

飞轮传感器的高斯混合模型故障检测方法

龚学兵, 王日新, 徐敏强

(哈尔滨工业大学深空探测基础研究中心, 哈尔滨 150080)

摘要: 针对闭环控制的飞轮系统, 本文采用一种基于高斯混合模型(GMM)的故障诊断方法检测飞轮的传感器故障。姿态机动的反作用飞轮是一个多工况系统。通过飞轮的历史观测数据建立飞轮的 GMM 模型, 它用有限个高斯函数的加权组合来有效地拟合多工况的观测数据, 利用基于贝叶斯推理的后验概率(BIP)指标计算新样本偏离 GMM 模型的程度, 该指标能避免由于数据分类不确定而引起的误检测问题。仿真结果表明 BIP 指标不需要复杂的数学建模就能准确检测飞轮传感器故障。

关键词: 飞轮系统; 高斯混合模型; 故障检测; 闭环控制

中图分类号: V474.2 文献标识码: A 文章编号: 1000-1328(2015)06-0699-07

DOI: 10.3873/j.issn.1000-1328.2015.06.011

Gaussian Mixed Model-Based Fault Detection Method for Flywheel Sensor

GONG Xue-bing, WANG Ri-xin, XU Min-qiang

(Deep Space Exploration Research Center, Harbin Institute of Technology, Harbin 150080, China)

Abstract: Gaussian mixed model (GMM) is applied in the sensor fault detection of a flywheel system with close-loop control. The reaction flywheel is a system with multiple operating conditions system in attitude maneuver processes. GMM is used to classify historical observation data into several clusters and the distribution of these clusters are well fitted by using the weighted combination of finite Gaussian functions. Then the deviation of the new sample from the GMM model is calculated by using the Bayesian inference posterior (BIP) formula. Finally the sensor fault of the flywheel system will easily be detected by using BIP index which can avoid the misdetection caused by uncertainties in cluster labels. Numerical simulations have demonstrated the effectiveness of the applied GMM model in sensors fault detection without complex mathematical modeling.

Key words: Flywheel system; Gaussian mixed model; Fault detection; Close-loop control

0 引言

对于小卫星平台, 飞轮可以作为姿态大角度调整的执行部件, 实现对地对日的指向模式切换^[1]。此外, 侦察卫星的大角度机动一般是采用消耗工质的推力器和反作用飞轮、地磁力矩和反作用飞轮联合控制的方案^[2]。姿态机动的反作用飞轮是一个多工况的闭环控制系统, 转速闭环控制的飞轮系统能够提高任务的可靠性, 但同时增加故障诊断的难度^[3]。航天器的早期故障或者未知故障检

测由于经验知识缺乏, 只能从系统的高维观测数据中提取故障特征, 观测数据向量由系统状态的物理变量或者相应的衍生变量构成, 变量之间的关联关系能够反映系统参数之间的相互作用。基于数据驱动^[4-7]的故障检测方法利用观测样本拟合状态变量的函数关系或估计样本点集的概率分布, 从而定义系统行为。

对于卫星的飞轮系统, 文献[8]是通过设计 UIO 双观测器对存在未知输入的飞轮系统进行故障隔离, 文献[9]是采用非线性扩张的状态观测器对卫星飞轮

进行故障检测和恢复。文献[10]将飞轮模型的参数离散化并将模型参数当作状态空间的状态量,利用扩展卡尔曼滤波器对飞轮的时变参数进行跟踪,实现系统故障的定量估计。文献[11]采用综合观测器解决了飞轮在执行器输出量不可得的限制条件下的故障检测问题与执行器的真实输出估计问题。以上的故障诊断方法需要精确的物理模型,模型参数的维数低。对于高维度、强非线性的航天器系统,基于模型故障诊断方法^[12]的建模误差大或物理模型难以建立。针对这类模型,基于数据驱动的故障诊断方法避免物理建模,利用观测数据的统计指标或残差检测故障,算法可移植性强,实时数据能反映性能退化过程。

主元模型^[13-15]利用样本的 SPE 值检测传感器的故障,且系统的观测样本来自单一平稳的工况。而多工况下的飞轮观测样本在高维空间中由多个密度相对较大(峰值)的区域组成^[16]。主元模型对飞轮的观测样本进行单高斯参数估计时偏差较大。因此,本文采用一种高斯混合模型(Gaussian Mixed Model, GMM)^[17]对飞轮的观测样本进行高斯参数估计,按照期望最大的 EM 算法估计每类峰值区域的高斯参数,利用有限个(峰值个数)高斯函数的组合拟合飞轮的观测样本,从而降低了高斯参数的估计误差,提高数据拟合的精度,并结合 BIP 指标^[18]检测飞轮传感器的偏差故障。

1 动量轮模型

根据文献[19]给出的 ITHACO-A 型飞轮的数学模型,建立基于 Simulink 的飞轮高精度开环系统仿真模型,如图 1 所示。

相关参数介绍如下: V_{ic} 为等效的直流电动机驱动控制力矩,主要是电压控制; G_d 为电机驱动增益; ω_d 为驱动带宽; I_m 为电机电流; K_t 为电机转动系数; K_e 为电机电动势反馈系数; I_{bus} 为母线电流; V_{bus} 为母线电压; R_{in} 为输入电阻; K_f 为电压反馈增益; τ_v 为滑动摩擦力矩; τ_c 为静摩擦力矩,也叫库伦摩擦力矩; τ_z 为控制力矩; J 为飞轮转动惯量; θ_α 为力矩噪声引起的角误差; ω_α 为高通噪声滤波器频率; ω_s 为转速限制阈值; K_s 为转速限制增益系数; ω 为飞轮的实时转速。

1.1 动量轮开环系统的数学模型

根据图 1 的仿真模块,建立飞轮开环系统的状

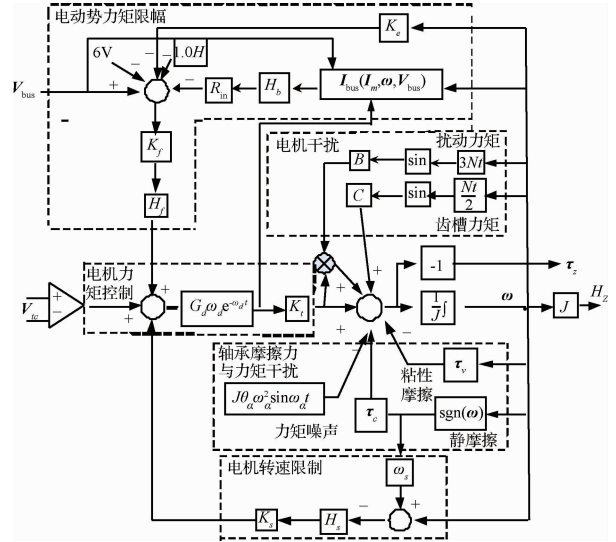


图 1 飞轮高精度开环系统仿真模型^[19]

Fig. 1 High accurate simulation model of flywheel^[19]

态空间模型为:

$$\begin{bmatrix} \dot{I}_m \\ \dot{\omega} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} G_d \omega_d [\psi_1(I_m, \omega) - \psi_3(\omega)] - \omega_d I_m \\ \frac{1}{J} [K_t I_m - \tau_c \psi_2(\omega) - \tau_v \omega] \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} G_d \omega_d \\ 0 \end{bmatrix} V_{ic} \quad (1)$$

$$\tau_z = k_t I_m \quad (2)$$

式中: $\psi_1(I_m, \omega)$ 、 $\psi_2(\omega)$ 、 $\psi_3(\omega)$ 分别描述了电动势力矩限制、轴承摩擦力与力矩干扰、电机转速限制这三个非线性模块。飞轮仿真模型的参数设置如表 1 所示。

表 1 飞轮参数

Table 1 The parameters of flywheel

参数	取值/单位
J	0.0477 / (N · M · S ⁻²)
G_d	19 / (A · V ⁻¹)
K_t	0.9 / (N · M · A ⁻¹)
K_e	0.029 / (V · s · rad ⁻¹)
K_s	95 / (V · s · rad ⁻¹)
ω_s	690 / (rad · s ⁻¹)
τ_c	0.002 / (N · M)
N	36
ω_α	0.2 / (rad · s ⁻¹)
R_{in}	2 / Ω
K_f	0.5

1.2 传感器故障的数学模型

传感器的工作原理、工作环境的不同导致其故障的表现形式多种多样,但传感器的故障满足一定的基本规律^[20]。常见的传感器故障有卡滞、恒增益、恒偏差和完全失效四种模式,其数学模型为:

$$\mathbf{y}_{\text{out}}(\mathbf{x}_j) = \mathbf{a} \quad (3)$$

$$\mathbf{y}_{\text{out}}(\mathbf{x}_j) = \gamma \mathbf{y}_{\text{in}}(\mathbf{x}_j) \quad (4)$$

$$\mathbf{y}_{\text{out}}(\mathbf{x}_j) = \mathbf{y}_{\text{in}}(\mathbf{x}_j) + \mathbf{b} \quad (5)$$

$$\mathbf{y}_{\text{out}}(\mathbf{x}_j) = \begin{cases} \mathbf{y}_{\text{in}}(\mathbf{x}_j), & j \leq q \\ 0, & j > q \end{cases} \quad (6)$$

式中: \mathbf{a} 是常量, γ 是增益系数, \mathbf{b} 是偏移量。 j 和 q 都是表示采样时刻。 $\mathbf{x}_j \in \mathbf{R}^d$ 表示系统在第 j 时刻的采样样本, q 为传感器完全失效的采样时刻。 d 为数据向量的维度。 \mathbf{y}_{out} 和 \mathbf{y}_{in} 表示传感器的输出与输入。本文针对飞轮传感器的恒偏差故障。

2 飞轮系统的数据建模与状态评估

与开环系统相比,闭环控制系统故障难以检测主要有两个原因^[21]:1)闭环控制的引入使得飞轮系统对于外部扰动具有鲁棒性,加性故障所引起的参数扰动幅值比鲁棒控制引起的参数扰动幅值小。2)闭环控制使得乘性故障在系统内部传播,导致多处观测值发生异常,使得参数相互影响更强,系统参数整体偏离正常(理想)工况。总之,飞轮故障改变参数的关联关系,并改变样本的分布规律。因此,飞轮的数据建模是利用系统参数之间的关联关系定义飞轮系统行为。

多工况下的飞轮观测样本在高维空间中会形成不同的族类(点集合)。而高斯混合模型对飞轮参数进行参数拟合,适当增加 GMM 模型的族类个数能够降低高斯参数的估计误差,提高 GMM 模型对飞轮观测样本的拟合精度。飞轮系统的数据建模是利用观测样本的统计量(均值、方差)估计观测样本的分布函数;状态评估是利用统计指标定义新样本与已知分布函数之间的距离,统计指标的阈值区分健康样本与故障样本。

2.1 高斯混合模型与状态评估 BIP 指标

实际问题中的数据分布通常用高斯分布函数描述,高斯混合模型 GMM^[22]是一种能用有限的高斯概率密度函数通过加权组合的方法逼近任意连续分布的函数。飞轮观测样本点是一个 d 维度的数据向量。 $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^d$ 是飞轮模型中的数据向量(某一时刻的观测样本),它在高斯混合模型中的概率函数如下:

$$P(\mathbf{x} | \boldsymbol{\theta}) = \sum_{i=1}^K w_i g(\mathbf{x} | \boldsymbol{\theta}_i) \quad (7)$$

$$g(\mathbf{x} | \boldsymbol{\theta}_i) = \frac{\exp\left[-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_i)^\top \mathbf{E}_i^{-1}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_i)\right]}{\sqrt{(2\pi)^d |\mathbf{E}_i|}} \quad (8)$$

式中: K 是高斯模 GMM 的族类的个数, $\boldsymbol{\theta}_i = \{\boldsymbol{\mu}_i, \mathbf{E}_i\}$ 是第 i 个族类集合 C_i 的高斯参数,其中, $\boldsymbol{\mu}_i$ 和 \mathbf{E}_i 分别表示第 i 个族类的均值与协方差。且 $g(\mathbf{x} | \boldsymbol{\theta}_i)$ 是第 i 个高斯概率密度函数, $P(\mathbf{x} | \boldsymbol{\theta})$ 表示每个点 \mathbf{x} 在高斯参数 $\boldsymbol{\theta}$ 条件下的条件概率。 w_i 表示第 i 个族类的权重,可以理解为样本点来自第 i 个族类(高斯分量) C_i 的先验概率,且满足:

$$\sum_{i=1}^K w_i = 1 \quad (9)$$

族类的高斯参数估计是建立 GMM 模型的关键步骤,在给定训练样本与初始值的前提下,期望最大算法(EM)通过不断重复 E-step 和 M-step 两个步骤,直到对数似然函数不再变化才能完成高斯模型的参数估计。

以上步骤是实现高斯混合模型的数据建模,通过飞轮的观测数据训练 GMM 模型,观测样本的分布规律通过 GMM 模型表达;而新样本与 GMM 模型的关系需要利用统计指标评价,即飞轮状态评估的过程。为了计算新样本偏离混合高斯模型的程度,本文需要引入一个 BIP 指标,将所有高斯聚类的局部概率指标结合起来,由于每个观测样本无法被明确地划分到某一个高斯族类,这种全局性指标能够避免由于错误分类引起的误检测:

$$\text{BIP} = \sum_{i=1}^K P(C_i | \mathbf{x}_j) P_L^i(\mathbf{x}_j) \quad (10)$$

式中: \mathbf{x}_j 表示第 j 个采样时刻的数据向量, $P(C_i | \mathbf{x}_j)$ 表示 \mathbf{x}_j 属于第 i 个族类的条件概率, $P_L^i(\mathbf{x}_j)$ 表示第 i 个族类的 \mathbf{x}_j 出现的概率。飞轮健康状态下的观测样本到族类中心马氏距离 D 的平方服从 F 方分布。

$$D((\mathbf{x}_j, \mathbf{C}) | \mathbf{x}_j \in C_i) = (\mathbf{x}_j - \boldsymbol{\mu}_i)^\top \mathbf{E}_i^{-1}(\mathbf{x}_j - \boldsymbol{\mu}_i) \quad (11)$$

$$P_L^i(\mathbf{x}_j) = P_F\{D((\mathbf{x}_j, \mathbf{C}) | \mathbf{x}_j \in C_i)\} \quad (12)$$

$$\mathbf{x}_j \in C_i | \{P(\mathbf{x}_j) = \max_{i \in K} \{P(\mathbf{x}_j | \boldsymbol{\theta}_i) w_i\}\} \quad (13)$$

在给定置信水平 $(1 - \alpha)100\%$ 下,来自飞轮健康状态下的数据向量 \mathbf{x}_j 满足如下关系式:

$$\text{BIP}(\mathbf{x}_j) \leq 1 - \alpha \quad (14)$$

式中: BIP 指标反映了数据向量与高斯混合模型之间的距离,且第 j 个样本的 BIP 超出阈值为故障样本。否则,它属于健康样本。

2.2 主元模型的数据建模与状态评估

主元模型对飞轮系统的观测样本进行矩阵分解,利用样本协方差矩阵特征值的大小顺序可以将样本矩阵分解为主元部分与残差部分。

$$\mathbf{X} = \mathbf{X}_p + \mathbf{X}_R \quad (15)$$

$$\mathbf{X}_p = \sum_{i=1}^l \mathbf{t}_i \mathbf{p}_i^T \quad (16)$$

$$\mathbf{X}_R = \sum_{i=l+1}^d \mathbf{t}_i \mathbf{p}_i^T \quad (17)$$

式中: \mathbf{X} 是标准化后的观测样本矩阵, \mathbf{T} 是得分矩阵, \mathbf{P} 是投影矩阵, \mathbf{X}_p 是主元矩阵, \mathbf{X}_R 是残差矩阵, l 是主元个数。主元个数选择依据累积方差的比例,如式 18 所示:

$$\text{CPV}(l) = \frac{\sum_{j=1}^l \lambda_j}{\sum_{i=1}^d \lambda_i} \geq 0.85 \quad (18)$$

式中: CPV 为累积方差贡献率, l 为主元个数, i, j 为序列号, λ 为观测样本矩阵 \mathbf{X} 的特征值。以上步骤完成主元模型的数据建模,残差空间的点可以看作噪声,服从高斯分布,飞轮系统的状态评估是计算样本的 SPE 值,它能反映样本残差向量偏离单高斯模型的程度,利用数据向量 SPE 指标的阈值判断样本残差向量是否仍服从高斯分布。

3 数值实例

姿态机动的反作用飞轮是一个多工况系统,针对如图 2 所示系统,将飞轮的转速设置为一个正弦信号与两个目标转速 5 rad/s 与 15 rad/s 的叠加信号,模拟小卫星进行两次大角度指向调整的过程,并抵抗空间干扰力矩的作用,同时设置了飞轮电机电流传感器与飞轮转速传感器的恒偏差故障。

飞轮系统为一个速度反馈系统。主要包括飞轮开环模型、PID 控制器和数据采集系统三部分。

飞轮转速控制器的 PID 参数设置:比例系数 0.1、积分系数 0.01、微分系数 0.01。系统仿真过程中,电机电流、飞轮转速的初始值取 0,其它对应的物理参数选取无故障时相应的取值。仿真系统的步长 0.1 s,仿真时间为 200 s。系统仿真过程中,一共

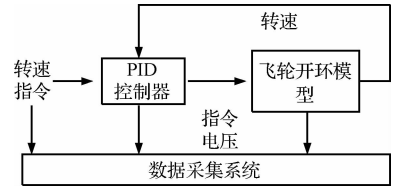


图 2 飞轮闭环系统框图

Fig. 2 Diagram of flywheel with close-loop control

有 4 个状态观测量:电机电流 \mathbf{I}_m 、母线电流 \mathbf{I}_{bus} 、飞轮转速 ω 、电机输出力矩 τ_e 。这四个变量都与飞轮转速有关。两类故障参数幅度为正常值的 50%。故障发生时间为健康运行 100 s 后,即飞轮发生第二次转速调整时。前者加信噪比为 0.001 的高斯白噪声,后者加入信噪比为 0.01 的高斯白噪声。

3.1 高斯混合模型的族类个数选择

SPE 指标的检测结果如图 4 与图 8 所示,阈值置信度为 95%。噪声使得正常数据超出阈值的比例为误检测率 P_w ;故障数据超出阈值的比例故障检测率 P_c 。误检测率越低,表明噪声对检测结果的影响越小;而故障检测率越高,表明统计指标的故障检测能力越强。

$$P_w = \frac{S_H}{N_H} \times 100\% \quad (19)$$

$$P_c = \frac{S_F}{N_F} \times 100\% \quad (20)$$

式中: N_H 为健康样本总数, S_H 为健康样本超出阈值的个数。 N_F 为故障样本总数, S_F 为故障样本超出阈值的个数。BIP 指标的阈值置信度为 95%。增加高斯混合模型的族类个数能够提高高斯混合模型对飞轮数据拟合的精度,有利于提高 BIP 指标的故障检测能力;然而 BIP 指标的故障检测能力由故障可检测幅值决定,因此, BIP 指标的故障检测率相对不变时可以停止增加族类个数。

根据图 3,当族类个数达到 52 时,电机电流的 BIP 故障检测率取最大值 87.5%。根据图 4,当族类个数达到 52 时,飞轮转速的 BIP 故障检测率取最大值 91.23%。随着族类个数增加,两类故障检测率的取值不断增加,当族类个数超过 52 时,故障检测率又变小, BIP 指标的故障检测率达到饱和,此时 BIP 指标的故障检测率应为一常数。由于初始值的随机性使得 GMM 模型的参数估计存在偏差,从而使得 BIP 指标的故障检测率围绕常数波动。因此,高斯混合模型的族类个数 $K = 52$ 。

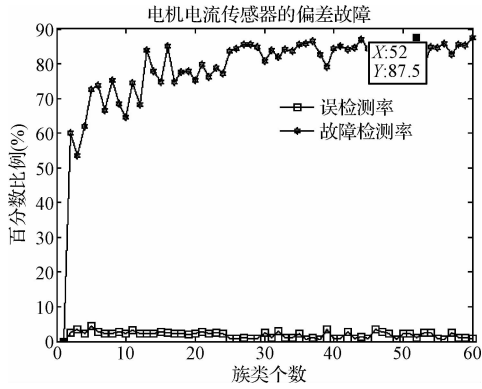


图 3 族类对电机电流故障的影响

Fig. 3 Effect of clusters on motor current fault

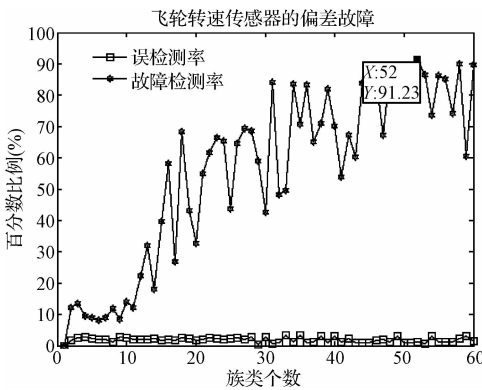


图 4 族类对飞轮转速故障的影响

Fig. 4 Effect of clusters on flywheel speed fault

3.2 SPE 指标与 BIP 指标检测结果的定量分析

故障检测能力由故障可检测幅值决定,而本文为了对比 BIP 指标与 SPE 指标的故障检测能力。只针对同一幅值的故障,利用误检测率与故障检测率两个指标来定量评价两个模型的故障检测能力。

表 2 SPE 与 BIP 的检测结果

Table 2 The detection result of SPE and BIP

故障检测指标	SPE	BIP
电机电流传感器的误检率/%	2.2	1.2
电机电流传感器的故障检测率/%	69.9	86.1
飞轮转速传感器的误检率/%	1.4	1.2
飞轮转速传感器的故障检测率/%	19.6	88.4

根据表 2,对比分析两类传感器偏差故障的误检率,SPE 指标的误检测率要高于 BIP 指标的误检测率,表明 BIP 指标对噪声的鲁棒性更好;而 SPE 指标的故障检测率低于 BIP 指标的故障检测率,表明 BIP 指标能够更加准确地检测飞轮多工况下的传感器偏差故障。因此,多工况中的高斯混合模型的

故障检测能力比主元模型的故障检测能力强。

采样数据总数为 2000 个点。图 5 显示飞轮电机电流传感器的健康数据与故障数据的变化情况;图 6 显示了飞轮转速传感器的健康数据与故障数据的变化情况。其中,在 100 s 到 150 s 之间的剧烈波动是由飞轮闭环控制所引起,这种正常状态的扰动使得主元模型的统计指标的阈值变大,导致主元模型无法检测扰动幅值较小的故障。从图 7 与图 8 的主元模型故障检测结果可以看出,由于飞轮转速的鲁棒性扰动比飞轮电机电流的鲁棒性扰动大。因而飞轮转速传感器的偏差故障检测率 19.6% 比飞轮电机电流传感器的偏差故障检测率 69.9% 低很多。

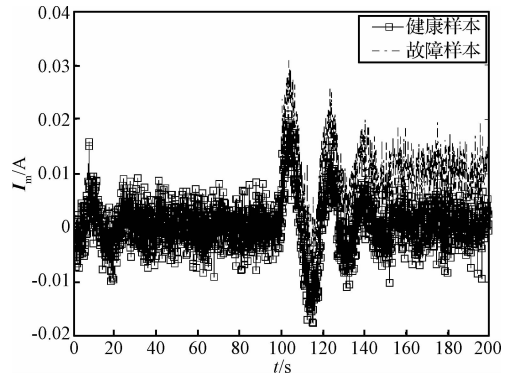


图 5 正常状态与故障状态的电机电流

Fig. 5 Normal and fault states of motor current

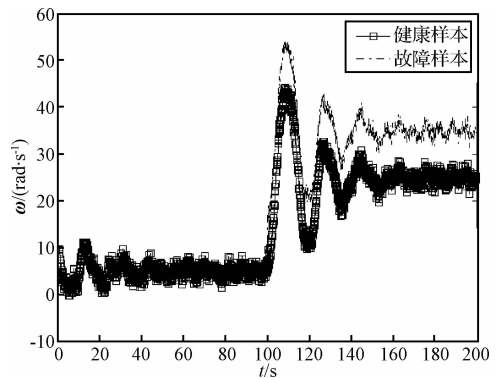


图 6 正常状态与故障状态的飞轮转速

Fig. 6 Normal and fault state of flywheel speed

鲁棒性扰动会降低 BIP 的故障检测能力。对比图 9 与图 10 的 BIP 检测结果,电机电流传感器的偏差故障与飞轮转速传感器的偏差故障在 120 s 都未超出阈值控制线。主要由于电机电流与转速在 120 s 的故障幅值都小于其健康幅值的扰动。而在 160 s 以后,电流、转速的鲁棒性扰动变小,故障状态下的 BIP 值与健康状态下的 BIP 值的可区分性更好。

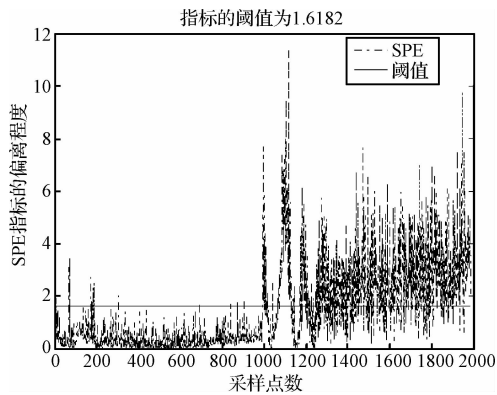


图 7 电机电流的 SPE 传感器故障检测

Fig. 7 Sensor fault detection of motor current by SPE

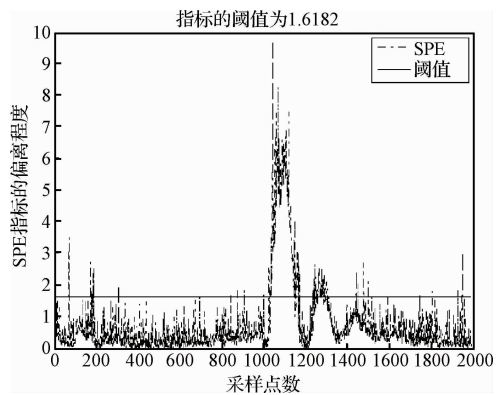


图 8 飞轮转速的 SPE 传感器故障检测

Fig. 8 Sensor fault detection of flywheel speed by SPE

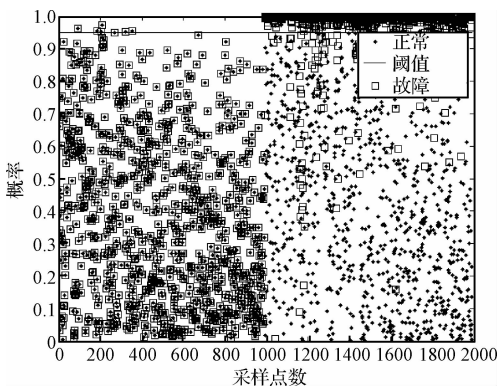


图 9 电机电流的 BIP 传感器故障检测

Fig. 9 Sensor fault detection of motor current by BIP

4 结论

针对闭环控制的飞轮系统传感器偏差故障,本文采用高斯混合模型对飞轮的观测数据进行数据建模,并结合 BIP 指标检测两类传感器偏差故障。对比两类统计指标 SPE 与 BIP 的幅值变化过程,鲁棒性扰动能够降低主元模型与高斯混合模型的故障检

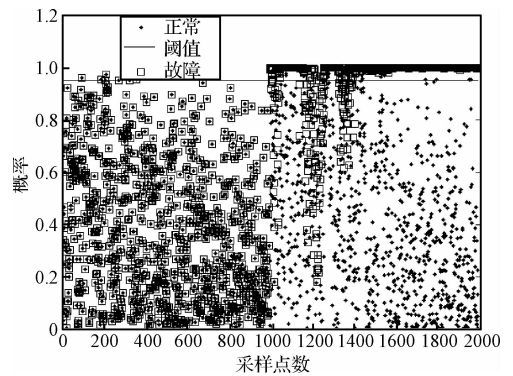


图 10 飞轮转速的 BIP 传感器故障检测

Fig. 10 Sensor fault detection of flywheel speed by BIP

测能力。

针对多工况的飞轮系统,对比分析 BIP 指标与 SPE 指标的误检测率与故障检测率,BIP 指标的故障检测能力比 SPE 指标的故障检测能力强。此外,适当增加族类个数能够提高高斯混合模型的数据拟合精度,减小高斯参数的估计偏差,使得 BIP 指标能够更加准确地检测飞轮传感器偏差故障。故障检测过程简单、快速。算法可移植性强,保证诊断的实时性与通用性。文中给出的仿真实例说明了该方法的有效性。

参 考 文 献

- [1] 王炳全,崔祜涛,杨涤. 仅用反作用轮进行小卫星姿态大角度机动[J]. 飞行力学,1999,17(1):88-92. [Wang Bing-quan, Cui Hu-tao, Yang Di. Small satellite attitude large angle slew only via reaction wheels[J]. Flight Dynamics, 1999, 17(1): 88-92.]
- [2] 孙向宇. 基于控制力矩陀螺的侦察卫星快速姿态机动控制研究学[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2012. [Sun Xiang-yu. Research on fast attitude maneuver of reconnaissance satellites based on control moment gyros[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2012.]
- [3] 周东华,刘洋,何潇. 闭环系统故障诊断技术综述[J]. 自动化学报,2013,39(11):1933-1943. [Zhou Dong-hua, Liu Yang, He Xiao. Review on fault diagnosis techniques for closed-loop systems[J]. Acta Automatica Sinica, 2013, 39(11): 1933-1943.]
- [4] Ge Z Q, Song Z H. Distributed PCA model for plant-wide process monitoring[J]. Industrial & Engineering Chemistry Research, 2013, 52(5): 1947-1957.
- [5] 仇韬,张清峰,丁艳军,等. PCA 在非线形系统传感器故障检测和重构中的应用[J]. 清华大学学报(自然科学版),2006, 46(5):708-711. [Qiu Tao, Zhang Qing-feng, Ding Yan-jun, et al. Nonlinear sensor fault detection and data rebuilding based on principle component analysis[J]. J. Tsinghua Univ. (Sci. and

- Tech.), 2006, 46(5) : 708 - 711.]
- [6] Talebi H A, Patel R, Khorasani K. Fault detection and isolation for uncertain nonlinear systems with application to a satellite reaction wheel actuator [C]. 2007 IEEE International Conference on Systems Man and Cybernetics, Montreal, Canada, October 7 - 10, 2007.
- [7] Li L S. Anomaly detection in airline routine operations using flight data recorder data [D]. Cambridge: Massachusetts Institute of Technology, 2013.
- [8] 曲春娣, 张洪钺. 卫星动量轮闭环系统的 UIO 双观测器故障诊断 [J]. 航天控制, 2005, 23(6) : 66 - 71. [Qu Chun-di, Zhang Hong-yue. The fault diagnosis of momentum close-loop system used in satellite based on UIO double observers [J]. Aerospace Control, 2005, 23(6) : 66 - 71.]
- [9] 金磊, 徐世杰. 基于扩张状态观测器的飞轮故障检测与恢复 [J]. 北京航空航天大学学报, 2008, 34(11) : 1272 - 1275. [Jin Lei, Xu Shi-jie. Extended state observer-based fault detection and recovery for flywheels [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2008, 34(11) : 1272 - 1275.]
- [10] 李知周, 张锐, 朱振才, 等. 基于扩展卡尔曼滤波的动量轮故障检测方法 [J]. 航空学报, 2010, 31(8) : 1614 - 1621. [Li Zhi-zhou, Zhang Rui, Zhu Zhen-cai, et al. Extended Kalman filter-based fault detection for momentum wheel [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2010, 31(8) : 1614 - 1621.]
- [11] 岑朝辉, 魏蛟龙, 蒋睿, 等. 基于综合观测器的执行器过程故障量精确诊断 [J]. 宇航学报, 2011, 32(6) : 1318 - 1326. [Cen Zhao-hui, Wei Jiao-long, Jiang Rui, et al. Accurate diagnosis on process fault parameters of nonlinear actuator based on adaptive observer and extended state observer [J]. Journal of Astronautics, 2011, 32(6) : 1318 - 1326.]
- [12] Wang H, Chai T Y, Ding J L, et al. Data driven fault diagnosis and fault tolerant control: some advances and possible new directions [J]. Acta Automatica Sinica, 2009, 35(6) : 739 - 747.
- [13] 谢廷峰, 刘洪刚, 吴建军. 基于主元分析法的液体火箭发动机传感器故障检测与诊断 [J]. 宇航学报, 2007, 28(6) : 1668 - 1703. [Xie Ting-feng, Liu Hong-gang, Wu Jian-jun. Fault detection and diagnosis for sensors of LRE based on PCA [J]. Journal of Astronautics, 2007, 28(6) : 1668 - 1703.]
- [14] 龚志飞, 郭迎清. 基于主元分析法的航空发动机传感器故障诊断研究 [J]. 计算机测量与控制, 2012, 20(8) : 2017 - 2023. [Gong Zhi-fei, Guo Ying-qing. Investigation of aeroengine fault diagnosis based on principal component analysis [J]. Computer Measurement & Control, 2012, 20(8) : 2017 - 2023.]
- [15] 邱天, 丁艳军, 吴占松. 基于主元分析的热力系统传感器故障检测指标 [J]. 动力工程, 2007, 27(3) : 376 - 380. [Qiu Tian, Ding Yan-jun, Wu Zhan-song. A statistical index based on principal component analysis for sensor fault detection in thermal systems [J]. Journal of Power Engineering, 2007, 27(3) : 376 - 380.]
- [16] 齐咏生, 王林, 李立, 等. GMM-DPLS 间歇过程故障监测与质量预报 [J]. 计算机与应用化学, 2013, 30(10) : 1167 - 1172. [Qi Yong-sheng, Wang Lin, Li Li, et al. Fault monitoring and quality prediction for batch process using GMM-DPLS [J]. Computers and Applied Chemistry, 2013, 30(10) : 1167 - 1172.]
- [17] 温东宾. 基于 GMM 的数据缺失的多工况故障检测 [J]. 测控技术, 2013, 32(6) : 56 - 60. [Wen Dong-bin. Fault detection of multiple loading conditions for missing data based on GMM [J]. Measurement & Control Technology, 2013, 32(6) : 56 - 60.]
- [18] 李德毅, 刘常昱. 论正态云模型的普适性 [J]. 中国工程科学, 2004, 6(8) : 28 - 34. [Li De-yi, Liu Chang-yu. Study on the universality of the normal cloud model [J]. Engineering Science, 2004, 6(8) : 28 - 34.]
- [19] Li Z Q, Ma L, Khorasani K. Fault diagnosis of an actuator in the attitude control subsystem of a satellite using neural networks [C]. International Joint Conference on Neural Networks, Orlando, USA, August 12 - 17, 2007.
- [20] 段江涛, 陈怀民, 王亮. 基于检测滤波器的俯仰角速率传感器故障检测研究 [J]. 计算机测量与控制, 2011, 19(4) : 785 - 788. [Duan Jiang-tao, Chen Huai-min, Wang Liang. Pitch angle sensor fault detection based on detection filter [J]. Computer Measurement & Control, 2011, 19(4) : 785 - 788.]
- [21] 邢琰, 吴宏鑫, 王晓磊, 等. 航天器故障诊断与容错控制技术综述 [J]. 宇航学报, 2003, 24(3) : 221 - 226. [Xing Yan, Wu Hong-xin, Wang Xiao-lei, et al. Survey of fault diagnosis and fault-tolerance control technology for spacecraft [J]. Journal of Astronautics, 2003, 24(3) : 221 - 226.]
- [22] Zhang Y W, An J Y. Modeling and monitoring of multimode transition process based on reconstruction [J]. Information Sciences, 2014, 27(9) : 176 - 185.

作者简介:

龚学兵 (1985 -), 男, 博士, 主要从事卫星故障检测、诊断等研究。

通信地址: 黑龙江省哈尔滨市南岗区一匡街 2 号哈尔滨工业大学科学院 3030 信箱 (150080)

电话: (0451) 86418320 - 319

E-mail: gongdanumber1@163.com