0254-6124/2011/31(5)-647–06 *Chin. J. Space Sci.* 空间科学学报

Zhao Shilei, Wu Lina. Fault diagnosis of satellite based on IMM and moving horizon estimation. *Chin. J. Space Sci.*, 2011, **31**(5): 647-652

基于多模型滚动时域估计的卫星故障诊断

赵石磊[1] 吴丽娜[2]

1(哈尔滨理工大学软件学院 哈尔滨 150040)

2(哈尔滨工业大学卫星技术研究所 哈尔滨 150080)

摘 要 研究了卫星姿态控制系统故障诊断问题, 将滚动时域估计与交互式多模型 (IMM) 方法相结合, 利用滚动时域估计方法对系统状态进行估计, 系统转换概率也相应地利用了一个时间段的估计误差作为依据, 而不是只考虑一个时刻的估计误差, 因此有效减少了大噪声以及个别错误测量对诊断结果的影响. 最后的仿真结果证明了该算法的有效性.

关键词 卫星故障诊断, 滚动时域估计, IMM, 姿态控制系统

中图法分类号 V 474, TP 273

Fault Diagnosis of Satellite Based on IMM and Moving Horizon Estimation

ZHAO Shilei[1] WU Lina[2]

1(*School of Software, Harbin University of Science and Technology, Harbin* 150040)

2(*Research Center of Satellite Technology, Harbin Institute of Technology, Harbin* 150080)

Abstract This paper studies the fault diagnosis problems of the satellite attitude control system. Since the satellite works in space, the attitude control system of satellite is easy to be effected by uncertainties and disturbances in the harsh working environment. Interacting Multiple Model (IMM) is one of the effective fault diagnosis methods of the satellite control system but it is subjected to strong noise or wrong data. For this reason, this paper proposes to combine the moving horizon estimation instead of the Kalman filter with the IMM algorithm. The moving horizon estimation, which adopts not the estimation error of one time but the interval estimation error of a time span, is used to estimate the system states and the transition probabilities. So it could effectively decrease the influences of the wrong data or strong noise. Finally, the mathematical simulation results for diagnosis problem of the satellite attitude control system are presented to show the effectiveness of the proposed scheme.

Key words Satellite fault diagnosis, Moving horizon estimation, Interacting Multiple Model (IMM), Attitude control system

2009-04-14 收到原稿, 2011-05-14 收到修定稿

E-mail: zhaosl1210@126.com

1 引言

姿态控制系统是卫星系统中最关键的子系统之一, 其精度与可靠性直接影响到整个卫星系统的运行. 一旦出现故障可能会导致卫星姿态丢失、任务失败甚至更为严重的后果, 因此, 对姿态控制系统所发生的故障进行检测与诊断十分重要.

卫星姿态控制系统的故障可能发生在组件、传感器或执行器中, 另外, 其复杂的系统模型以及工作环境中存在的干扰等不确定性因素也给故障检测及诊断系统带来了很多困难. 正因如此, 卫星姿态控制系统的故障诊断与检测问题在过去几十年内受到极大关注, 相应产生了很多故障诊断与检测方法, 其中, 基于 Kalman 滤波器的交互式多模型 (IMM) 的故障诊断与检测方法很受重视. 2000 年, Goel 等 [1] 提出了一种基于 Kalman 滤波器的故障检测与辨识方法. Zhang 等 [2] 于 2001 年提出了一种基于交互多模型 (IMM) 的故障诊断与重构方法. 在卫星姿态系统的故障诊断中, Tudoroiu[3] 较早地将基于 Kalman 滤波器的交互式多模型 (IMM) 方法应用到姿态控制系统的故障诊断中, 并通过仿真证明了方法的有效性. 以往研究表明, 基于 IMM 方法在故障诊断中得到了广泛应用, 并取得了成效.

本文在 IMM 方法基础上, 提出一种基于滚动时域估计 (MHE) 的交互式多模型故障诊断方法, 并将其应用于卫星姿态控制系统的故障诊断中, 利用滚动时域状态估计的误差而不是 Kalman 滤波器的估计误差对多模型方法的转换概率进行更新. 由于更新后的模型误差不只是一个时刻的估计误差, 而是一个时段内的误差, 从而有效地增强了故障诊断的可靠性.

2 系统介绍

2.1 多故障模型

考虑如下离散线性系统:

$$\begin{aligned}&\boldsymbol{x}(k+1)=\boldsymbol{A}x(k)+\boldsymbol{B}\boldsymbol{u}(k)+w(k),\\&\boldsymbol{y}(k)=\boldsymbol{C}x(k)+v(k).\end{aligned}\tag{1}$$

其中, $\boldsymbol{x}(k)\in R^n$ 为状态变量, $\boldsymbol{u}(k)\in R^m$ 为控制输入矢量, $\boldsymbol{y}(k)\in R^p$ 为输出矢量, $\boldsymbol{A},\boldsymbol{B},\boldsymbol{C}$ 为具有适当维数的矩阵, $\boldsymbol{w}(k),\boldsymbol{v}(k)$ 为具有零均值的白噪声序列, 且与 x_0 不相关, 协方差为

$$\begin{aligned}&E\{\boldsymbol{w}(k)\boldsymbol{w}^{\mathrm{T}}(j)\}=\boldsymbol{Q}\delta_{ij};\\&E\{\boldsymbol{v}(k)\boldsymbol{v}^{\mathrm{T}}(j)\}=\boldsymbol{R}\delta_{ij};\\&E\{\boldsymbol{w}(k)\boldsymbol{v}^{\mathrm{T}}(j)\}=0,\quad j,k=0,1,2,\cdots.\end{aligned}$$

其中, δ_{ij} 为符号函数, $\boldsymbol{Q}\geqslant 0$, $\boldsymbol{R}>0$ 分别为模型干扰和测量噪声的方差矩阵.

根据文献 [2], 可以利用离散线性系统方程式 (1) 来表示发生不同故障后的系统模型. 假设用 M 个模型来表示正常及 $M-1$ 个不同的故障情况, 那么, 式 (1) 就可以进一步表述为

$$\begin{aligned}&x(k+1)=\boldsymbol{A}_j(k)x(k)+\boldsymbol{B}_j(k)u(k)+w_j(k),\\&y(k)=\boldsymbol{C}_j(k)x(k)+v_j(k).\end{aligned}$$

这里下标 j 表示故障的不同类型, 矩阵 $\boldsymbol{A}_j,\boldsymbol{B}_j,\boldsymbol{C}_j$ 为发生 j 类故障后对应的系统模型参数矩阵. 根据文献 [2], 系统模型序列可以假设为一个一阶的马尔可夫链, 其具有取值在一个有限序列的状态, k 时刻的状态可以用 $m(k)\in S$, $S=1,2,\cdots,L$ 来表示. 那么, 对于每个时间步, 马尔可夫链的转换概率矩阵可定义为

$$\begin{aligned}&\pi(i,j)=P\{m(k+1)=j|m(k)=i\},\quad \forall i,j;\\&\sum_{j\in S}\pi(i,j)=1,\qquad i=1,\cdots,L.\end{aligned}$$

这里 $P\{\cdot\}$ 表示概率函数, $m(k)$ 为模型在 k 时刻的离散值 (表示模型处于某种故障或无故障的状态), $\pi(i,j)$ 为从模型到模型的转换概率. 而 $m_j(k)$ 表示在 k 时刻的系统状态为 $m_j(k)\triangleq\{m(k)=j\}$. 所有可能的系统模型序列为 $S=\{m_1,m_2,\cdots,m_L\}$.

2.2 滚动时域估计

滚动时域估计理论 (MHE)[4] 来源于模型预测控制理论, 且继承了模型预测控制 (MPC) 的特点, 能够有效地处理系统约束、滚动优化、在线实时应用等问题, 对于实际系统的状态模型和约束条件, 例如系统的监控、跟踪和漏检等问题具有较好的应用效果.

考虑上述离散系统模型式 (1), 滚动时域估计方法的优化目标函数可写为

$$\begin{aligned}J_T=&\|\boldsymbol{x}_{T-N,T}-\hat{x}_{T-N}\|^2_{P^{-1}_{T-N}}+\\&\sum_{k=T-N}^{t}\|w_k\|^2_{Q^{-1}}+\sum_{k=T-N+1}^{t}\|v_k\|^2_{R^{-1}}.\end{aligned}\tag{2}$$

满足如下条件:

$$x(k) \in \boldsymbol{X}, \quad w(k) \in \boldsymbol{W}, \quad v(k) \in \boldsymbol{V}.$$

其中, $\boldsymbol{X}$, $\boldsymbol{W}$ 和 $\boldsymbol{V}$ 是凸集. 式 (2) 中的 J_T 为优化问题的目标函数, 约束问题的求解主要通过极小化目标函数 J_T 来估计出系统的初始状态以及作用在系统上的扰动, 并由系统动态方程计算系统状态的估计值.

这里假设系统初始状态 x_{T-N} 的先验估计满足均值为 $\hat{\boldsymbol{x}}_{T-N,T}$ 及协方差为 P_{T-N} 的正态分布. 从统计学意义上来解释时, P_{T-N} 表示对初始状态的可信度, 矩阵 Q 反映了对模型的理解程度, 即对模型的信心, R 则反映了对传感器测量结果的可信度. 根据滚动优化原理, 将每个采样时刻的最新测量数据补充进测量输出序列, 进而在线重新求解上述最优化问题, 并假设在 T 时刻优化问题 (2) 存在最优解 $\left(\hat{\boldsymbol{x}}^*_{T-N}, \{\hat{\omega}^*_k\}^{T-1}_{k=T-N}\right)$, 则 k 时刻系统状态的估计值 $\hat{\boldsymbol{x}}^*_k$ 为 [4]:

$$\hat{\boldsymbol{x}}^*_k = A^k \hat{x}^*_{T-N} + B\sum_k u(k) + \sum_{j=0}^{k-1} A^{k-j-1}\hat{\omega}^*_{T-N-j}.$$

其中, $\{\hat{\omega}^*_k\}^{T-1}_{k=T-N}$ 为 T 时刻对系统干扰的估计序列, N 为滚动窗口长度. 可以看出, 当 N 增大时, 估计效果会随之增强, 但求解速度也会下降 [4], N 为一个需要协调的参数.

3 滚动时域估计的多模型诊断方法

基于 Kalman 滤波方法的 IMM 估计方法是一种比较有效的状态估计方法, 但如果噪声影响严重或出现错误测量时, 其得到的结果容易受到影响. 文献 [5] 提出了一种方法, 每种假设事件发生的概率可以通过比较观测序列条件下的系统状态概率得到. 当观测序列为 $y(1:T) = \{y(1), y(2), \cdots, y(T)\}$, 系统状态为 $x(1:T) = \{x(1), x(2), \cdots, x(T)\}$ 时, 系统状态的条件概率可以写成 $P(X_j|y_{1:T})$, 这里, X_j 表示假设系统模型为 j 时所得到的估计状态. 这一条件概率可以通过利用标准 MAP (Maximum a Posterior Probability) 求出. 将贝叶斯公式应用于系统状态的条件概率中, 可以得到

$$P(X|Y) = P(Y|X)P(X)c.$$

其中, $P(Y|X)$ 表示观测模型, $P(X)$ 为先验状态模型, 而乘子 c 为一个标准化常数, 其对于所有的假设都相同, 且对计算概率没有影响.

首先考虑观测模型, 由于噪声序列相互独立, 当假设其为高斯白噪声时, 可以得到

$$P_j(Y|X) = \eta_y \prod_{t=\tau}^{T} \exp\Big[-\frac{1}{2}\|y(t) - C_j x(t)\|^2_{R^{-1}}\Big].$$

其中, $\eta_y = \dfrac{1}{(2\pi)^{N/2}|R|^{1/2}}$.

对于先验状态模型 $P(X)$, 可以得到

$$\begin{aligned} P_j(X) =& P_0 P[x(1)] \prod_{t=1}^{\mathrm{T}} P[x(t+1)|x(t)] = \\ & \eta_x P_0 \exp\Big[-\frac{1}{2}\|x(1) - x_0\|^2_{P_0^{-1}}\Big] \prod_{t=1}^{T-1} \cdot \\ & \exp\Big[-\frac{1}{2}\|x(t+1) - A_j x(t) - B_j u(t)\|^2_{Q^{-1}}\Big], \end{aligned}$$

其中,

$$\eta_x = \frac{1}{(2\pi)^{T/2}|P_0|^{1/2}(T-1)|R|^{1/2}}.$$

这里假设初始状态 $x(1)$ 服从分布 $N(x_0, P_0)$, 观测噪声服从分布 $N(0, R)$, $P_j(X)$ 则为第 j 个假设发生的先验概率.

这样, 就变成一个求取状态 X 而使得函数 $L_0(X)$ 最小化的问题, 即

$$\begin{aligned} L_0(X) =& \sum_{t=1}^{T-1} \frac{1}{2}\|y(t) - C_j x(t)\|^2_{R^{-1}} + \\ & \sum_{t=1}^{T-1} \frac{1}{2}\|x(t+1) - A_j x(t) - B_j u(t)\|^2_{Q^{-1}} + \\ & \frac{1}{2}\|x(1) - x_0\|^2_{P_0^{-1}} - \lg P_0 - \lg \eta_x - \lg \eta_y. \end{aligned}$$

因此, 无约束系统的滚动时域估计多模型故障诊断方法可以用以下步骤来表示.

步骤 1 初始化: 给定 $\bar{\boldsymbol{x}}_{T-N,T}$, 初始误差方差 P_0, 测量噪声方差 $\boldsymbol{R}$, 模型干扰方差 $\boldsymbol{Q}$ 以及时间域长度 N;

步骤 2 求解优化问题:

$$\begin{aligned} J_T =& \|\boldsymbol{x}_{T-N,T} - \hat{x}_{T-N}\|^2_{P_0^{-1}} + \\ & \sum_{j=T-N}^{T} \|y_j - C\hat{\boldsymbol{x}}_{j,T}\|^2_{Q^{-1}} + \end{aligned}$$

$$\sum_{j=T-N+1}^{T} \|\hat{\boldsymbol{x}}_{j,T} - A\hat{\boldsymbol{x}}_{j-1,T} - Bu_{j,T}\|^2_{R^{-1}},$$

并根据上面描述获得的概率

$$\mu_j(k+1) = P(X_j|Y),$$

以及故障检测方法

$$\mu_j(k+1) > \mu_T \quad (\text{有故障}),$$
$$\mu_j(k+1) \leqslant \mu_T \quad (\text{无故障})$$

检测故障.

步骤 3 根据文献 [2] 所提出的初始状态更新方程进行更新. 模型概率估计值:

$$\mu_j(k+1|k) = \sum_i \pi(i,j)\mu_i(k).$$

模型混合概率:

$$\mu_{i|j}(k) = \pi(i,j)\mu_i(k)/\mu_j(k+1|k).$$

混合状态估计值:

$$x_j^0(k|k) = \sum_{i=1}^{N} \hat{\boldsymbol{x}}_i(k|k)\mu_{i|j}(k).$$

状态偏差估计值:

$$e_{ij}(k) = x_j^0(k|k) - \hat{\boldsymbol{x}}_i(k|k).$$

混合协方差:

$$\boldsymbol{P}_j^0(k|k) = \sum_i \mu_{i|j}(k)[P_i(k|k) + e_{ij}(k)e_{ij}(k)^{\mathrm{T}}].$$

预测状态估计值:

$$\begin{aligned}\hat{x}_j(k+1|k) =& \boldsymbol{A}_j x_j^0(k|k) + \boldsymbol{A}_j\boldsymbol{P}_j(k|k)\boldsymbol{C}^{\mathrm{T}}\cdot\\ &[\boldsymbol{R} + \boldsymbol{C}P_j(k|k)\boldsymbol{C}^{\mathrm{T}}]^{-1}\cdot\\ &[y(k) - \boldsymbol{C}x_j^0(k|k)].\end{aligned}$$

协方差:

$$\begin{aligned}&\boldsymbol{P}_j(k+1|k+1) =\\ &\boldsymbol{A}_j\boldsymbol{P}_j^0(k|k)\boldsymbol{A}_j^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{Q}_i(k) -\\ &\boldsymbol{A}_j\boldsymbol{P}_j^0(k|k)\boldsymbol{C}^{\mathrm{T}}[\boldsymbol{R} + \boldsymbol{C}\boldsymbol{P}_j(k|k)\boldsymbol{C}^{\mathrm{T}}]^{-1}\cdot\\ &\boldsymbol{C}\boldsymbol{P}_j(k|k)\boldsymbol{A}_j^{\mathrm{T}}.\end{aligned}$$

步骤 4 在 $T+1$ 时刻, 得到新的测量值 $y(1:T)$, 返回步骤 2.

4 应用及仿真

考虑到卫星姿态动力学方程为 [7]:

$$\boldsymbol{J}\dot{\boldsymbol{\omega}} = -\boldsymbol{\omega} \times \boldsymbol{J}\boldsymbol{\omega} + \boldsymbol{u},$$

其中, $\boldsymbol{J}$ 为星体转动惯量矩阵, $\boldsymbol{u}$ 为星体外力矩, 输出控制力矩

$$\begin{aligned}&\boldsymbol{T}_{\mathrm{c}} = [\,T_{\mathrm{c}x} \quad T_{cy} \quad T_{\mathrm{c}z}\,]^{\mathrm{T}},\\ &\boldsymbol{u} = \boldsymbol{T}_{\mathrm{c}} + \boldsymbol{T}_{\mathrm{f}},\end{aligned}$$

$\boldsymbol{T}_{\mathrm{f}}$ 为外部力矩的总和. 选取状态变量、输出变量和控制输入为

$$\begin{aligned}&\boldsymbol{x} = [\,\varphi \quad \theta \quad \varphi \quad \omega_x \quad \omega_y \quad \omega_z\,]^{\mathrm{T}},\\ &\boldsymbol{y} = [\,\varphi \quad \theta \quad \varphi \quad \omega_x \quad \omega_y \quad \omega_z\,]^{\mathrm{T}},\\ &\boldsymbol{u} = \boldsymbol{T}_{\mathrm{c}}.\end{aligned}$$

无故障系统的系统模型参数如下:

$$\boldsymbol{A} = \begin{bmatrix}\boldsymbol{A}_1 & \boldsymbol{E}_{3\times3}\\ \boldsymbol{0}_{3\times3} & \boldsymbol{0}_{3\times3}\end{bmatrix}, \quad \boldsymbol{A}_1 = \begin{bmatrix}0 & 0 & \omega_0\\ 0 & 0 & 0\\ \omega_0 & 0 & 0\end{bmatrix};$$
$$\boldsymbol{B} = \begin{bmatrix}\boldsymbol{0}_{3\times3}\\ \boldsymbol{B}_1\end{bmatrix}, \quad \boldsymbol{B}_1 = \begin{bmatrix}J_x^{-1} & 0 & 0\\ 0 & J_y^{-1} & 0\\ 0 & 0 & J_z^{-1}\end{bmatrix}.$$

卫星的三个主转动惯量 [7] 选取 $J_x = 80\,\mathrm{kg{\cdot}m^2}$, $J_y = 90\,\mathrm{kg{\cdot}m^2}$, $J_z = 70\,\mathrm{kg{\cdot}m^2}$, 轨道角速度 $\omega_0 = 0.001\,\mathrm{rad/s}$.

将上述方法应用于卫星姿态控制系统的故障诊断, 对方法的有效性进行验证. 假设在卫星姿态控制系统中, 针对测量元件中的 3 个正装陀螺以及执行机构中的 3 个正装飞轮建立故障模型, 假设模型数目为 4, 其中包括 1 个正常模型 m_1, 2 个陀螺的故障模型 m_2, m_3 以及 1 个飞轮的故障模型 m_4, 分别记为无故障模型、传感器 1 故障模型、传感器 2 故障模型以及执行器故障模型, 并假设同一时段内只有一种故障发生.

在仿真中, 假设扰动较大, 且正常模型发生在 0~100 s, 传感器 1 的故障发生在 101~250 s, 转换概率矩阵为

$$\boldsymbol{P}_{ij} = \begin{bmatrix}117/120 & 1/120 & 1/120 & 1/120\\ 1/120 & 119/120 & 0 & 0\\ 1/120 & 0 & 119/120 & 0\\ 1/120 & 0 & 0 & 119/120\end{bmatrix}.$$

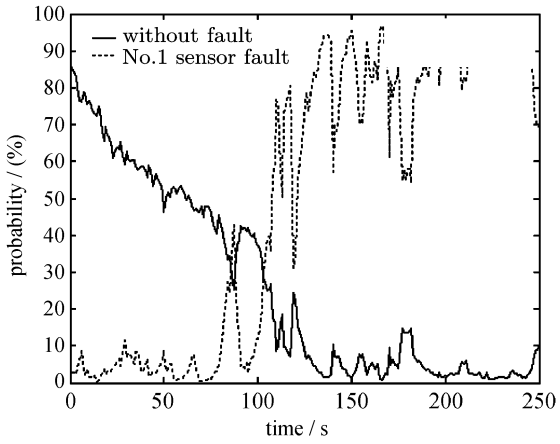

图 1 利用 IMM 方法得到的传感器 1 故障模型与无故障模型概率变化情况比较

Fig. 1 Transition probabilities comparison of the model with the No.1 sensor fault and the model without fault (using IMM)

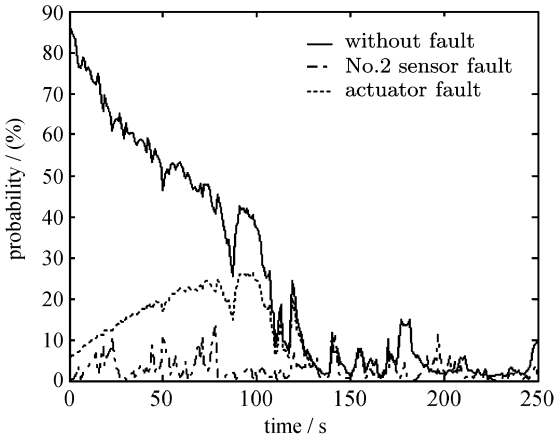

图 2 利用 IMM 方法得到的无故障模型与其他故障模型概率变化情况比较

Fig. 2 Transition probabilities comparison of the model without fault and the other fault models (using IMM)

图 1 给出的是传感器 1 发生故障时, 无故障模型及故障模型的概率变化情况比较. 图 2 给出的是无故障模型及其他故障模型的概率变化情况比较. 图 3 所示为传感器 1 发生故障时, 利用本文方法在时得到的无故障模型以及传感器 1 故障模型的概率变化情况比较. 图 4 给出的是传感器 1 发生故障时, 无故障模型及其他故障模型的概率变化情况.

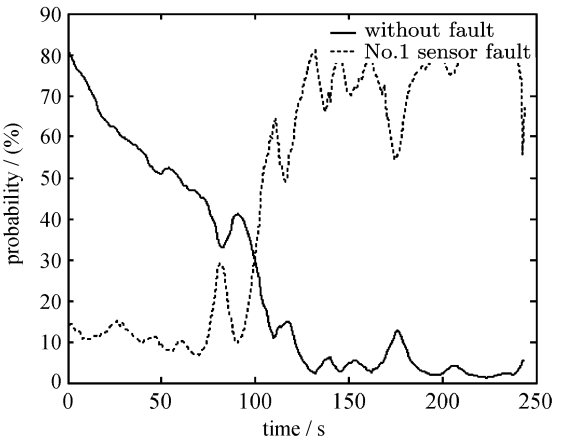

图 3 利用本文方法得到的传感器 1 故障模型与无故障模型概率变化情况比较

Fig. 3 Transition probabilities comparison of the model of the No.1 sensor fault and the model without fault (using the method we proposed)

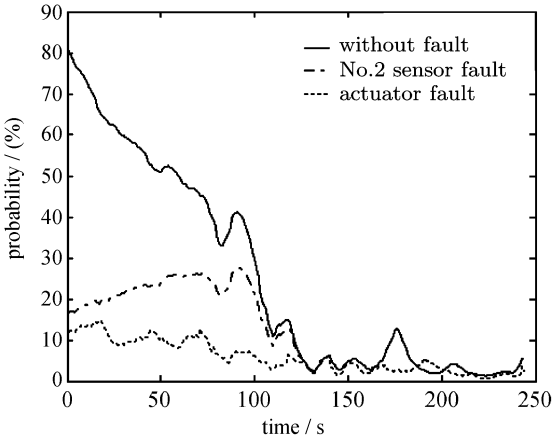

图 4 利用本文方法得到的无故障模型与其他故障模型概率变化情况比较

Fig. 4 Transition probability comparison of the model without fault and the other fault models (using the method we proposed)

从图 1~4 可以看出, IMM 方法受较大噪声以及测量错误点影响较大, 故障检测的阈值难于选取; 本文方法能够清晰地分开两类情况 (正常与传感器 1 故障), 虽然求解速度相对会有所下降 [4], 但此方法能够有效地减小大噪声以及测量错误点的影响, 从而保证结果的正确性.

5 结论

介绍了一种基于滚动时域估计的交互式多模型故障诊断方法, 并将其应用于卫星姿态控制系统的故障诊断, 其利用了一个时间段的估计误差作为计算系统转换概率的依据, 有效减少了个别错误以及误差较大点对概率转换的影响, 仿真结果验证了该方法的正确性.

参考文献

[1] Goel P, *et al.* Fault detection and identification in a mobile robot multiple model estimation and neural network [G]//Proceeding 2000 IEEE International Conference on Robotics and Automation. San Francisco, California: IEEE, 2000. 2302-2309

[2] Zhang Y, Jiang J. Integrated active fault-tolerant control using IMM approach [J]. *IEEE Trans. Aeros. Ele. Sys.*, 2001, **37**(4):1221-1235

[3] Tudoroiu N, Khorasani K. Fault detection and diagnosis for satellite's Attitude Control System (ACS) using an interactive multiple model approach [G]//IEEE conference on Control Applications Toronto. Canada, 2005. 1287-1292

[4] Zhao Haiyan. Study on Moving Horizon Estimation for Time-domain Constrained System [D]. Changchun: Jilin University, 2007. In Chinese (赵海燕. 时域约束系统的滚动时域估计方法研究 [D]. 长春: 吉林大学, 2007)

[5] Gabriel M. Hoffmann. Fault tolerant relative navigation using inertial and relative sensors [R]//AIAA Guidance, Navigation and control Conference and Exhibit, Hilton head: AIAA, 2007

[6] Yang Daming. Attitude Control Systems of Spacecraft [M]. Harbin: Harbin Institute of Technology Press, 2000. In Chinese (杨大明. 空间飞行器姿态控制系统 [M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2000)

[7] Luan Jiahui. Fault Reconstruction Technology and its Application in Satellite Attitude Control System Fault Diagnosis [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2007. In Chinese (栾家辉. 故障重构技术在卫星姿态控制系统故障诊断中的应用研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2006)

[8] Hu Changhua, Xu Hualong. Design and Analysis of Fault-Tolerant Control and Fault Diagnosis for Control System [M]. Beijing: National Defence Industry Press, 2001. 5-7. In Chinese (胡昌华, 许化龙. 控制系统故障诊断与容错控制的分析和设计 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2001. 5-7)

[9] Lerner U, Parr R, Koller D, Biswas G. Bayesian fault detection and diagnosis in dynamics systems [R]//Proceedings of AAAI, Austin, 2000

[10] Zhang Y M, Jiang J. Integrated design of reconfigurable fault-tolerant control systems [J]. *J. Guid. Cont. Dyn.*, 2001, **24**(1):133-136

[11] Gabriel M H, Dimitry Gorinevsky. Fault tolerant relative navigation using inertial and relative sensors [R]//Navigation and Control Conference and Exhibit, Hilton head, South Carolina, 2007. 30-48