, \mathbf{E}(\mathbf{W}_k \mathbf{W}_j^T) = \mathbf{Q}_k \delta_{kj} \\ \mathbf{E}(\mathbf{V}_k) = \mathbf{0}, \mathbf{E}(\mathbf{V}_k \mathbf{V}_j^T) = \mathbf{R}_k \delta_{kj} \\ \mathbf{E}(\mathbf{W}_k \mathbf{V}_j^T) = \mathbf{0} \end{cases} \quad (3)$$

其中: $\mathbf{E}(\cdot)$ 为数学期望符号; δ_{kj} 为 δ 函数, 当 $k=j$

收稿日期: 2019-06-13 修回日期: 2019-07-09

基金项目: 国家重点基础研究发展计划资助项目 (2012CB720000); 工信部 2018 年智能制造综合标准化《基于数字仿真的机械产品可靠性测试方法标准研究与试验验证》资助项目

时, $\delta_{k,j} = 1$, 当 $k \neq j$ 时, $\delta_{k,j} = 0$ 。

1.2 线性系统未知输入自识别自校准

由于状态方程中含有未知输入, 因此需要根据自校准原理对状态方程中的未知输入 \mathbf{b}_{k-1} 进行估计。

工程上, 当相邻两次滤波的时间间隔足够小时, 未知输入 \mathbf{b}_{k-1} 往往不会发生较大的变化。因此当 $k \geq 3$ 时, 状态方程中的未知输入 \mathbf{b}_{k-1} 可近似表示为

$$\mathbf{b}_{k-1} \approx \mathbf{b}_{k-2} \quad (4)$$

由式 (1) 和式 (4) 可得状态未知输入 \mathbf{b}_{k-1} 的初始估计值 $\hat{\mathbf{b}}_{k-1}^{(0)}$ 为

$$\hat{\mathbf{b}}_{k-1}^{(0)} = \hat{\mathbf{b}}_{k-2} = \hat{\mathbf{X}}_{k-1} - \Phi_{k-2} \hat{\mathbf{X}}_{k-2} \quad (5)$$

但是, $\hat{\mathbf{b}}_{k-1}^{(0)}$ 可能是由未知输入 (系统误差) 引起的, 也可能是由偶然误差引起的。因此, 需根据下式对 $\hat{\mathbf{b}}_{k-1}^{(0)}$ 进行判别, 得到 \mathbf{b}_{k-1} 的最终估计值 $\hat{\mathbf{b}}_{k-1}$ 为

$$\hat{\mathbf{b}}_{k-1,j} = \begin{cases} 0, & \text{当 } |\hat{\mathbf{b}}_{k-1,j}^{(0)}| < c\sigma_{k-1,j} \text{ 时} \\ \hat{\mathbf{b}}_{k-1,j}^{(0)}, & \text{当 } |\hat{\mathbf{b}}_{k-1,j}^{(0)}| \geq c\sigma_{k-1,j} \text{ 时} \end{cases} \quad j = 1, 2, \dots, m \quad (6)$$

$$\sigma_{k-1,j} = \sqrt{\mathbf{Q}_{k-1}(j,j)} \quad j = 1, 2, \dots, m \quad (7)$$

其中: $\hat{\mathbf{b}}_{k-1,j}$ 和 $\hat{\mathbf{b}}_{k-1,j}^{(0)}$ 分别为 $\hat{\mathbf{b}}_{k-1}$ 和 $\hat{\mathbf{b}}_{k-1}^{(0)}$ 的第 j 个分量; $\mathbf{Q}_{k-1}(j,j)$ 为方差矩阵 \mathbf{Q}_{k-1} 第 j 行、第 j 列的元素; c 为根据工程需要确定的偶然误差影响阈值调节参数, 通常可以取 3, 2, 1 或 0 等。

1.3 线性系统滤波步骤

首先进行滤波初始化

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

$$\mathbf{P}_0 = \mathbf{E}\left[(\mathbf{X}_0 - \hat{\mathbf{X}}_0)(\mathbf{X}_0 - \hat{\mathbf{X}}_0)^T\right] \quad (9)$$

当 $k = 1, 2$ 时, 一步预测为

$$\hat{\mathbf{X}}_{k/(k-1)} = \Phi_{k-1} \hat{\mathbf{X}}_{k-1} \quad (10)$$

一步预测误差协方差矩阵为

$$\mathbf{P}_{k/(k-1)} = \Phi_{k-1} \mathbf{P}_{k-1} \Phi_{k-1}^T + \mathbf{Q}_{k-1} \quad (11)$$

状态估计为

$$\hat{\mathbf{X}}_k = \hat{\mathbf{X}}_{k/(k-1)} + \mathbf{K}_k (\mathbf{Z}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{X}}_{k/(k-1)}) \quad (12)$$

状态估计误差协方差矩阵为

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_{k/(k-1)} \quad (13)$$

滤波增益矩阵 \mathbf{K}_k 由下式给出

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k/(k-1)} \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k/(k-1)} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \quad (14)$$

当 $k \geq 3$ 时, 首先通过自识别自校准得到未知输入估计 \mathbf{b}_{k-1} , 然后按下面步骤进行 Kalman 滤波, 一步预测为

$$\hat{\mathbf{X}}_{k/(k-1)} = \Phi_{k-1} \hat{\mathbf{X}}_{k-1} + \hat{\mathbf{b}}_{k-1} \quad (15)$$

一步预测误差协方差矩阵为

$$\mathbf{P}_{k/(k-1)} = \Phi_{k-1} \mathbf{P}_{k-1} \Phi_{k-1}^T + \mathbf{Q}_{k-1} + \mathbf{\Omega}_{k-1} + \mathbf{\Omega}_{k-1}^T + \mathbf{\Omega}_{k-1}^* \quad (16)$$

式中

$$\mathbf{\Omega}_{k-1} = \Phi_{k-1} [\mathbf{P}_{k-1} - \mathbf{S}_{k-1} \Phi_{k-2}^T - (\mathbf{I} - \mathbf{K}_{k-1} \mathbf{H}_{k-1}) \mathbf{Q}_{k-2}] \mathbf{T}_{k-1} \quad (17)$$

$$\mathbf{\Omega}_{k-1}^* = \mathbf{T}_{k-1} [\mathbf{P}_{k-1} + \Phi_{k-2} \mathbf{P}_{k-2} \Phi_{k-2}^T + \mathbf{Q}_{k-2} - \mathbf{S}_{k-1} \Phi_{k-2}^T - (\mathbf{I} - \mathbf{K}_{k-1} \mathbf{H}_{k-1}) \mathbf{Q}_{k-2} - \Phi_{k-2} \mathbf{S}_{k-1}^T - \mathbf{Q}_{k-2}^T (\mathbf{I} - \mathbf{K}_{k-1} \mathbf{H}_{k-1})^T] \mathbf{T}_{k-1} \quad (18)$$

其中: \mathbf{I} 为单位矩阵; \mathbf{T}_{k-1} 为当 $\mathbf{b}_{k-1,j} \neq 0$ 时第 j 行、第 j 列元素为 1, 当 $\mathbf{b}_{k-1,j} = 0$ 时第 j 行、第 j 列元素为 0, 其余非对角线上元素均为 0 的对角矩阵; \mathbf{S}_{k-1} 为

$$\mathbf{S}_{k-1} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_{k-1} \mathbf{H}_{k-1}) \left\{ \Phi_{k-2} \mathbf{P}_{k-2} + \mathbf{T}_{k-2} [\mathbf{P}_{k-2} - \Phi_{k-3} \mathbf{S}_{k-2}^T - \mathbf{Q}_{k-3} (\mathbf{I} - \mathbf{K}_{k-2} \mathbf{H}_{k-2})^T] \right\} \quad (19)$$

$$\mathbf{S}_1 = \mathbf{P}_1 \quad (20)$$

其中: 状态估计 $\hat{\mathbf{X}}_k$ 、状态估计误差协方差矩阵 \mathbf{P}_k 和滤波增益矩阵 \mathbf{K}_k 分别由式 (12) ~ (14) 给出。

2 非线性系统自识别自校准滤波方法

2.1 非线性系统方程

工程上, 状态方程中含有未知输入的非线性离散系统一般可表示为

$$\mathbf{X}_k = \mathbf{f}_{k-1}(\mathbf{X}_{k-1}) + \mathbf{b}_{k-1} + \mathbf{W}_{k-1} \quad (21)$$

$$\mathbf{Z}_k = \mathbf{h}_k(\mathbf{X}_k) + \mathbf{V}_k \quad (22)$$

其中: $\mathbf{f}_k(\cdot)$ 和 $\mathbf{h}_k(\cdot)$ 均为非线性向量函数; \mathbf{X}_k , \mathbf{Z}_k , \mathbf{b}_k , \mathbf{W}_k 和 \mathbf{V}_k 的意义与式 (1) 和式 (2) 相同。

2.2 非线性系统未知输入自识别自校准

同样, 当 $k \geq 3$ 时, 由式 (4) 和式 (21), 可得状态未知输入 \mathbf{b}_{k-1} 的初始估计值 $\hat{\mathbf{b}}_{k-1}^{(0)}$ 为

$$\hat{\mathbf{b}}_{k-1}^{(0)} = \hat{\mathbf{b}}_{k-2} = \hat{\mathbf{X}}_{k-1} - \mathbf{f}_{k-2}(\hat{\mathbf{X}}_{k-2}) \quad (23)$$

考虑到偶然误差的影响, \mathbf{b}_{k-1} 的估计值 $\hat{\mathbf{b}}_{k-1}$ 仍由式 (6) 给出。

2.3 非线性系统滤波步骤

首先按照式 (8) ~ (9) 进行滤波初始化。由于状态估计误差的协方差信息无法直接通过非线性方程进行递归运算, 需对式 (21) ~ (22) 的非线性系统方程进行线性化。

对式 (21) 在 $\hat{\mathbf{X}}_{k-1}$ 处进行泰勒展开, 对式 (22) 在 $\hat{\mathbf{X}}_{k/(k-1)}$ 处进行泰勒展开, 均保留一阶项, 得到

$$\mathbf{X}_k = \Phi_{k-1} \mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{U}_{X,k-1} + \mathbf{b}_{k-1} + \mathbf{W}_{k-1} \quad (24)$$

式中

$$Z_k = H_k X_k + U_{Z,k} + V_k \quad (25)$$

$$\Phi_{k-1} = \left. \frac{\partial f_{k-1}}{\partial X} \right|_{X=\hat{X}_{k-1}} \quad (26)$$

$$H_k = \left. \frac{\partial h_k}{\partial X} \right|_{X=\hat{X}_{k/(k-1)}} \quad (27)$$

$$U_{X,k-1} = f_{k-1}(\hat{X}_{k-1}) - \Phi_{k-1} \hat{X}_{k-1} \quad (28)$$

$$U_{Z,k} = h_k(\hat{X}_{k/(k-1)}) - H_k \hat{X}_{k/(k-1)} \quad (29)$$

当 $k = 1, 2$ 时, 一步预测为

$$\hat{X}_{k/(k-1)} = f_{k-1}(\hat{X}_{k-1}) \quad (30)$$

一步预测误差协方差矩阵 $P_{k/(k-1)}$ 由式 (11) 计算。状态估计为

$$\hat{X}_k = \hat{X}_{k/(k-1)} + K_k [Z_k - h_k(\hat{X}_{k/(k-1)})] \quad (31)$$

状态估计误差协方差矩阵 P_k 和滤波增益矩阵 K_k 分别由式 (13) 和式 (14) 给出。

当 $k \geq 3$ 时, 一步预测为

$$\hat{X}_{k/(k-1)} = f_{k-1}(\hat{X}_{k-1}) + \hat{b}_{k-1} \quad (32)$$

一步预测误差协方差矩阵 $P_{k/(k-1)}$ 由式 (16) 给出, 状态估计 \hat{X}_k 和状态估计误差协方差矩阵 P_k 则分别由式 (31) 和式 (13) 计算。

3 仿真算例

3.1 线性系统算例

考虑如下的线性系统

$$\begin{cases} X_k = 1.02X_{k-1} + b_{k-1} + w_{k-1} \\ Z_k = 2X_k + v_k \end{cases}$$

其中: X_k 表示系统状态值 (状态初值 $X_0 = 1$); Z_k 为量测值; w_k 和 v_k 分别是服从高斯分布的零均值状态偶然误差和量测偶然误差, 且分别对应方差 $Q_k = 1$ 、 $R_k = 10$ 、 b_{k-1} 为状态方程中的未知输入, 其取值为

$$b_{k-1} = \begin{cases} 0, & \text{当 } 1 \leq k \leq 100 \text{ 时} \\ 6 + (k - 100)/25, & \text{当 } 101 \leq k \leq 200 \text{ 时} \\ 10 - (k - 200)/25, & \text{当 } 201 \leq k \leq 300 \text{ 时} \\ 0, & \text{当 } 301 \leq k \leq 400 \text{ 时} \end{cases}$$

分别采用线性 Kalman 滤波方法和本文方法 ($c = 2$) 进行滤波, 取滤波初始值 $\hat{X}_0 = 2$, 误差方差初始值 $P_0 = 10$ 。对系统进行 500 次蒙特卡洛仿真模拟, 分别求得本文方法与线性 Kalman 滤波的均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE) 如图 1 所示, 均方根误差的均值如表 1 所示。

从表 1 和图 1 可以看到, 当系统状态方程受到未知输入影响时, 本文方法可以发挥自识别自校准的优

势, 自动对其进行估计和补偿, 其滤波精度比线性 Kalman 滤波提高了 4 倍多。而当没有未知输入时, 又与线性 Kalman 滤波结果相同。

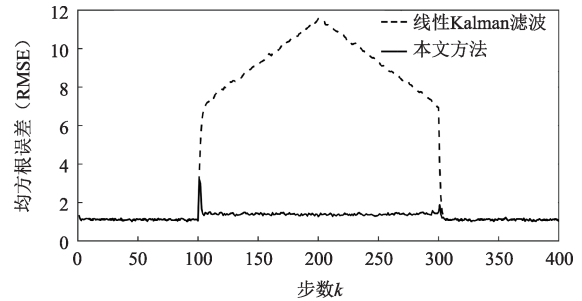


图 1 本文方法与线性 Kalman 滤波均方根误差比较
Fig. 1 RMSEs comparison of proposed method and linear KF

表 1 本文方法与线性 Kalman 滤波均方根误差均值比较
Table 1 RMSEs mean comparison of proposed method and linear KF

方法	均方根误差均值
本文方法	1.27
线性 Kalman 滤波	5.16

3.2 非线性系统算例

考虑如下的非线性系统

$$\begin{cases} X_k = (X_{k-1})^{4/5} + 0.7X_{k-1} + b_{k-1} + w_{k-1} \\ Z_k = (X_k)^{2/3} + 0.9X_k + v_k \end{cases}$$

状态初值 $X_0 = 100$, w_k 和 v_k 分别对应方差 $Q_k = 1$ 和 $R_k = 10$, 未知输入 b_{k-1} 的取值为

$$b_{k-1} = \begin{cases} 0, & \text{当 } 1 \leq k \leq 50 \text{ 时} \\ -10, & \text{当 } 51 \leq k \leq 100 \text{ 时} \end{cases}$$

分别采用扩展 Kalman 滤波方法和本文方法 ($c = 3$) 进行滤波, 取滤波初始值 $\hat{X}_0 = 101$, 误差方差初始值 $P_0 = 100$ 。对系统进行 500 次蒙特卡洛仿真模拟, 分别求得本文方法与线性 Kalman 滤波的均方根误差如图 2 所示, 均方根误差的均值如表 2 所示。由图 2 与表 2 可以得到与前一算例相同的结论。

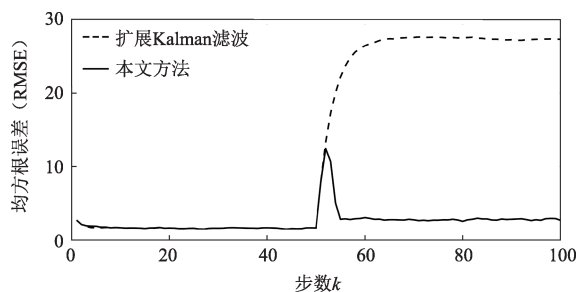


图 2 本文方法与扩展 Kalman 滤波均方根误差比较
Fig. 2 RMSEs comparison of proposed method and EKF

表2 本文方法与扩展 Kalman 滤波均方根误差均值比较
Table 2 RMSE means comparison of proposed method and EKF

方法	均方根误差均值
本文方法	2.45
线性 Kalman 滤波	13.84

4 结 论

本文提出的自识别自校准 Kalman 滤波方法, 能够自动识别、估计并补偿状态方程中的未知输入(系统误差), 有效提高滤波精度。文中分别对线性系统和非线性系统的自识别自校准滤波方法进行了详细讨论, 给出了相应的公式和滤波步骤。

大量实例计算和仿真模拟表明: 当有未知输入时, 本文方法可以得到比传统 Kalman 滤波高得多的滤波精度; 而当没有未知输入时, 又能自动退回传统 Kalman 滤波。无论有无未知输入, 工程上采用本文方法都优于传统 Kalman 滤波。

参 考 文 献

- [1] KALMAN R E. A new approach linear filtering and prediction problems[J]. Journal of Fluids Engineering, 1960, 82(1): 35-45.
- [2] SUNAHARA Y. An approximate method of state estimation for nonlinear dynamical systems[J]. Journal of Basic Engineering, 1970, 92(2): 385-393.
- [3] FUJIMOTO O, OKITA Y, OZAKI S. Nonlinearity compensation extended Kalman filter and its application to target motion[J]. Oki Technical Review, 1997, 63(159): 1-12.
- [4] JULIER S J, UHLMANN J K. A new extension of Kalman filter to nonlinear systems[C]//Proceedings of 11th International Symposium Aerospace/Defense Sensing, Simulation and Controls. Orlando: SPIE, 1997.
- [5] JULIER S J, UHLMANN J K, DURRANT-WHYTE H F. A new method for the nonlinear transformation of means and covariances in filters and estimators[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2000, 45(3): 477-482.
- [6] JULIER S J, UHLMANN J K. Unscented filtering and nonlinear estimation[J]. Proceedings of the IEEE, 2004, 92(3): 401-423.
- [7] SIMON D. Optimal state estimation Kalman H_∞ and nonlinear approaches[M]. Hoboken, US: John Wiley & Sons, 2006.
- [8] PITT M, SHEPHARD N. Filtering via simulation: auxiliary particle filters[J]. Journal of the American Statistical Association, 1999, 94(446): 590-599.
- [9] 傅惠民, 肖强, 吴云章, 等. 秩滤波方法[J]. 机械强度, 2014, 36(4): 521-526.
FU H M, XIAO Q, WU Y Z, et al. Rank filter method[J]. Journal of Mechanical Strength, 2014, 36(4): 521-526.
- [10] 傅惠民, 肖强, 姜泰山, 等. 非线性非高斯秩滤波方法[J]. 航空动力学报, 2015, 30(10): 2318-2322.
FU H M, XIAO Q, LOU T S, et al. Nonlinear and non-Gaussian rank filter method[J]. Journal of Aerospace Power, 2015, 30(10): 2318-2322
- [11] BLANLE M, KINNAERT M, LUNZE J, et al. Diagnosis and fault-tolerant control[M]. Berlin, Germany: Springer, 2006.
- [12] CHEN J, PATTON R. Robust model-based fault diagnosis for dynamic systems[M]. Norwell, MA, US: Kluwer Academic Publishers, 1999.
- [13] GILLIJNS S, MOOR B D. Unbiased minimum variance input and state estimation for linear discrete-time systems[J]. Automatic, 2007, 43(1): 111-116.
- [14] 傅惠民, 吴云章, 姜泰山, 等. 自校准 Kalman 滤波方法[J]. 航空动力学报, 2014, 29(6): 1363-1368.
FU H M, WU Y Z, LOU T S, et al. Self-calibration Kalman filter method[J]. Journal of Aerospace Power, 2014, 29(6): 1363-1368.
- [15] 傅惠民, 姜泰山, 肖强, 等. 自校准扩展 Kalman 滤波方法[J]. 航空动力学报, 2014, 29(11): 2710-2715.
FU H M, LOU T S, XIAO Q, et al. Self-calibration extended Kalman filter method[J]. Journal of Aerospace Power, 2014, 29(11): 2710-2715.

作者简介:

傅惠民(1956-), 男, 教授, 博士生导师, “长江学者”奖励计划特聘教授, 主要研究方向: 小样本信息技术、信号分析与处理、数据融合方法、可靠性及估计理论等。

通信地址: 北京航空航天大学小样本技术研究中心(100191)

电话: (010)82315945

E-mail: fuhuimin@263.net

Self-Recognition and Self-Calibration Kalman Filtering Method

FU Huimin, YANG Haifeng, WEN Xinlei

(Research Center of Small Sample Technology, Beihang University, Beijing 100083, China)

Abstract: In many engineering fields, such as deep space exploration, navigation, fault diagnosis and so on, due to the influence of environmental factors, improper selection of models and parameters, the system state equation often contains unknown inputs (systematical errors). Traditional Kalman filters cannot eliminate the influence of unknown inputs, resulting in larger filtering errors. In this paper, a self-recognition and self-calibration Kalman filtering method is proposed. The linear and non-linear systems are discussed, and the corresponding formulas and filtering steps are given. This method can automatically recognize whether there are unknown inputs in the state equation. When there are unknown inputs, they can be automatically estimated, compensated and corrected them. A large number of examples and simulation results show that compared with the traditional method, the proposed method can effectively improve the accuracy of state estimations, and the calculation is simple, which is convenient for engineering application.

Key words: Kalman filter; unknown inputs; self-recognition; self-calibration; deep space exploration; fault diagnosis; navigation

High lights:

- The proposed method can automatically recognize unknown inputs (systematical errors) in state equations.
- When state equations contain unknown inputs, the proposed method can automatically estimate and compensate them to eliminate their influences, improving the filtering accuracy.
- For linear and non-linear systems, the formulas and calculation steps of self-recognition and self-calibration filtering are proposed respectively.

[责任编辑: 杨晓燕, 英文审校: 朱恬]