

# 用强跟踪滤波器的方法解决一类传感器故障

于凤满,周玉国,徐志超

(青岛理工大学 自动化工程学院,山东 青岛 266033)

**摘要:** 针对一种常见的传感器恒偏差故障问题,提出一种基于强跟踪卡尔曼滤波传感器故障诊断的方法。仿真实验表明,强跟踪卡尔曼滤波算法是一种较好的非线性系统传感器故障诊断方法。

**关键词:** 故障诊断;强跟踪滤波器;传感器;恒偏差;仿真

中图分类号: TP273

文献标识码: A

文章编号: 1674-7720(2011)01-0066-03

## Using strong tracking filter for solving a class of sensor fault

Yu Fengman, Zhou Yuguo, Xu Zhichao

(School of Automation, Qingdao Technological University, Qingdao 266033, China)

**Abstract:** In this paper, a common constant discrepancy sensor failure problem, the method of fault diagnosis based-on a strong tracking Kalman filter has been proposed. Finally, it was verified that, the algorithm of the strong tracking Kalman filter is a better method of nonlinear system fault diagnosis with simulation results.

**Key words:** fault diagnosis; strong tracking filter; sensor; constant discrepancy; simulation

目前,对线性系统的参数估计技术已经比较成熟,可以采用传统的卡尔曼估计、最小二乘估计等方法来实现。而对复杂的时变、强耦合非线性系统,传统的扩展卡尔曼滤波器 EKF(Extended Kalman Filter)由于其对系统参数变化不具有鲁棒性,在系统参数突变的情况下容易出现滤波误差增大(甚至发散)现象。另外,当扩展卡尔曼滤波器达到平稳的状态下,滤波增益阵会变得很小。当系统参数突变后,由于滤波增益阵不能迅速增大,所以会导致滤波器对状态突变跟踪能力极差,不能用于非线性系统参数估计。为了增强卡尔曼滤波器在参数突变情况下的鲁棒性和跟踪能力,清华大学的周东华教授等人提出了强跟踪滤波器 STF(Strong Tracking Filter)的理论<sup>[1]</sup>。基于这种理论,本文提出一类关于非线性系统传感器恒偏差故障问题的检测与诊断方法,可用于估计故障的幅值。

实际控制系统的典型故障有:(1)执行机构及输出传感器的增益逐渐衰减或突然衰减,导致超出允许范围;(2)执行机构及输出传感器出现超限的阶跃型或缓变型输出偏差等。

### 1 传感器恒偏差失效故障

考虑如下一大类离散非线性系统的状态估计问题:

$$\begin{cases} \mathbf{x}(k+1)=f(k, u(k), \mathbf{x}(k))+\Gamma(k)\mathbf{v}(k) \\ \mathbf{y}(k+1)=h(k+1, \mathbf{x}(k+1))+\mathbf{e}(k+1) \end{cases} \quad (1)$$

其中:整数  $k \geq 0$  为离散时间变量;  $\mathbf{x} \in R^n$  为状态向量;  $u \in R^q$  为确定性的输入量;  $\mathbf{y} \in R^m$  为输出向量;非线性函数  $f: R^n \times R^q \rightarrow R^n$ ,  $h: R^n \rightarrow R^m$  具有关于状态的一阶连续偏导数;  $\Gamma \in R^{n \times p}$  为已知的矩阵;  $f, h$  关于状态连续可微;系统噪声  $\mathbf{v}(k)$ 、测量噪声  $\mathbf{e}(k)$  分别为高斯白噪声向量。

针对这一种传感器恒偏差故障建立其数学模型如下:

$$\begin{cases} \mathbf{x}(k+1)=f(k, u(k), \mathbf{x}(k))+\Gamma(k)\mathbf{v}(k) \\ \mathbf{y}(k+1)=h(k+1, \mathbf{x}(k+1))+g(k+1)+\mathbf{e}(k+1) \\ g(k+1)=g(k), g(0)=0 \end{cases} \quad (2)$$

只有第  $J_1, J_2, \dots, J_{m_1}, J_{m_1} \in \{1, 2, \dots, m\}$  输出传感器可能发生故障时,可得到下面的简化模型:

$$\begin{cases} \mathbf{x}(k+1)=f(k, u(k), \mathbf{x}(k))+\Gamma(k)\mathbf{v}(k) \\ \mathbf{y}(k+1)=h(k+1, \mathbf{x}(k+1))+D\bar{g}(k+1)+\mathbf{e}(k+1) \\ \bar{g}(k+1)=\bar{g}(k), g(0)=0 \end{cases} \quad (3)$$

其中:  $\bar{g}(k)=[\bar{g}_{J_1}(k), \bar{g}_{J_2}(k), \dots, \bar{g}_{J_{m_1}}(k)]^T$ ,  $D \in R^{m \times m_1}$ , 其第  $J_i$  行、第  $i$  列元素为 1, 其余为零。

$$\text{令: } \mathbf{x}_e = \begin{bmatrix} \mathbf{x}(k+1) \\ g(k+1) \end{bmatrix} \quad \Gamma_c(k) = \begin{bmatrix} \Gamma(k) \\ 0 \end{bmatrix}$$

## 技术与方法 Technique and Method

$$f_e(k, u(k), x_e(k)) = \begin{bmatrix} f(k, u(k), \mathbf{x}(k)) \\ \bar{g}(k) \end{bmatrix}$$

$$h_e(k+1, x_e(k+1)) = h(k+1, \mathbf{x}(k+1)) + D\bar{g}(k+1)$$

则式(2)可化为式(4)的形式。

将这三种传感器故障模型经过矩阵变换综合成一种表达形式有<sup>[2-3]</sup>：

$$\begin{cases} x_e(k+1) = f_e(k, u(k), x_e(k)) + \Gamma_e(k)\nu(k) \\ y(k+1) = h_e(k+1, x_e(k+1)) + e(k+1) \end{cases} \quad (4)$$

## 2 系统描述

对式(4)非线性系统的动态模型进行分析,系统噪声 $\nu(k)$ 和测量噪声 $e(k)$ 是不相关的随机白噪声序列,有如下统计特性<sup>[1]</sup>：

$$E\{\nu(k)\} = 0 \quad (5)$$

$$E\{\nu(k)\nu^T(l)\} = Q(k)\delta_{k,l}, \quad k, l > 0 \quad (6)$$

$$E\{e(k)\} = 0 \quad (7)$$

$$E\{e(k)e^T(l)\} = R(k)\delta_{k,l}, \quad k, l > 0 \quad (8)$$

$$E\{e(k)\nu^T(l)\} = 0, \quad k, l \geq 0 \quad (9)$$

$Q(k)$ 为对称非负矩阵, $R(k)$ 为对称正定矩阵。

根据推测, $\mathbf{x}(0)$ 的初始值与系统状态 $\mathbf{x}(k)$ 、 $\nu(k)$ 、 $e(k)$ 统计独立。 $\mathbf{x}(0)$ 是一个高斯分布随机统计向量,且满足统计特性：

$$E\{\mathbf{x}(0)\} = x_0 \quad (10)$$

$$E\{[\mathbf{x}(0) - x_0][\mathbf{x}(0) - x_0]^T\} = P_0 \quad (11)$$

强跟踪滤波器中,时变渐消因子的引进目的是调整系统预测误差的协方差矩阵,并确定时变增益阵,使得不同时刻的残差序列向量处处保持相互正交状态,从而使系统变量的估计误差达到最小。

## 3 强跟踪滤波器递推算法

根据式(4)推断:基于本文信息和相应 $k+1$ 时刻估计误差的协方差矩阵 $P(k+1|k+1)$ 来获得系统 $x_e(k+1)$ 估计量 $\hat{x}_e(k+1|k+1)$ 。采用扩展卡尔曼滤波器,即一种带次优渐消因子的强跟踪滤波器(STF)递推算法<sup>[4-8]</sup>：

$$\hat{x}_e(k+1|k+1) = \hat{x}_e(k+1|k) + K(k+1)\gamma(k+1) \quad (12)$$

其融合估计误差协方差为：

$$P(k+1|k+1) = [I - K(k+1)H(k+1, \hat{x}_e(k+1|k))] P(k+1|k) \quad (13)$$

式(12)中, $\hat{x}_e(k+1|k)$ 基于全局的一步转移预测估计为：

$$\hat{x}_e(k+1|k) = f(k, u(k), \hat{x}_e(k|k)) \quad (14)$$

在式(13)中, $P(k+1|k)$ 基于全局的一步转移预测误差协方差为：

$$P(k+1|k) = \lambda(k+1)F(k, u(k), \hat{x}_e(k|k)) P(k|k)F^T(k, u(k), \hat{x}_e(k|k)) + \Gamma_e(k)Q(k)\Gamma_e^T(k) \quad (15)$$

式(12)和式(13)中 $K(k+1)$ 为增益矩阵, $\gamma(k+1)$ 为残差序列。

$$\begin{aligned} K(k+1) &= P(k+1|k)H^T(k+1, \hat{x}_e(k+1|k)) \\ & \quad [H(k+1, \hat{x}_e(k+1|k))]P(k+1|k) \\ & \quad H^T(k+1, \hat{x}_e(k+1|k)) + R(k+1)]^{-1} \end{aligned} \quad (16)$$

$$\begin{aligned} \gamma(k+1) &= y(k+1) - \hat{y}(k+1) \\ &= y(k+1) - h_e(k+1, \hat{x}_e(k+1|k)) \end{aligned} \quad (17)$$

## 4 设定次优渐消因子

为了减少计算量并确保算法性能稳定,提出用近似方法来设定次优渐消因子 $\lambda(k+1) \geq 1$ ,如下所示：

$$\lambda(k+1) = \begin{cases} \lambda_0 & (\lambda_0 \geq 1) \\ 1 & (\lambda_0 < 1) \end{cases} \quad (18)$$

式中：

$$\lambda_0 = \frac{tr[N(k+1)]}{tr[M(k+1)]} \quad (19)$$

$$\begin{aligned} N(k+1) &= V_0(k+1) - H(k+1, \hat{x}_e(k+1|k)) \\ & \quad \Gamma_e(k)Q(k)\Gamma_e^T(k)H^T(k+1, \hat{x}_e(k+1|k)) + \beta R(k+1) \end{aligned} \quad (20)$$

$$\begin{aligned} M(k+1) &= H(k+1, \hat{x}_e(k+1|k))F(k, u(k), \hat{x}_e(k|k)) \\ & \quad P(k|k)F^T(k, u(k), \hat{x}_e(k|k)) \\ & \quad H^T(k+1, \hat{x}_e(k+1|k)) \end{aligned} \quad (21)$$

在式(20)、(21)中：

$$H(k+1, \hat{x}_e(k+1|k)) = \left. \frac{\partial h_e(k+1, x_e(k+1))}{\partial x_e} \right|_{x_e(k) = \hat{x}_e(k+1|k)} \quad (22)$$

$$F(k, u(k), \hat{x}_e(k|k)) = \left. \frac{\partial f_e(k, u(k), x_e(k))}{\partial x_e} \right|_{x_e(k) = \hat{x}_e(k|k)} \quad (23)$$

残差序列协方差阵 $V_0(k+1)$ 计算如下：

$$V_0(k+1) = \begin{cases} \gamma(1)\gamma^T(1) & (k=0) \\ \frac{[\rho V_0(k) + \gamma(k+1)\gamma^T(k+1)]}{1+\rho} & (k \geq 1) \end{cases} \quad (24)$$

$0 < \rho \leq 1$ 为遗忘因子,一般取 $\rho=0.95$ , $\beta > 1$ 为一个选定的弱化因子,引入弱化因子的目的是使状态估计更加平滑。

STF的优点是对于模型不确定性具有较强的鲁棒性;对过程中的缓变或突变状态均有很强的跟踪能力。

## 5 系统仿真

某系统模型如下所示：

$$\begin{cases} x_1(k+1) = -0.1ax_1^2(k) + x_1(k) + 0.1x_2(k)u(k) + \nu_1(k) \\ x_2(k+1) = x_2(k) + \nu_2(k) \\ y(k+1) = 4.5x_1^2(k+1) + e(k+1) \end{cases} \quad (25)$$

式中: $x_1$ 表示轮船速率, $x_2$ 表示发动机效率, $a$ 表示船壳所受阻力, $y$ 表示与轮船速率有关的参数。

根据上述强跟踪滤波算法给出的具体计算过程：

(1)令 $k=0$ , $x_1(0|0)=0$ , $x_2(0|0)=0.2$ , $a_0=0.58$ , $g(0|0)=0$ ;选择状态变量初始值为: $\hat{x}_1(0|0)=0$ , $\hat{x}_2(0|0)=0.1$ , $\hat{g}(0|0)=0$ , $p(0|0)=$

$$= \begin{bmatrix} 0.1 & 0 & 0 \\ 0 & 0.1 & 0 \\ 0 & 0 & 0.1 \end{bmatrix}, \text{系统的标称参数为:系统}$$

## 技术与方法 Technique and Method

噪声取  $Q = \begin{bmatrix} 0.0001 & 0 \\ 0 & 0.000001 \end{bmatrix}$ , 测量噪声取  $R = \begin{bmatrix} 0.000002 & 0 \\ 0 & 0.0002 \end{bmatrix}$ , 预先选择遗忘因子  $\rho=0.95$ , 弱化因子  $\beta \geq 1$ 。

(2) 由式(14)计算出  $\hat{x}_e(k+1|k)$ ; 分别由式(22)、式(23)计算出  $H(k+1, \hat{x}_e(k+1|k))$ ,  $F(k, u(k), \hat{x}_e(k|k))$ ; 由式(17)计算出  $\gamma(k+1)$ ; 由式(18)~式(24)计算出次优渐消因子  $\lambda(k+1)$ 。

(3) 由式(15)计算出  $P(k+1|k)$ ; 由式(16)计算出  $K(k+1)$ ; 由式(12)得到最终状态估计值  $\hat{x}_e(k+1|k+1)$ 。

(4) 由式(13)计算出  $P(k+1|k+1)$ ,  $k+1 \rightarrow k$ , 转向过程(2), 继续循环。

对状态  $x_1(k)$  进行仿真, 仿真结果如图 1 所示。当  $k=200$  时, 加入外部强干扰信号, 状态  $x_2(k)$  上分别有幅值上的突变, 仿真结果如图 2 所示。当  $k=300$  时, 传感器发生幅值为 0.01 (约为传感器正常输出值 0.12 的 8.3%) 的阶跃偏差型故障, 仿真结果如图 3 所示。

仿真结果表明, 强跟踪滤波器的方法对本文提出的一类传感器恒偏差故障具有很强的动态跟踪能力, 虽然与传统的卡尔曼滤波器相比, 系统噪声与测量噪声对强跟踪滤波器的跟踪能力影响较小, 但还存在有一定影

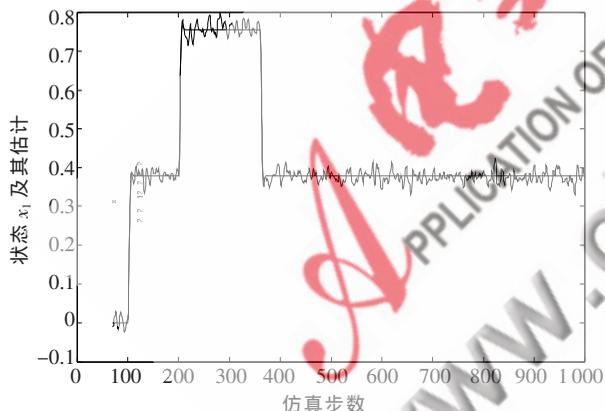


图 1 状态  $x_1(k)$  及其故障仿真曲线

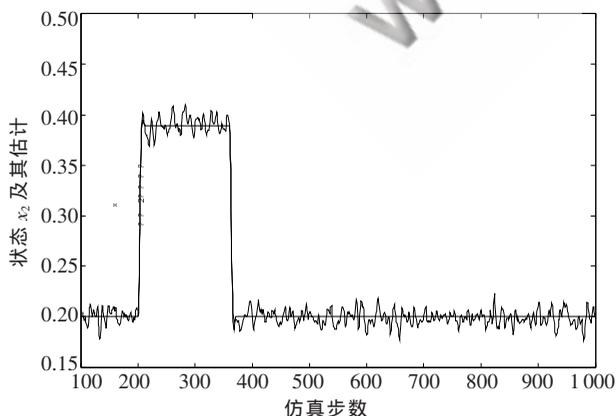


图 2 状态  $x_2(k)$  及其故障仿真曲线

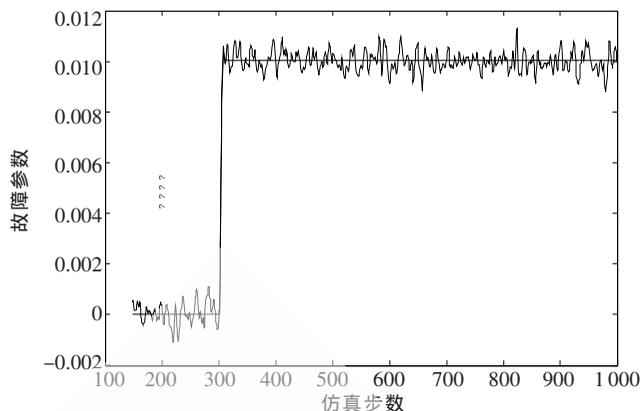


图 3 传感器恒偏差故障仿真曲线

响; 与其他方法计算量相比, 强跟踪滤波器的方法计算量适中, 可作实时算法在线应用。

本文用强跟踪滤波器的方法解决了一类传感器的故障问题, 并在此基础上实现了非线性过程的非线性控制, 具有很好的滤波效果。

## 参考文献

- [1] 周东华, 叶银忠. 现代故障诊断与容错控制[M]. 北京: 清华大学出版社, 2000.
- [2] 闻新, 张洪钺, 周露. 控制系统的故障诊断与容错控制[M]. 北京: 机械工业出版社, 1998.
- [3] 文成林, 陈志国, 周东华. 基于强跟踪滤波器的多传感器非线性动态系统状态与参数联合估计[J]. 电子学报, 2002(11): 1715-1717.
- [4] YANG Guo Sheng, WEN Cheng Lin, TAN Min. Multisensor distributed track fusion algorithm based on strong tracking filter and feedback integration[J]. ACTA Automatica Sinica, 2004, 30(2): 244-250.
- [5] 柯晶, 乔谊正, 钱积新. 基于强跟踪滤波器的改进非线性自适应观测器[J]. 系统工程与电子技术, 2005, 27(1): 111-117.
- [6] 刘志成, 刘春涛. 基于参数估计的传感器故障诊断的改进方法[J]. 计算机应用与软件, 2009, 26(9): 183-185.
- [7] 于百胜, 黄文虎. 基于强跟踪滤波器的在线故障诊断方法[J]. 振动、测试与诊断, 2003, 23(12): 260-263.
- [8] 童春霞, 张天桥. 强跟踪滤波理论在非线性飞控中的应用[J]. 计算机仿真, 2004, 21(8): 17-19.

(收稿日期: 2010-06-15)

## 作者简介:

于凤满, 男, 1985 年生, 硕士研究生, 主要研究方向: 控制理论与控制工程。

周玉国, 男, 1967 年生, 博士、硕士生导师, 教授, 主要研究方向: 控制方面的研究。

徐志超, 男, 1986 年生, 硕士研究生, 主要研究方向: 控制理论与控制工程。