

# 量测数据自校准融合方法

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:** 提出了一种量测数据自校准融合方法, 给出量测数据系统误差(未知输入)的自识别自校准公式与计算步骤, 能够自动对量测数据中事先无法校准的系统误差进行识别、估计、补偿和修正, 从而减小系统误差的影响。建立多传感器的数据融合公式与计算步骤, 进而降低偶然误差的影响。分别对线性系统和非线性系统进行了详细讨论, 并进行了大量实例计算和仿真模拟验证。从两个算例计算结果可以看出: 该方法的相对误差至少要比传统方法减小 45%, 且计算简单, 便于工程应用。

**关 键 词:** 量测; 自校准; 数据融合; 系统误差; 故障诊断; 信号处理

**中图分类号:** V448; O231 **文献标志码:** A

## Measurement data self-calibration fusion method

FU Huimin, YANG Haifeng, WEN Xinlei

(Research Center of Small Sample Technology,

Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191, China)

**Abstract:** A measurement data self-calibration fusion method was proposed. Self-recognition self-calibration formulas and computational procedures of the systematic error (unknown input) in measurement data were given, enabling to automatically identify, estimate, compensate and correct the systematic error, so as to reduce its influence. Formulas and computational procedures of multi-sensor data fusion were established to further reduce the influence of random errors. The linear system and the non-linear system were discussed in detail respectively, and a large number of exemplifications and simulations were carried out. It can be seen in two examples that the relative error of the proposed method is at least 45% less than that of the traditional method, and the calculation is simple, and well-suited for engineering applications.

**Key words:** measurement; self-calibration; data fusion; systematic error; fault diagnosis; signal processing

随着科学技术的不断进步, 各类科学研究与工程实际对量测精度提出了越来越高的要求, 以往依靠单一量测设备的方案其局限性愈发明显<sup>[1]</sup>。而基于多传感器的组合量测方案得益于多种信息源的相互补充, 逐渐成为量测技术发展的必然选择<sup>[2-6]</sup>。

由于受到环境、故障、未知输入等因素影响, 量测设备通常不可避免地存在系统误差<sup>[7-12]</sup>, 这种误差有的可以事先校准, 有的则事先无法校准。长期以来, 国内外围绕多传感器的数据融合已开

收稿日期:2019-05-13

基金项目:国家重点基础研究发展计划(2012CB720000)

作者简介:傅惠民(1956—),男,教授、博士,主要从事小样本信息技术、自校准技术、数据融合方法、可靠性及估计理论研究。

引用格式:傅惠民,杨海峰,文歆磊. 量测数据自校准融合方法[J]. 航空动力学报, 2019, 34(8):1759-1763. FU Huimin, YANG Haifeng, WEN Xinlei. Measurement data self-calibration fusion method[J]. Journal of Aerospace Power, 2019, 34(8): 1759-1763.

展了一系列研究,取得了长足的进展,如面向多源数据融合的贝叶斯估计方法<sup>[13]</sup>、基于加权最小二乘的传感器数据融合方法<sup>[14]</sup>、基于神经网络的数据融合处理方法<sup>[15-17]</sup>等。但是,数据融合方法通常只着眼于多传感器之间的数据融合和偶然误差减小,而忽视了事先无法校准的系统误差的消除,严重影响量测精度的提高。为此,本文提出一种量测数据自校准融合方法,通过自校准技术<sup>[18-20]</sup>,能够自动对量测数据中的系统误差进行识别、估计、补偿和修正,从而提高状态的估计精度。

## 1 线性系统量测数据自校准融合方法

### 1.1 线性量测方程

工程上,线性量测方程一般可以分为有系统误差和没有系统误差两大类,即可表示为

$$\mathbf{Y}_k = \mathbf{H}_{Y,k} \mathbf{X}_k + \mathbf{d}_k + \mathbf{V}_{Y,k} \quad (1)$$

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

式(1)是含系统误差的量测方程,这种系统误差(如未知输入、环境因素影响等)事先无法校准;式(2)为不含系统误差的量测方程。式中  $\mathbf{X}_k$  为  $m$  维状态向量,  $\mathbf{Y}_k$  为含有系统误差的  $n_Y$  维量测向量,  $\mathbf{Z}_k$  为  $n_Z$  维不含系统误差的无偏量测向量,  $\mathbf{d}_k$  为  $n_Y$  维未知量测系统误差向量;  $\mathbf{H}_{Y,k}$  与  $\mathbf{H}_{Z,k}$  均为量测转换矩阵;  $\mathbf{V}_{Y,k}$  和  $\mathbf{V}_{Z,k}$  是均值为零,方差矩阵分别为  $\mathbf{R}_{Y,k}$  和  $\mathbf{R}_{Z,k}$  的量测偶然误差向量,并且满足

$$\begin{cases} E(\mathbf{V}_{Y,k}) = \mathbf{0}, E(\mathbf{V}_{Y,k} \mathbf{V}_{Y,j}^T) = \mathbf{R}_{Y,k} \delta_{k,j} \\ E(\mathbf{V}_{Z,k}) = \mathbf{0}, E(\mathbf{V}_{Z,k} \mathbf{V}_{Z,j}^T) = \mathbf{R}_{Z,k} \delta_{k,j} \\ E(\mathbf{V}_{Y,k} \mathbf{V}_{Z,j}^T) = \mathbf{0} \end{cases} \quad (3)$$

式中  $E(\cdot)$  为数学期望符号,  $\delta_{k,j}$  为  $\delta$  函数,当  $k=j$  时,  $\delta_{k,j}=1$ ,当  $k \neq j$  时,  $\delta_{k,j}=0$ 。

### 1.2 系统误差自识别自校准方法

由于  $\mathbf{Y}_k$  中含有系统误差,如果直接将其与  $\mathbf{Z}_k$  融合,所得状态估计将不是无偏估计,因此需要根据自校准原理对量测系统误差  $\mathbf{d}_k$  进行估计。

当相邻两次测量的时间间隔足够小时,量测系统误差  $\mathbf{d}_k$  往往不会发生较大的变化。因此,当  $k \geq 2$  时,系统误差  $\mathbf{d}_k$  可近似表示为

$$\mathbf{d}_k \approx \mathbf{d}_{k-1} \quad (4)$$

首先,由式(1)和式(4)可得系统误差向量  $\mathbf{d}_k$  的初始估计值  $\hat{\mathbf{d}}_k^{(0)}$  为

$$\hat{\mathbf{d}}_k^{(0)} = \hat{\mathbf{d}}_{k-1} = \mathbf{Y}_{k-1} - \mathbf{H}_{Y,k-1} \hat{\mathbf{X}}_{k-1} \quad (5)$$

然后,考虑到偶然误差影响,系统误差向量  $\mathbf{d}_k$  的估计值  $\hat{\mathbf{d}}_k$  由下式给出:

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

$$\sigma_{k,j} = \sqrt{\mathbf{R}_{Y,k}(j,j)} \quad j = 1, 2, \dots, n_Y \quad (7)$$

式中  $\hat{\mathbf{d}}_{k,j}$  和  $\hat{\mathbf{d}}_{k,j}^{(0)}$  分别为  $\hat{\mathbf{d}}_k$  和  $\hat{\mathbf{d}}_k^{(0)}$  的第  $j$  个分量,  $\mathbf{R}_{Y,k}(j,j)$  为方差矩阵  $\mathbf{R}_{Y,k}$  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  $c$  可以取 3、2、1 或 0 等。

### 1.3 量测数据融合方法

在量测系统误差  $\mathbf{d}_k$  自校准估计完成后,可以对量测数据进行融合,步骤如下:

当  $k=1$  时,只通过无偏量测数据  $\mathbf{Z}_k$  进行状态估计,根据加权最小二乘原理可得

$$\hat{\mathbf{X}}_k = (\mathbf{H}_{Z,k}^T \mathbf{R}_{Z,k}^{-1} \mathbf{H}_{Z,k})^{-1} \mathbf{H}_{Z,k}^T \mathbf{R}_{Z,k}^{-1} \mathbf{Z}_k \quad (8)$$

相应地,估计误差协方差矩阵为

$$\mathbf{P}_{X,k} = (\mathbf{H}_{Z,k}^T \mathbf{R}_{Z,k}^{-1} \mathbf{H}_{Z,k})^{-1} \mathbf{H}_{Z,k}^T \mathbf{R}_{Z,k}^{-1} \mathbf{R}_{Z,k} \times [(\mathbf{H}_{Z,k}^T \mathbf{R}_{Z,k}^{-1} \mathbf{H}_{Z,k})^{-1} \mathbf{H}_{Z,k}^T \mathbf{R}_{Z,k}^{-1}]^T \quad (9)$$

当  $k \geq 2$  时,首先对  $\mathbf{Y}_k$  中的系统误差进行补偿,得到修正后的量测数据  $\mathbf{Y}_k^*$

$$\mathbf{Y}_k^* = \mathbf{Y}_k - \hat{\mathbf{d}}_k \quad (10)$$

再基于加权最小二乘原理将  $\mathbf{Y}_k^*$  与  $\mathbf{Z}_k$  进行融合,进而得到最终的状态估计  $\hat{\mathbf{X}}_k$  和估计误差协方差矩阵  $\mathbf{P}_{X,k}$

$$\hat{\mathbf{X}}_k = (\mathbf{H}_k^T \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{H}_k)^{-1} \mathbf{H}_k^T \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{M}_k \quad (11)$$

$$\mathbf{P}_{X,k} = (\mathbf{H}_k^T \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{H}_k)^{-1} \mathbf{H}_k^T \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{R}_k \times [(\mathbf{H}_k^T \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{H}_k)^{-1} \mathbf{H}_k^T \mathbf{R}_k^{-1}]^T \quad (12)$$

式中

$$\mathbf{H}_k = (\mathbf{H}_{Y,k}^T, \mathbf{H}_{Z,k}^T)^T \quad (13)$$

$$\mathbf{R}_k = \text{diag}(\mathbf{P}_{Y^*,k}, \mathbf{R}_{Z,k}) \quad (14)$$

$$\mathbf{M}_k = [(\mathbf{Y}_k^*)^T, \mathbf{Z}_k^T]^T \quad (15)$$

其中  $\mathbf{P}_{Y^*,k}$  为修正后量测向量  $\mathbf{Y}_k^*$  的协方差矩阵,由下式计算得到:

$$\mathbf{P}_{Y^*,k} = \mathbf{R}_{Y,k} + \mathbf{T}[\mathbf{H}_{Y,k-1} \mathbf{P}_{X,k-1} (\mathbf{H}_{Y,k-1})^T + \mathbf{R}_{Y,k-1}] \mathbf{T} \quad (16)$$

式中  $\mathbf{T}$  为当  $\hat{\mathbf{d}}_{k,j} \neq 0$  时第  $j$  行、第  $j$  列元素为 1,当  $\hat{\mathbf{d}}_{k,j} = 0$  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。

## 2 非线性系统量测数据自校准融合方法

### 2.1 非线性量测方程

工程中非线性量测方程一般可以表示为

$$\mathbf{Y}_k = \mathbf{h}_{Y,k}(\mathbf{X}_k) + \mathbf{d}_k + \mathbf{V}_{Y,k} \quad (17)$$

$$\mathbf{Z}_k = \mathbf{h}_{Z,k}(\mathbf{X}_k) + \mathbf{V}_{Z,k} \tag{18}$$

同样,式(17)是含系统误差的量测方程,式(18)为不含系统误差的量测方程。式中 $\mathbf{h}_{Y,k}(\cdot)$ 与 $\mathbf{h}_{Z,k}(\cdot)$ 为非线性向量函数; $\mathbf{X}_k$ 、 $\mathbf{Y}_k$ 、 $\mathbf{Z}_k$ 、 $\mathbf{d}_k$ 、 $\mathbf{V}_{Y,k}$ 和 $\mathbf{V}_{Z,k}$ 的意义与式(1)和式(2)一致。

2.2 非线性方程系统误差自识别自校准方法

同样,当 $k \geq 2$ 时,由式(4)和式(17),可得系统误差向量 $\mathbf{d}_k$ 的初始估计值 $\hat{\mathbf{d}}_k^{(0)}$ 为

$$\hat{\mathbf{d}}_k^{(0)} = \hat{\mathbf{d}}_{k-1} = \mathbf{Y}_{k-1} - \mathbf{h}_{Y,k-1}(\hat{\mathbf{X}}_{k-1}) \tag{19}$$

考虑到偶然误差的影响,系统误差向量 $\mathbf{d}_k$ 的估计值 $\hat{\mathbf{d}}_k$ 仍由式(6)给出。

2.3 非线性量测数据融合方法

由于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,因此首先需对式(17)~式(18)的非线性量测方程进行线性化。

当 $k \geq 2$ 时,分别对式(17)和式(18)在 $\hat{\mathbf{X}}_{k-1}$ 处进行泰勒展开并保留 1 阶项,得到

$$\mathbf{Y}_k = \mathbf{H}_{Y,k} \mathbf{X}_k + \mathbf{U}_{Y,k} + \mathbf{d}_k + \mathbf{V}_{Y,k} \tag{20}$$

$$\mathbf{Z}_k = \mathbf{H}_{Z,k} \mathbf{X}_k + \mathbf{U}_{Z,k} + \mathbf{V}_{Z,k} \tag{21}$$

式中

$$\mathbf{H}_{Y,k} = \left. \frac{\partial \mathbf{h}_{Y,k}}{\partial \mathbf{X}} \right|_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{X}}_{k-1}} \tag{22}$$

$$\mathbf{H}_{Z,k} = \left. \frac{\partial \mathbf{h}_{Z,k}}{\partial \mathbf{X}} \right|_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{X}}_{k-1}} \tag{23}$$

$$\mathbf{U}_{Y,k} = \mathbf{h}_{Y,k}(\hat{\mathbf{X}}_{k-1}) - \mathbf{H}_{Y,k} \hat{\mathbf{X}}_{k-1} \tag{24}$$

$$\mathbf{U}_{Z,k} = \mathbf{h}_{Z,k}(\hat{\mathbf{X}}_{k-1}) - \mathbf{H}_{Z,k} \hat{\mathbf{X}}_{k-1} \tag{25}$$

线性化完成后,非线性量测数据融合的一般步骤如下:

当 $k=1$ 时,只通过 $\mathbf{Z}_k$ 进行状态估计

$$\hat{\mathbf{X}}_1 = \mathbf{h}_{Z,1}^{-1}(\mathbf{Z}_1) \tag{26}$$

式中 $\mathbf{h}_{Z,1}^{-1}(\cdot)$ 表示非线性向量函数 $\mathbf{h}_{Z,1}(\cdot)$ 的逆函数。对于逆函数求解过程复杂的情况,可通过数值计算得到 $\hat{\mathbf{X}}_1$ 。

由式(22)求得 $\mathbf{H}_{Z,2}$ ,并令 $\mathbf{H}_{Z,1} = \mathbf{H}_{Z,2}$ ,则此时估计误差协方差矩阵为

$$\mathbf{P}_{X,1} = (\mathbf{H}_{Z,1}^T \mathbf{R}_{Z,1}^{-1} \mathbf{H}_{Z,1})^{-1} \mathbf{H}_{Z,1}^T \mathbf{R}_{Z,1}^{-1} \mathbf{R}_{Z,1} \times [(\mathbf{H}_{Z,1}^T \mathbf{R}_{Z,1}^{-1} \mathbf{H}_{Z,1})^{-1} \mathbf{H}_{Z,1}^T \mathbf{R}_{Z,1}^{-1}]^T \tag{27}$$

当 $k \geq 2$ 时,首先对 $\mathbf{Y}_k$ 中的系统误差进行补偿,得到修正后的量测数据 $\mathbf{Y}_k^*$

$$\mathbf{Y}_k^* = \mathbf{Y}_k - \hat{\mathbf{d}}_k \tag{28}$$

再基于加权最小二乘原理将 $\mathbf{Y}_k^*$ 与 $\mathbf{Z}_k$ 进行融合,进而得到最终的状态估计 $\hat{\mathbf{X}}_k$ 和估计误差协方差矩阵 $\mathbf{P}_{X,k}$

$$\hat{\mathbf{X}}_k = (\mathbf{H}_k^T \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{H}_k)^{-1} \mathbf{H}_k^T \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{M}_k \tag{29}$$

$$\mathbf{P}_{X,k} = (\mathbf{H}_k^T \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{H}_k)^{-1} \mathbf{H}_k^T \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{R}_k \times [(\mathbf{H}_k^T \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{H}_k)^{-1} \mathbf{H}_k^T \mathbf{R}_k^{-1}]^T \tag{30}$$

式中

$$\mathbf{H}_k = (\mathbf{H}_{Y,k}^T, \mathbf{H}_{Z,k}^T)^T \tag{31}$$

$$\mathbf{R}_k = \text{diag}(\mathbf{P}_{Y^*,k}, \mathbf{R}_{Z,k}) \tag{32}$$

$$\mathbf{M}_k = [(\mathbf{Y}_k^* - \mathbf{U}_{Y,k})^T, (\mathbf{Z}_k - \mathbf{U}_{Z,k})^T]^T \tag{33}$$

其中 $\mathbf{P}_{Y^*,k}$ 为修正后量测向量 $\mathbf{Y}_k^*$ 的协方差矩阵,由式(16)计算得到。

3 仿真算例

3.1 线性系统算例

考虑如下的线性量测系统:

$$\mathbf{Y}_k = 2\mathbf{X}_k + \mathbf{d}_k + \mathbf{v}_{Y,k} \tag{34}$$

$$\mathbf{Z}_k = 2\mathbf{X}_k + \mathbf{v}_{Z,k} \tag{35}$$

式中 $\mathbf{X}_k$ 表示系统状态值, $\mathbf{Y}_k$ 和 $\mathbf{Z}_k$ 分别表示含系统误差的量测值和无偏的量测值, $\mathbf{d}_k$ 为未知的系统误差; $\mathbf{v}_{Y,k}$ 和 $\mathbf{v}_{Z,k}$ 是服从高斯分布的零均值随机量测误差,其方差 $\mathbf{R}_{Y,k} = \mathbf{R}_{Z,k} = 300$ 。图 1 给出了系统状态 $\mathbf{X}_k$ 真值变化规律

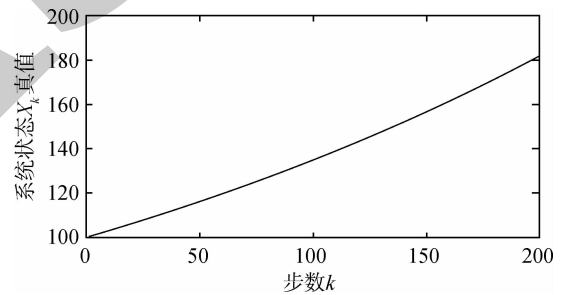


图 1 系统状态 $\mathbf{X}_k$ 真值(算例 1)

Fig. 1 True values of system state  $\mathbf{X}_k$  (example 1)

并设量测系统误差 $\mathbf{d}_k$ 为

$$\mathbf{d}_k = \begin{cases} 50 + (k-1)/2 & 1 \leq k \leq 50 \\ 75 - (k-51)/2 & 51 \leq k \leq 100 \\ 50 & 101 \leq k \leq 150 \\ 0 & 151 \leq k \leq 200 \end{cases} \tag{36}$$

现分别采用传统方法(将量测数据 $\mathbf{Y}_k$ 和 $\mathbf{Z}_k$ 直接融合)和本文方法(量测数据自校准融合,取 $c=1$ )对系统状态进行估计,通过 5 000 次蒙特卡洛仿真计算得到各方法的方均根误差(root mean square error, RMSE)和相对误差,图 2 和表 1 分别给出了这两种方法 RMSE 和相对误差的比较情况。

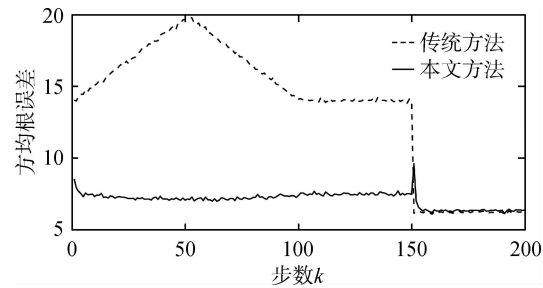


图 2 本文方法与传统方法方均根误差比较(算例 1)  
Fig. 2 RMSEs comparison of proposed method and traditional method (example 1)

表 1 本文方法与传统方法误差均值比较(算例 1)  
Table 1 Error means comparison of proposed method and traditional method (example 1)

| 方法   | 方均根误差均值 | 相对误差均值/% |
|------|---------|----------|
| 传统方法 | 13.41   | 9.6      |
| 本文方法 | 7.21    | 4.3      |

从图 2 和表 1 可以看到,传统方法没有消除系统误差(未知输入) $d_k$  的影响,所以误差较大;而本文方法通过自校准消除了系统误差  $d_k$  的影响,与传统方法相比,相对误差由 9.6% 降至 4.3%,至少减小了 55%。

3.2 非线性系统算例

考虑如下的非线性线性量测系统:

$$Y_k = X_k^{3/2} + d_k + v_{Y,k} \tag{37}$$

$$Z_k = X_k^{3/2} + v_{Z,k} \tag{38}$$

式中  $v_{Y,k}$  和  $v_{Z,k}$  所对应的方差为  $R_{Y,k}=R_{Z,k}=25$ ,图 3 给出了系统状态  $X_k$  真值变化规律。

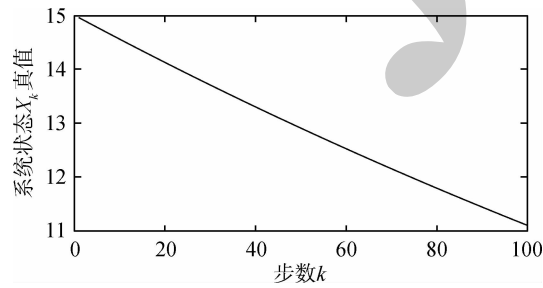


图 3 系统状态  $X_k$  真值(算例 2)  
Fig. 3 True values of system state  $X_k$  (example 2)

并设量测系统误差  $d_k$  为

$$d_k = \begin{cases} 25 - (k - 1)/5 & 1 \leq k \leq 50 \\ 0 & 51 \leq k \leq 100 \end{cases} \tag{39}$$

分别采用传统方法和本文方法(取  $c=1$ )对系统状态进行估计,通过 5 000 次蒙特卡洛仿真

计算得到各方法的 RMSE 和相对误差,图 4 和表 2 给出了这两种方法 RMSE 和相对误差的比较情况。

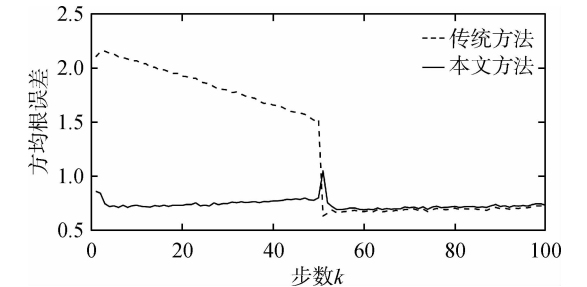


图 4 本文方法与传统方法方均根误差比较(算例 2)  
Fig. 4 RMSEs comparison of proposed method and traditional method (example 2)

表 2 本文方法与传统方法误差均值比较(算例 2)  
Table 2 Error means comparison of proposed method and traditional method (example 2)

| 方法   | 方均根误差均值 | 相对误差均值/% |
|------|---------|----------|
| 传统方法 | 1.26    | 8.5      |
| 本文方法 | 0.74    | 4.6      |

从图 4 和表 2 可以看到,本文方法通过自校准消除了系统误差  $d_k$  的影响,与传统方法相比,相对误差由 8.5% 降至 4.6%,至少减小了 45%。

4 结 论

1) 在故障诊断、导航、测控等领域,量测设备往往存在事先无法校准的系统误差。本文提出的量测数据自校准融合方法,能够自动估计并补偿这种误差,减小系统误差影响,并通过数据融合,降低偶然误差影响,从而有效提高量测精度。

2) 对线性量测方程的系统误差自校准和数据融合方法进行了详细讨论,给出了相应的公式和计算步骤。并通过对非线性量测方程线性化,建立了其自校准数据融合方法。

3) 理论分析、实例计算和大量仿真模拟表明,本文方法通过有效地消除系统误差和降低偶然误差的影响,显著提高了状态估计精度。从文中给出的线性 and 非线性两个算例可以看到,本文方法的相对误差比传统方法至少减小了 45%。

参考文献:

[1] 黄漫国,樊尚春,郑德智,等. 多传感器数据融合技术研究进展[J]. 传感器与微系统,2010,29(3):5-8.

HUANG Manguo,FAN Shangchun,ZHENG Dezhi,et al. Research progress of multi-sensor data fusion technology[J]. Transducer and Microsystem Technologies,2010,29(3):5-8. (in Chinese)

[2] 王欣. 多传感器数据融合问题的研究[D]. 长春:吉林大学,2006.

WANG Xin. The research of multisensory data fusion[D]. Changchun:Jilin University,2006. (in Chinese)

[3] 姜延吉. 多传感器数据融合关键技术研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工程大学,2010.

JIANG Yanji. Research on key technology of multi-sensor data fusion[D]. Harbin: Harbin Engineering University,2010. (in Chinese)

[4] KHALEGHI B,KHAMIS A,KARRAY F O,et al. Multi-sensor data fusion;a review of the state-of-the-art[J]. Information Fusion,2013,14(1):28-44.

[5] 高社生,何鹏举,杨波. 组合导航原理及应用[M]. 西安:西北工业大学出版社,2012.

[6] 胡高歌. 组合导航 UKF 算法与数据融合技术拓展研究[D]. 西安:西北工业大学,2016.

HU Gaoqe. Extension research on UKF algorithm and data fusion technology for integrated navigation[D]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University,2016. (in Chinese)

[7] 厉宽宽. 惯导系统误差特性仿真分析及动态测试方法研究[D]. 山东 青岛:山东科技大学,2017.

LI Kuankuan. Simulation analysis and dynamic test method of inertial navigation system error characteristic[D]. Qingdao Shandong: Shandong University of Science and Technology,2017. (in Chinese)

[8] 徐正鹏. 基于 MEMS IMU 的车载组合导航技术研究[D]. 武汉:武汉大学,2017.

XU Zhengpeng. Research on vehicle integrated navigation technology based on MEMS IMU[D]. Wuhan:Wuhan University,2017. (in Chinese)

[9] 张晓东. 可量测影像与 GPS/IMU 融合高精度定位定姿方法研究[D]. 郑州:解放军信息工程大学,2013.

ZHANG Xiaodong. Research on high precision position and orientation method based on digital measurable image and GPS/IMU integration [D]. Zhengzhou: Information Engineering University,2013. (in Chinese)

[10] 崔波. 多传感器目标跟踪数据融合关键技术研究[D]. 成都:西南交通大学,2012.

CUI Bo. Key technologies research on multi-sensor data fusion for target tracking[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University,2012. (in Chinese)

[11] 张爱军. 水下潜器组合导航定位及数据融合技术研究[D]. 南京:南京理工大学,2009.

ZHANG Aijun. The research of integrated navigation and data fusion technology for autonomous underwater vehicle [D]. Nanjing:Nanjing University of Science and Technology,2009. (in Chinese)

[12] 田雪怡. 多传感器数据关联与航迹融合技术研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工程大学,2012.

TIAN Xueyi. The technology research of multi-sensor data association and track fusion[D]. Harbin:Harbin Engineering University,2012. (in Chinese)

[13] 孙振东. 面向多源数据融合的贝叶斯估计方法[J]. 齐鲁工业大学学报,2018,32(1):73-76.

SUN Zhendong. Multi-source data fusion oriented Bayesian estimation method research[J]. Journal of Qilu University of Technology,2018,32(1):73-76. (in Chinese)

[14] 赵华哲,李强,杨家建. 基于最小二乘原理多传感器加权数据融合[J]. 微型机与应用,2013,32(12):7-10.

ZHAO Huazhe, LI Qiang, YANG Jiajian. A weighted multi-sensor data fusion based on least squares principle [J]. Microcomputer and Its Applications,2013,32(12):7-10. (in Chinese)

[15] 倪国强,李勇量,牛丽红,等. 基于神经网络的数据融合技术的新进展[J]. 北京理工大学学报,2003,23(4):503-508.

NI Guoqiang,LI Yongliang,NIU Lihong,et al. New developments in data fusion technology based on neural network[J]. Transactions of Beijing Institute of Technology,2003,23(4):503-508. (in Chinese)

[16] 沈飞,郭军. 基于 BP 神经网络的数据融合方法[J]. 自动化与仪器仪表,2005(5):63-65.

GUO Fei, SHEN Jun. Data fusion method based on BP neural network[J]. Automation and Instrumentation,2005(5):63-65. (in Chinese)

[17] 王楠,李文成,李岩. 基于神经网络的数据融合方法[J]. 光机电信息,2010,27(3):36-42.

WANG Nan, LI Wencheng, LI Yan. Data fusion method based on neural network[J]. OME Information,2010,27(3):36-42. (in Chinese)

[18] 傅惠民,吴云章,娄泰山,等. 自校准 Kalman 滤波方法[J]. 航空动力学报,2014,29(6):1363-1368.

FU Huimin,WU Yunzhang,LOU Taishan,et al. Self-calibration Kalman filter method [J]. Journal of Aerospace Power,2014,29(6):1363-1368. (in Chinese)

[19] 傅惠民,娄泰山,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 Huimin, LOU Taishan, XIAO Qiang, et al. Self-calibration extended Kalman filter method[J]. Journal of Aerospace Power,2014,29(11):2710-2715. (in Chinese)

[20] 傅惠民,杨海峰,肖梦丽,等. 非线性状态方程自校准滤波方法[J]. 航空动力学报,2019,34(2):267-273.

FU Huimin,YANG Haifeng,XIAO Mengli,et al. Nonlinear self-calibration Kalman filter method [J]. Journal of Aerospace Power,2019,34(2):267-273. (in Chinese)

(编辑:王碧珺)