

文章编号: 1001-0920(2011)12-1909-04

不同精度的冗余传感器故障诊断研究

谭平, 蔡自兴, 余伶俐

(中南大学信息科学与工程学院, 长沙 410083)

摘要: 针对高精度传感器硬件冗余成本巨大的问题, 提出了不同精度的冗余传感器故障诊断方法. 该方法采用动态模型不确定性影响最小化而故障影响最大化的原则, 对低精度传感器数据进行预处理, 轮流使用一个传感器作为输入, 另一个作为输出建立卡尔曼滤波方程组, 并通过所得新息进行故障诊断. 实验表明, 所提出方法能有效抑制低精度传感器的噪声干扰, 降低成本以及系统建模复杂性, 在传感器故障诊断的工程应用中具有较好的实用性.

关键词: 故障诊断; 卡尔曼滤波; 传感器; 动态模型

中图分类号: TP212; TP277

文献标识码: A

Research on fault diagnosis of different precision redundant sensors

TAN Ping, CAI Zi-xing, YU Ling-li

(School of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410083, China. Correspondent: TAN Ping, E-mail: tp2008@gmail.com)

Abstract: To the problem of the huge cost in the high precision sensors hardware redundancy system, a different precision redundant sensor fault diagnosis method is proposed. By using the principle of minimizing uncertainties of the dynamic model and maximizing the impact of fault, firstly, the method reduces the noise and uncertainty by pre-processing low-precision sensor data, then takes turns using a sensor data as input, and the other one as output to establish the Kalman filter equations, and the innovation obtained is applied to the sensors fault diagnosis. The experiments show that, the method not only effectively suppresses the noise in low-precision sensors, but also can reduce costs and complexity of system modeling, which has obvious advantages in fault diagnosis of engineering application.

Key words: fault diagnosis; Kalman filter; sensors; dynamic model

1 引言

传感器作为信息获取的主要装置, 在自动化控制领域有重要作用, 当传感器出现性能降低、故障或失效时, 会给系统监测、控制等带来严重影响, 甚至造成不可估量的损失^[1], 因此传感器的故障诊断非常重要.

硬件冗余传感器诊断技术通常使用3个以上的同类传感器测量同1个系统参数, 以多数表决原则识别故障传感器^[2]. 常用的方法有: 一致性关系矩阵法^[3]、均值检验法^[4]、最小均方差法^[5]、奇偶法^[6-8]. 硬件冗余法原理简单, 不依赖数学模型, 检测速度快, 但是由于需要3只以上同类型传感器测量同一点, 所需设备较多, 成本、重量、维护费用变高. 软件冗余法利用传感器自身与测量对象无关的冗余信息建立其数学模型, 提供同传感器自身无关的输出信息与被测对

象之间的解析关系来检测故障^[9-11]. 该方法的解析关系可以由软件实现, 使用方便, 但必须建立系统的数学模型, 对于模型可靠性和精度要求很高. 但在复杂系统中, 这种模型并不总能得到, 实现有较大困难.

鉴于以上考虑, 本文提出一种介于两者之间的方法, 采用高精度和低精度两种传感器进行冗余, 低精度传感器成本低廉, 可以降低冗余硬件成本. 然后采用数字处理方法对冗余数据进行处理, 进而执行故障诊断. 相对于原有硬件冗余, 该方法降低了成本, 相对于软件冗余, 简化了系统数学建模的难度.

2 不同精度冗余传感器故障诊断

研究者对不同精度冗余数据的融合进行了研究, 通过扩展加权平均法有效地提高了原始数据的精度^[12]. 在传感器故障诊断中, 其主要原则是: 使动态

收稿日期: 2010-10-11; 修回日期: 2011-02-24.

基金项目: 国家自然科学基金项目(90820302); 国家博士点基金项目(200805330005); NSFC面上(青年)项目(60805027); 湖南省院士基金项目(2009FJ4030).

作者简介: 谭平(1981-), 男, 博士生, 从事数字信号处理、传感器故障诊断的研究; 蔡自兴(1938-), 男, 教授, 博士生导师, 从事人工智能、机器人等研究.

模型不确定性影响最小化, 而故障影响最大化. 不同精度冗余传感器由于精度不同, 其稳态误差不一致, 数据冗余中各个传感器的不确定性不一致, 如何消除这种不一致并将故障进行放大是故障诊断的关键. 因此, 需要在进行故障诊断之前对原始数据进行预处理, 减少传感器不确定性.

2.1 低精度传感器数据预处理

低精度传感器的缺点是精度低, 如何减少其不确定性是数据预处理的主要任务. 传感器的方差可以由器件手册获得, 为此, 通过数据去噪处理来减少其不确定性. 卡尔曼滤波对于信号去噪提高精度具有较好的效果, 首先构造卡尔曼滤波去噪的系统方程

$$\begin{aligned}\hat{y}(t+1) &= A\hat{y}(t) + w(t), \\ s(t+1) &= C\hat{y}(t) + v(t).\end{aligned}\quad (1)$$

其中: 传感器观测数据为 s ; 滤波估计数据为 $\hat{y}(t+1)$; $w(t)$ 和 $v(t)$ 为状态噪声和测量噪声; A 和 C 为对角单位矩阵; 且有

$$E\{w(t)\} = 0, \text{cov}\{w(t), w(l)\} = Q\delta_{tl}, \quad t, l > 0;$$

$$E\{v(t)\} = 0, \text{cov}\{v(t), v(l)\} = R\delta_{tl}, \quad t, l > 0.$$

系统随机噪声序列和观测随机噪声序列满足

$$E\{V(j, t)W^T(j, l)\} = 0, \quad t > 0, \quad l > 0.$$

这样, 构造如下卡尔曼滤波器:

$$\begin{aligned}\hat{y}(t+1|t) &= \hat{y}(t|t), \\ P(t+1) &= A[I - K(t)C]P(t)A + Q(t), \\ K(t) &= P(t)C^T[CP(t)C^T + R(t)]^{-1}, \\ r(t) &= s(t) - C\hat{y}(t|t-1), \\ \hat{y}(t+1|t+1) &= \hat{y}(t+1|t) + K(t+1)r(t+1).\end{aligned}\quad (2)$$

其中: $\hat{y}(t+1|t)$ 为传感器测量值 s 在 t 时刻的一步预测, $\hat{y}(t|t)$ 为测量值 s 的滤波估计值, r 为滤波器在 t 时刻的估计残差, K 为卡尔曼滤波增益矩阵, P 为进一步预估误差方差矩阵.

2.2 循环卡尔曼滤波器组

在完成传感器数据的预处理后, 对 m 个传感器数据设计 m 个卡尔曼滤波器, 分别用不同的传感器测量信号作为输入信号. 若用 \hat{y}_i 来驱动, 则可以用 \hat{y}_{i+1} 作为观测值, 当 $i = m$ 时, 使用 \hat{y}_1 作为观测值, 这样即可构建一个循环卡尔曼滤波器组. 式(1)可以改写为

$$\begin{aligned}\hat{y}_i(t+1) &= \hat{y}_i(t) + w_i(t), \\ \hat{y}_{i+1}(t) &= \hat{y}_i(t) + v_i(t).\end{aligned}\quad (3)$$

假设第 i 个传感器发生故障, 则 $\hat{y}_i(t) = \hat{y}_i^*(t) + y_i^F(t)$. 其中: \hat{y}_i^* 为无故障时测量值, y_i^F 为传感器的故障信息. 显然, 当传感器正常时, $y_i^F(t) = 0$; 发生故障时, y_i^F 为一个非零函数.

假设系统中某一传感器 i 发生了故障, 则有

$$r_{ij}^F(t) = \hat{y}_{i+1}^F(t) - \hat{y}_i^F(t) - v_i(t) - \hat{y}_i^*(t|t), \quad (4)$$

$$E[r_{ij}^F(t)] = E[\hat{y}_i^F(t)] + E[r_{ij}(t)] = E[\hat{y}_i^F(t)] \neq 0. \quad (5)$$

式(4)中, $r_{ij}^F(t)$ 为传感器 i 作为输入传感器 j 作为输出时的滤波故障新息. 当传感器发生故障时, 新息不再为零, 因此可以得到检测规则为

$$E[\hat{y}_{i+1}(t) - \hat{y}_{i+1}(t|t)] = 0, \text{无故障发生};$$

$$E[\hat{y}_{i+1}(t) - \hat{y}_{i+1}(t|t)] \neq 0, \text{有故障发生}.$$

循环卡尔曼滤波的计算成本与单个卡尔曼滤波器计算成本呈比例关系, 设单个卡尔曼滤波计算成本为 C_0 , 则循环卡尔曼滤波的计算成本为 $m * C_0$, 可以接受.

2.3 故障决策

从 m 个滤波中取出 $r_{ij}(t)$, 通过故障估计进行决策, 从而判断哪个传感器发生了故障. 假设 $m = 3$, 定义 3 个故障决策函数为

$$f_1 = |\hat{r}_{12}\hat{r}_{31}|, \quad f_2 = |\hat{r}_{23}\hat{r}_{12}|, \quad f_3 = |\hat{r}_{31}\hat{r}_{23}|, \quad (6)$$

其中 \hat{r}_{ij} 为第 i 个滤波器的新息. 当系统处于正常状态时, f_1, f_2, f_3 的值在零值附近波动; 当某一个传感器发生故障时(假设第 1 个传感器出现故障), 可知 $\hat{r}_{12} \gg \hat{r}_{23}, \hat{r}_{31} \gg \hat{r}_{23}$, 所以有

$$f_1 = |\hat{r}_{12}\hat{r}_{31}| \gg |\hat{r}_{23}\hat{r}_{12}| = f_2,$$

$$f_1 = |\hat{r}_{12}\hat{r}_{31}| \gg |\hat{r}_{31}\hat{r}_{23}| = f_3.$$

从而可以判断第 1 个传感器失效. 同理, 如果传感器 2 发生故障, f_2 的值比 f_1 和 f_3 大得多, 可以判断传感器 2 失效; 如果传感器 3 发生故障, 则 \hat{r}_{23} 和 \hat{r}_{13} 的值会增大, 从而使得 f_3 的值比 f_1 和 f_2 大得多, 进而判断传感器 3 失效. 算法步骤如下:

Step 1: 对各个传感器进行信号预处理, 减少不确定性(主要针对低精度传感器);

Step 2: 按照轮回顺序建立循环卡尔曼滤波器组, 对传感器数据进行滤波, 产生新息;

Step 3: 按式(6)对新息序列进行处理, 完成故障诊断.

3 实验分析

为了验证本文方法的有效性, 在中南大学自主改装的智能车辆上进行测试. 加速度计和陀螺仪等惯性测量单元对于智能车无人驾驶起重要作用, 直接关系到智能车驾驶性能, 如果这些传感器出现异常或故障, 则会导致错误驾驶行为, 后果不堪设想. 这里以加速度计为例进行实验, 实验中采用 1 个高精度加速度计和 2 个低精度加速度计, 针对相对较难检测的斜坡变换、阶跃变化两种软故障进行讨论, 结果如表 1 所示^[13]. 表 1 中, $t, t_f, \Delta t$ 分别指当前时间、故障发生时

间和故障持续时间. 另外, 为了突出本文所提方法的有效性, 将实验结果与普通卡尔曼滤波方法和抗野值卡尔曼滤波方法^[14-15]进行对比.

表 1 软故障类型

软故障类型	传感器输出	时间
斜坡变化	$y_i^f = y_i + \lambda_i \Delta t$	$t_f \leq t \leq t_f + \Delta t$
阶跃变化	$y_i^f = y_i + b_i$	$t_f \leq t \leq t_f + \Delta t$

3.1 斜坡变化故障实验

低精度加速度 S_1 和 S_2 数据正常, 高精度加速计 S_3 在时刻 $t = (20, 30)$ 和 $t = (30, 40)$ 阶段发生了软故障的斜坡变换, λ 分别为 0.1 和 -0.1 , 实际采集数据如图 1 所示. 图 2(a) 为普通卡尔曼滤波处理结果, 由于低精度传感器噪声较大, 其检测结果干扰也较大, 在 $t = 60\text{ s}, t = 75\text{ s}, t = 90\text{ s}$ 附近, 故障决策函数的值受到

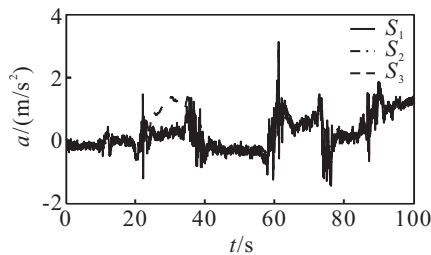
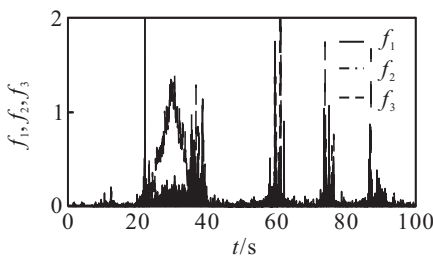
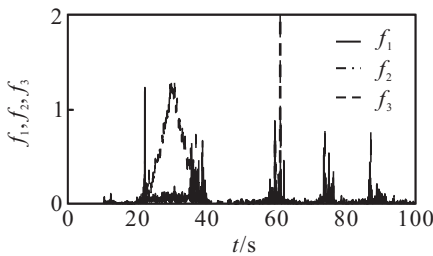


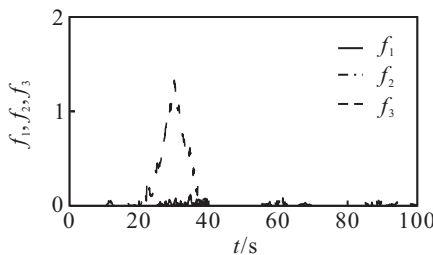
图 1 传感器采集数据(斜坡故障)



(a) 普通卡尔曼滤波结果



(b) 抗野值卡尔曼滤波结果



(c) 循环卡尔曼滤波结果

图 2 3种算法故障诊断结果(斜坡故障)

干扰, 变换很大, 严重影响诊断结果的准确性. 图 2(b) 为抗野值卡尔曼滤波结果, 相对于普通卡尔曼滤波处理结果而言, 在 $t = 60\text{ s}, t = 75\text{ s}, t = 90\text{ s}$ 附近干扰有所下降, 抑制干扰能力有所提高, 但是干扰幅值依然较大, 影响故障诊断结果. 图 2(c) 为本文所提方法的处理结果, 显然, 在 $t = 60\text{ s}, t = 75\text{ s}, t = 90\text{ s}$ 附近的干扰得到了较好的抑制, 在 $t = (20, 40)$ 时间段内诊断结果正确.

3.2 阶跃变化故障实验

低精度加速度 S_1 和高精度加速计 S_3 数据正常, 低精度加速度计 S_2 在时刻 $t = (27, 37)$ 段发生了软故障的阶跃变换, $b = 0.8$, 实际采集数据如图 3 所示. 图 4(a) 为普通卡尔曼滤波处理结果, 由于受到低精度传感器噪声的影响, 在 $t = 8\text{ s}, t = 22\text{ s}, t = 50\text{ s}, t = 60\text{ s}$ 附近, 故障决策函数变换很大, 严重影响诊

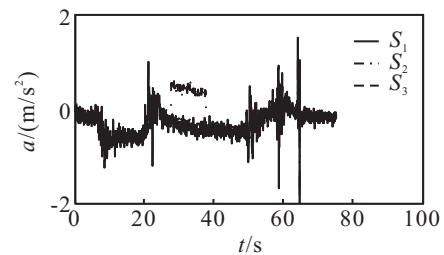
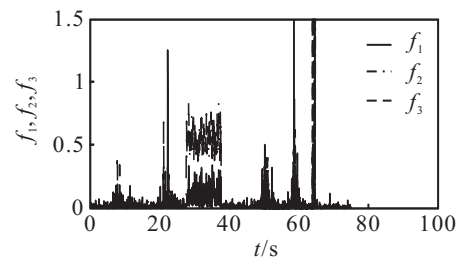
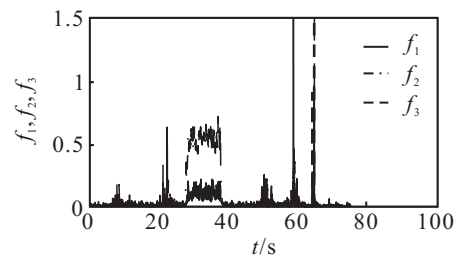


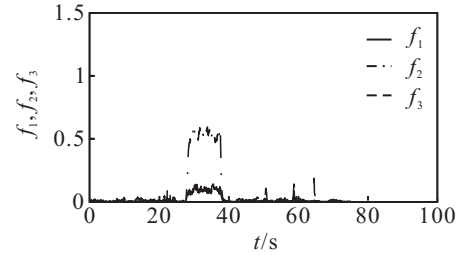
图 3 传感器采集数据(阶跃故障)



(a) 普通卡尔曼滤波结果



(b) 抗野值卡尔曼滤波结果



(c) 循环卡尔曼滤波结果

图 4 3种算法故障诊断结果(阶跃故障)

断结果的准确性. 图4(b)为抗野值卡尔曼滤波结果, 相对于普通卡尔曼滤波方法而言, 其抑制干扰能力有所提高, 但干扰幅值依然较大. 图4(c)为本文所提方法的处理结果, 显然, 在 $t = 8\text{ s}$, $t = 22\text{ s}$, $t = 50\text{ s}$, $t = 60\text{ s}$ 附近的干扰基本得到抑制, 在 $t = (27, 37)$ 时间段内诊断结果正确.

4 结 论

本文提出了针对不同精度冗余传感器系统进行故障诊断的方法. 该方法通过数据预处理降低低精度冗余数据的不确定性, 然后通过一个传感器作为输入, 另一个传感器作为输出, 建立循环卡尔曼滤波器组, 并对滤波得到的新息建立故障判断函数, 实现故障影响最大化, 从而完成故障诊断. 相对于已有的硬件冗余, 该方法通过使用低精度冗余传感器降低了成本; 相对于软件冗余, 通过建立循环卡尔曼滤波器简化了系统数学建模的难度. 最后通过斜坡故障、阶跃故障实验验证了该方法的有效性, 相对于普通卡尔曼滤波方法、抗野值卡尔曼滤波方法而言, 所提方法对于软故障具有较强的检测诊断能力, 在实际应用中具有较好的经济实用性.

参考文献(References)

- [1] 张娅玲, 陈伟民. 传感器故障诊断技术概述[J]. 传感器与微系统, 2009, 28(1): 4-6.
(Zhang Y L, Chen W M. Overview on sensor fault diagnosis technology[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2009, 28(1): 4-6.)
- [2] 黎梨苗, 陆绮荣, 徐永杰. 基于硬件冗余的传感器故障诊断研究[J]. 微计算机信息, 2008, 24(7): 211-212.
(Li L M, Lu Q R, Xu Y J. Reseach of sensor fault diagnosis based on hardware redundancy[J]. Microcomputer Information, 2008, 24(7): 211-212.)
- [3] 赵志刚, 赵伟. 基于动态不确定度理论的多传感器系统传感器失效检测方法[J]. 传感技术学报, 2006, 12(6): 2723-2726.
(Zhao Z G, Zhao W. A new sensor failure detection method based on dynamic uncertainty theory[J]. Chinese J of Sensors and Actuators, 2006, 12(6): 2723-2726.)
- [4] 颜东, 张洪钺. 均值检验方法及其在冗余惯性导航系统中的应用[J]. 航空学报, 1997, 18(4): 417-422.
(Yan D, Zhang H Y. Mean value test method and its application for redundant navigation system[J]. Acta Aeronautica Et Astronautica Sinica, 1997, 18(4): 417-422.)
- [5] Gilmore J P, McKern R A. A redundant strapdown inertial reference unit[J]. J of Spacecraft and Rockets, 1972, 9(1): 39.
- [6] 张玲霞, 陈明, 刘翠萍. 冗余传感器故障诊断的最优奇偶向量法与广义似然比检验法的等效性[J]. 西北工业大学学报, 2005, 23(4): 266-270.
(Zhang L X, Chen M, Liu C P. Is OPT better than GLT in fault diagnosis of redundant sensor system[J]. J of Northwestern Polytechnical University, 2005, 23(4): 266-270.)
- [7] 贾鹏, 张洪钺. 基于奇异值分解的冗余惯导系统故障诊断[J]. 宇航学报, 2006, 27(5): 1076-1080.
(Jia P, Zhang H Y. Fault detection for redundant inertial navigation system based on SVD method[J]. J of Astronautics, 2006, 27(5): 1076-1080.)
- [8] Jin Hong, Zhang Hong-yue. Optimal parity vector sensitive to designated sensor fault[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic System, 1999, 35(4): 1122-1128.
- [9] 冯志刚, 王祁. 基于小波包和支持向量机的传感器故障诊断方法[J]. 南京理工大学学报: 自然科学版, 2008, 32(5): 609-614.
(Feng Z G, Wang Q. Sensor fault diagnosis based on wavelet packet and support vector machines[J]. J of Nanjing University of Science and Technology: Natural Science, 2008, 32(5): 609-614.)
- [10] Namvar M, Aghili F. Failure detection and isolation in robotic manipulators using joint torque sensors[J]. Robotica, 2010, 28(4): 549-561.
- [11] Castaldi P, Geri W, Bonfe M. Design of residual generators and adaptive filters for the FDI of aircraft model sensors[J]. Control Engineering Practice, 2010, 18(5): 449-459.
- [12] 唐璘, 张闻捷. 不同精度冗余数据的融合[J]. 自动化学报, 2005, 31(6): 934-942.
(Tang J, Zhang W J. Fusion of different accuracy redundant data[J]. Acta Automatica Sinica, 2005, 31(6): 934-942.)
- [13] 闻新, 张洪钺. 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: 318-322.
(Wen X, Zhang H Y. Control system fault diagnosis and fault-tolerant control[M]. Beijing: Machinery Industry Press, 1998: 318-322.)
- [14] 高宁, 周跃庆. 抗野值自适应卡尔曼滤波方法的研究[J]. 中国惯性技术学报, 2003, 11(3): 25-28.
(Gao N, Zhou Y Q. Adaptive Kalman filter algorithm with fault-tolerant improvement[J]. J of Chinese Inertial Technology, 2003, 11(3): 25-28.)
- [15] 胡峰, 孙国基. Kalman滤波的抗野值修正[J]. 自动化学报, 1999, 25(5): 692-696.
(Hu F, Sun G J. Fault-tolerant improvement on Kalman filter[J]. Acta Automatica Sinica, 1999, 25(5): 692-696.)