

运载火箭伺服机构故障检测与诊断的扩展多模型自适应方法*

程堂明^{1,2}, 李家文¹, 陈宇², 唐国金¹

(1. 国防科技大学 空天科学学院, 湖南 长沙 410073; 2. 北京宇航系统工程研究所, 北京 100076)

摘要:针对运载火箭伺服机构故障,提出一种基于扩展多模型自适应估计的故障检测与诊断算法。建立考虑伺服机构故障的运载火箭姿态动力学模型;将故障角度作为状态变量得到增广状态空间模型;利用扩展卡尔曼滤波器进行状态向量和故障参数的非线性估计,并基于传感器测量数据采用假设检验算法在线计算故障发生的概率;给出基于扩展多模型自适应估计的故障检测与诊断算法流程。仿真结果表明,该方法在无故障时可对伺服机构进行健康监测;在单台伺服机构故障下,可以及时准确判断出哪一台芯级伺服机构发生故障,并可准确估计出伺服机构故障下的发动机摆角角度。

关键词:运载火箭;伺服机构;多模型自适应估计;故障检测与诊断

中图分类号:TP302.8 文献标志码:A 文章编号:1001-2486(2017)05-080-10

Extended multiple model adaptive method for fault detection and diagnosis of launch vehicle's servo mechanism

CHENG Tangming^{1,2}, LI Jiawen¹, CHEN Yu², TANG Guojin¹

(1. College of Aeronautics and Astronautics, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;

2. Beijing Institute of Astronautical Systems Engineering, Beijing 100076, China)

Abstract: Aiming at the servo mechanism fault of launch vehicle, a FDD (fault detection and diagnosis) based on extended multiple model adaptive estimation was proposed. Attitude dynamic model of launch vehicle considering servo mechanism fault was established; the fault angle was used as the state variable to obtain the augmented state space model; the nonlinear estimation of state vectors and fault parameters was carried out by using the extended Kalman filter, and based on the sensor measurement data, the occurrence probability of faults was calculated by the hypothesis testing algorithm; the fault detection and diagnosis procedure based on the extended multiple model adaptive estimation was presented. Simulation results shows that, not only the health monitoring of the servo mechanism can be carried out by the algorithm without fault, but also under single servo mechanism fault, the core servo mechanism whose fault appeared can be timely and exactly detected through the algorithm, and the angle of nozzle under servo mechanism fault can be estimated accurately.

Key words: launch vehicle; servo mechanism; multiple model adaptive estimation; fault detection and diagnosis

为提高运载能力,世界各国都在大力发展新型捆绑火箭,其中姿控系统的可靠性和安全性越来越受到人们的重视,而采用容错控制技术是提高姿控系统可靠性和安全性的重要手段,故伺服机构故障下运载火箭姿控系统的故障诊断与容错控制技术是重要研究方向。新型捆绑火箭使用的伺服机构数量大大增加^[1-2],一方面导致伺服机构发生故障的概率大大增加,这些故障轻则可能降低入轨精度,重则可能导致飞行失利;但另一方面又为提高姿控系统可靠性和安全性带来了机遇,即发生伺服机构故障时,可以利用伺服机构功能上的冗余设计,采用容错控制的手段,依据故障

检测与诊断结果迅速改变控制策略,利用其余正常工作的伺服机构补偿故障,使火箭仍然能够准确入轨。即使不能精确入轨,也能为后续利用上面级入轨创造有利条件。

调研发现,目前在伺服机构故障下运载火箭姿控系统故障诊断与容错控制方面,国外相关报道的文献很少。国内的研究侧重于容错控制方面,如:尹彪^[3]、冯昊^[4]等根据故障前后控制力矩相等的原则对运载火箭伺服机构卡死故障进行了重构;黄盘兴^[5]考虑位置饱和约束限制,针对重型运载火箭提出了一种伪逆法和不动点法相结合的混合优化控制分配策略;程堂明等^[6-7]针对伺

* 收稿日期:2017-03-19

基金项目:国家部委基金资助项目(51320120111)

作者简介:程堂明(1972—),男,安徽桐城人,博士研究生,E-mail:chengtm2008@hotmail.com;

李家文(通信作者),男,讲师,博士,E-mail:hustljw@163.com

伺服机构卡死故障,分别提出了基于线性规划和芯级与助推联合重构策略的容错控制方法。而从姿态控制层面开展伺服机构故障检测与诊断的研究较少。本文将从故障检测与诊断角度开展研究。

随着故障诊断技术的不断发展,目前已发展出了许多故障检测与诊断方法。其中多模型自适应估计(Multiple Model Adaptive Estimation, MMAE)方法是一种故障检测与诊断和状态估计的有效方法^[8-13]。它基于一组并行的卡尔曼滤波器,每一个滤波器对应一个特定故障下的系统状态,根据每个卡尔曼滤波器输出的残差,采用假设检验算法给出每个假设故障发生的条件概率。但传统 MMAE 方法存在三个局限性:①要求滤波器的数量必须覆盖故障的可能范围,其数量要足够大,但由于计算能力限制,这个数量又不能太大;②当伺服机构卡死在任意非零位置时,将使卡尔曼滤波器残差输出产生偏差,从而不能提供状态变量的准确估计,对概率计算也将带来极为不利的影 响,导致故障检测和状态估计的不准确;③大多数情况下 MMAE 方法只在预先定义的工作状态附近才有较高工作效率。

为了使 MMAE 方法能够适用于所有飞行状态,并能够检测与诊断伺服机构卡死或摆动故障,本文将 MMAE 方法与扩展卡尔曼滤波器方法相结合,提出了一种基于扩展多模型自适应估计(Extended MMAE, EMMAE)方法的故障检测与诊断方法,其中的扩展卡尔曼滤波器用于某些故障(未知)参数的非线性估计,即故障伺服机构作动量估计,它工作在飞行器的整个工作包线上,能够应对伺服机构任意位置的卡死和摆动故障。它最大的优点是不需要任何测量伺服机构作动量的传感器,且计算效率高。

1 研究对象及动力学模型

以文献[4]中某新一代运载火箭为研究对象,如图1所示。芯级2台发动机作双向“+”字摆,摆角分别为 δ_{xj1} 、 δ_{xj2} 、 δ_{xj3} 和 δ_{xj4} 。每个助推上安装1台发动机,切向摆,摆角分别为 δ_{z1} 、 δ_{z2} 、 δ_{z3} 和 δ_{z4} 。

由于箭体质心运动的周期比绕质心运动的周期要长得多,在研究箭体姿态运动时可忽略箭体质心运动的影响,同时若不考虑液体晃动和箭体弹性振动,则可建立运载火箭绕质心运动的小偏差增量方程^[14]为

$$\Delta\ddot{\varphi} + b_1^{\varphi}\Delta\dot{\varphi} + b_2^{\varphi}\Delta\varphi + \frac{1}{2}b_{3x}^{\varphi}(-\delta_{xj2} + \delta_{xj4}) + \frac{1}{2}b_{3z}^{\varphi}(-\delta_{z1} + \delta_{z4}) = \bar{M}_{BZ_1} - b_2^{\varphi}\alpha_w \quad (1)$$

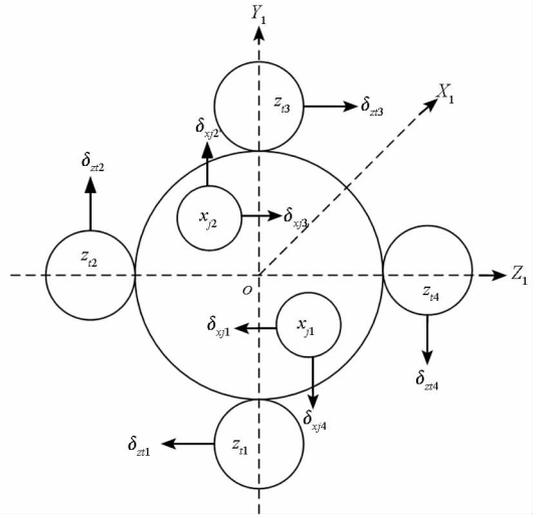


图1 某运载火箭发动机布局示意图

Fig.1 Sketch map of engines of a launch vehicle

$$\ddot{\psi} + b_1^{\psi}\dot{\psi} + b_2^{\psi}\psi + \frac{1}{2}b_{3x}^{\psi}(-\delta_{xj1} + \delta_{xj3}) + \frac{1}{2}b_{3z}^{\psi}(-\delta_{z1} + \delta_{z3}) = \bar{M}_{BY_1} - b_2^{\psi}\beta_w \quad (2)$$

$$\ddot{\gamma} + d_1\dot{\gamma} + \frac{1}{4}d_{3x}(\delta_{xj1} + \delta_{xj2} + \delta_{xj3} + \delta_{xj4}) + \frac{1}{4}d_{3z}(\delta_{z1} + \delta_{z2} + \delta_{z3} + \delta_{z4}) = \bar{M}_{BX_1} \quad (3)$$

其中: φ 、 ψ 和 γ 分别为俯仰角、偏航角和滚动角; α_w 和 β_w 分别为风攻角和风侧滑角; b_1^{φ} 、 b_2^{φ} 、 b_{3x}^{φ} 、 b_{3z}^{φ} 、 b_1^{ψ} 、 b_2^{ψ} 、 b_{3x}^{ψ} 、 b_{3z}^{ψ} 、 d_1 、 d_{3x} 、 d_{3z} 为刚体运动方程系数,详见文献[14]; \bar{M}_{BZ} 、 \bar{M}_{BY} 和 \bar{M}_{BX} 为结构干扰力矩。

运载火箭伺服机构典型故障^[5]有发动机摆角卡死、伺服机构损伤、松浮摆动、摆角饱和等,其中摆角饱和和可以看成是卡死的一种特殊情况。这些故障的数学模型可表示为

$$\delta_{iout} = \begin{cases} \delta_{ia} & \text{发动机摆角卡死} \\ \delta_{imin}\delta_{imax} & \text{发动机摆角饱和} \\ A_0 + A_i \sin(t - t_0) & \text{发动机松浮摆动} \\ \beta_i \delta_i & \text{发动机伺服机构损伤} \end{cases} \quad (4)$$

式中, δ_i 表示第*i*个发动机正常摆角, δ_{iout} 表示第*i*个发动机故障摆角, δ_{ia} 表示卡死角度, β_i 为损伤比例, δ_{imin} 和 δ_{imax} 表示摆角的最小和最大值, A_0 和 A_i 分别表示松浮摆动时摆角的常值分量和波动分量的振幅。在这些故障中,卡死在饱和位置时造成的干扰力矩最大,是最危险的状态。实际过程中可通过故障诊断方法^[15]对上述伺服机构故障的摆角进行辨识,也可认为发动机发生瞬时的卡死故障。

2 状态空间模型

如果令

$$\mathbf{x} = [\Delta\varphi \quad \Delta\dot{\varphi} \quad \psi \quad \dot{\psi} \quad \gamma \quad \dot{\gamma}]^T \quad (5)$$

$$\mathbf{u} = [\delta_{xj1} \quad \delta_{xj2} \quad \delta_{xj3} \quad \delta_{xj4} \quad \delta_{z1} \quad \delta_{z2} \quad \delta_{z3} \quad \delta_{z4}]^T \quad (6)$$

$$\mathbf{w} = [0 \quad \bar{M}_{BZ_1} - b_2^\varphi \alpha_w \quad 0 \quad \bar{M}_{BY_1} - b_2^\psi \beta_w \quad 0 \quad \bar{M}_{BX_1}]^T \quad (7)$$

则姿态动力学模型(1)~(3)可简写为

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}} = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{B}\mathbf{u} + \mathbf{w} \\ \mathbf{y} = \mathbf{C}\mathbf{x} + \mathbf{v} \end{cases} \quad (8)$$

其中, \mathbf{v} 为测量噪声,

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -b_2^\varphi & -b_1^\varphi & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \hline 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -b_2^\psi & -b_1^\psi & 0 & 0 \\ \hline 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -d_1 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{b_{3x}^\varphi}{2} & 0 & -\frac{b_{3x}^\varphi}{2} & 0 & \frac{b_{3z}^\varphi}{2} & 0 & -\frac{b_{3z}^\varphi}{2} \\ \hline 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \frac{b_{3x}^\psi}{2} & 0 & -\frac{b_{3x}^\psi}{2} & 0 & \frac{b_{3z}^\psi}{2} & 0 & -\frac{b_{3z}^\psi}{2} & 0 \\ \hline 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \frac{d_{3x}}{4} & \frac{d_{3x}}{4} & \frac{d_{3x}}{4} & \frac{d_{3x}}{4} & \frac{d_{3z}}{4} & \frac{d_{3z}}{4} & \frac{d_{3z}}{4} & \frac{d_{3z}}{4} \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

为了分析问题的方便,在理想情况下,不考虑伺服机构故障的状态下,可令 $\mathbf{u} = \boldsymbol{\delta} = [\delta_1 \quad \delta_2 \quad \cdots \quad \delta_m]^T$,则运载火箭控制系统中第 i 个伺服机构在某位置的卡死或摆动故障可以看成是期望的输入控制 δ_i 断开,被一个错误的控制信号 $\bar{\delta}_i$ 所代替,由此第 i 个伺服机构的真实摆角可以写成

$$u_i = \delta_i + \sigma_{A_i}(\bar{\delta}_i - \delta_i) \quad (9)$$

当每个伺服机构出现故障时,未知输入向量可写成

$$\bar{\boldsymbol{\delta}} = [\bar{\delta}_1 \quad \bar{\delta}_2 \quad \cdots \quad \bar{\delta}_m]^T \quad (10)$$

则有

$$\mathbf{u} = \boldsymbol{\delta} + \boldsymbol{\sigma}_A(\bar{\boldsymbol{\delta}} - \boldsymbol{\delta}) \quad (11)$$

式中, $\boldsymbol{\sigma}_A = \text{diag}\{\sigma_{A_1} \quad \sigma_{A_2} \quad \cdots \quad \sigma_{A_m}\}$,且

$$\sigma_{A_i} = \begin{cases} 1 & \text{当第 } i \text{ 个伺服机构发生故障} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (12)$$

未知参数 $\bar{\delta}_i$ 可由其对应的扩展卡尔曼滤波器进行估计, σ_{A_i} 由故障条件概率 p_i 确定,将式(11)代入式(8)可得

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}} = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{B}\boldsymbol{\sigma}_A\bar{\boldsymbol{\delta}} + \mathbf{B}(\mathbf{I} - \boldsymbol{\sigma}_A)\boldsymbol{\delta} + \mathbf{w} \\ \mathbf{y} = \mathbf{C}\mathbf{x} + \mathbf{v} \end{cases} \quad (13)$$

在无伺服机构故障条件下 $\boldsymbol{\sigma}_A$ 为零矩阵,则有

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}} = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{B}\boldsymbol{\delta} + \mathbf{w} \\ \mathbf{y} = \mathbf{C}\mathbf{x} + \mathbf{v} \end{cases} \quad (14)$$

对状态向量在离散时刻 $t(k) = kT$ (T 为系统的采样周期)进行采样,由此离散化可得

$$\begin{cases} \mathbf{x}(k+1) = \mathbf{F}(k)\mathbf{x}(k) + \mathbf{G}(k)\boldsymbol{\delta}(k) + \mathbf{w}(k) \\ \mathbf{y}(k) = \mathbf{H}(k)\mathbf{x}(k) + \mathbf{v}(k) \end{cases} \quad (15)$$

其中, $\mathbf{F}(k) = \mathbf{I} + \mathbf{A}T$, $\mathbf{G}(k) = \mathbf{B}T$, $\mathbf{H}(k) = \mathbf{C}$ 。

当第 i 个伺服机构存在故障时, $\boldsymbol{\sigma}_A$ 为非零矩阵,则有

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}}_i = \mathbf{A}\mathbf{x}_i + \mathbf{B}\boldsymbol{\sigma}_A\bar{\boldsymbol{\delta}} + \mathbf{B}(\mathbf{I} - \boldsymbol{\sigma}_A)\boldsymbol{\delta} + \mathbf{w} \\ \mathbf{y}_i = \mathbf{C}\mathbf{x}_i + \mathbf{v} \end{cases} \quad (16)$$

其中, $\sigma_{A_i} = 1, \sigma_{A_j} = 0, j \neq i$ 。离散化可得

$$\begin{cases} \mathbf{x}_i(k+1) = \mathbf{F}(k)\mathbf{x}_i(k) + \mathbf{G}^{(i)}(k)\bar{\delta}_i(k) + \\ \quad \mathbf{G}^{(0,i)}(k)\boldsymbol{\delta}(k) + \mathbf{w}(k) \\ \mathbf{y}_i(k) = \mathbf{H}(k)\mathbf{x}_i(k) + \mathbf{v}(k) \end{cases} \quad (17)$$

其中, $\mathbf{G}^{(i)}(k)$ 为矩阵 $\mathbf{G}(k)$ 的第 i 列, $\mathbf{G}^{(0,i)}(k)$ 为矩阵 $\mathbf{G}(k)$ 的第 i 列设置为零后的矩阵。

则式(17)可写为

$$\begin{cases} \mathbf{x}_i(k+1) = \mathbf{f}(\mathbf{x}_i(k), \bar{\delta}_i(k), \boldsymbol{\delta}(k)) + \mathbf{w}(k) \\ \mathbf{y}_i(k) = \mathbf{h}(\mathbf{x}_i(k)) + \mathbf{v}(k) \end{cases} \quad (18)$$

其中,

$$\begin{aligned} \mathbf{f}(\mathbf{x}_i(k), \bar{\delta}_i(k), \boldsymbol{\delta}(k)) &= \mathbf{F}(k)\mathbf{x}_i(k) + \mathbf{G}^{(i)}(k)\bar{\delta}_i(k) + \\ &\quad \mathbf{G}^{(0,i)}(k)\boldsymbol{\delta}(k) \\ \mathbf{h}(\mathbf{x}_i(k)) &= \mathbf{H}(k)\mathbf{x}_i(k) \end{aligned}$$

在系统状态向量中增加伺服机构作动量 $\bar{\delta}_i$ 估计,这样可使 EMMAE 方法适用于伺服机构所有可能的位置,这个位置就是伺服机构卡死或摆动的地方。

增广第 i 个滤波器的状态向量,以检测第 i 个伺服机构故障的发生。故障伺服机构的作动量包含在状态向量中,该状态向量可由扩展卡尔曼滤波器估计得到,第 i 个滤波器的状态向量为

$$\mathbf{z}_i(k) = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_i(k) \\ \bar{\delta}_i(k) \end{bmatrix} \quad (19)$$

对于第 i 个滤波器,增广的状态向量满足如下状态方程

$$\begin{cases} \mathbf{z}_i(k+1) = \mathbf{f}_{z_i}(\mathbf{z}_i(k), \boldsymbol{\delta}(k)) + \mathbf{w}(k) \\ \mathbf{y}_i(k) = \mathbf{h}(\mathbf{z}_i(k)) + \mathbf{v}(k) \end{cases} \quad (20)$$

其中 $\mathbf{f}_{z_i}(\mathbf{z}_i(k), \boldsymbol{\delta}(k)) = \begin{bmatrix} \mathbf{f}(\mathbf{z}_i(k), \boldsymbol{\delta}(k)) \\ \bar{\delta}_i(k) \end{bmatrix}$ 。

线性化动态矩阵 $\mathbf{f}_{z_i}(\mathbf{z}_i(k), \boldsymbol{\delta}(k))$ 得到

$$\mathbf{F}_{z_i}(k) = \left. \frac{\partial \mathbf{f}_{z_i}(\mathbf{z}_i(k), \boldsymbol{\delta}(k))}{\partial \mathbf{z}_i(k)} \right|_{\mathbf{z}_i=\mathbf{z}_i(k|k)} = \begin{bmatrix} \mathbf{F}(k) & \mathbf{G}^{(i)}(k) \\ \mathbf{0} & \mathbf{1} \end{bmatrix} \quad (21)$$

$$\mathbf{G}_{z_i}(k) = \left. \frac{\partial \mathbf{f}_{z_i}(\mathbf{z}_i(k), \boldsymbol{\delta}(k))}{\partial \boldsymbol{\delta}(k)} \right|_{\mathbf{z}_i=\mathbf{z}_i(k|k)} = \begin{bmatrix} \mathbf{G}^{(0,i)}(k) \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} \quad (22)$$

线性化测量矩阵 $\mathbf{h}(\mathbf{z}_i(k))$ 得到

$$\mathbf{H}_{z_i}(k) = \left. \frac{\partial \mathbf{h}(\mathbf{z}_i(k))}{\partial \mathbf{z}_i(k)} \right|_{\mathbf{z}_i=\mathbf{z}_i(k|k)} = [\mathbf{H}(k) \quad \mathbf{0}] \quad (23)$$

利用以上方程,线性化后的系统在采样时刻可以描述为

$$\begin{cases} \mathbf{z}_i(k+1) = \mathbf{F}_{z_i}(k)\mathbf{z}_i(k) + \mathbf{G}_{z_i}(k)\boldsymbol{\delta}(k) + \mathbf{w}(k) \\ \mathbf{y}_i(k) = \mathbf{H}_{z_i}(k)\mathbf{z}_i(k) + \mathbf{v}(k) \end{cases} \quad (24)$$

即

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} \mathbf{x}_i(k+1) \\ \bar{\delta}_i(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{F}(k) & \mathbf{G}^{(i)}(k) \\ \mathbf{0} & \mathbf{1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{x}_i(k) \\ \bar{\delta}_i(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{G}^{(0,i)}(k) \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} \boldsymbol{\delta}(k) + \mathbf{w}(k) \\ \mathbf{y}_i(k) = [\mathbf{H}(k) \quad \mathbf{0}] \begin{bmatrix} \mathbf{x}_i(k) \\ \bar{\delta}_i(k) \end{bmatrix} + \mathbf{v}(k) \end{cases} \quad (25)$$

3 扩展卡尔曼滤波器

扩展卡尔曼滤波器基于一组连续非线性微分方程,这些方程描述的控制对象具有如式(26)所示关系

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{u}) + \mathbf{w} \quad (26)$$

式中, \mathbf{x} 为状态向量, \mathbf{u} 为控制向量, $\mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{u})$ 为状态向量和控制向量的非线性函数向量, \mathbf{w} 为零均值随机噪声向量。

首先对非线性微分方程在当前工作点进行线性化,然后利用欧拉积分方法进行离散化,离散化后用状态空间方法表示为

$$\mathbf{x}(k+1) = \boldsymbol{\Phi}(k)\mathbf{x}(k) + \mathbf{G}(k)\mathbf{u}(k) + \mathbf{w}(k) \quad (27)$$

式中: $\mathbf{x}(k)$ 为第 k 步的状态向量; $\mathbf{u}(k)$ 为第 k 步的控制向量; $\mathbf{w}(k)$ 为零均值离散状态噪声向量,用于描述模型中的不确定性,可用状态噪声的方差矩阵 $\mathbf{R}_w(k) = E\{\mathbf{w}(k)\mathbf{w}^T(k)\}$ 来描述。

离散转移矩阵 $\boldsymbol{\Phi}(k)$ 可以用式(28)近似。

$$\boldsymbol{\Phi}(k) \approx \mathbf{I} + \mathbf{F}(k)T \quad (28)$$

式中, $\mathbf{F}(k)$ 为连续系统动力学矩阵,可以通过线性化连续非线性函数来获得,可在获得最新的状态估计值 $\mathbf{x}(k|k)$ 后,根据式(29)进行估计。

$$\mathbf{F}(k) = \left. \frac{\partial \mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{u})}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\mathbf{x}=\mathbf{x}(k|k)} \quad (29)$$

$\mathbf{G}(k)$ 为控制输入矩阵,也可以通过线性化连续非线性函数来获得,可在获得最新的状态估计值 $\mathbf{x}(k|k)$ 后,根据式(30)进行估计。

$$\mathbf{G}(k) = \left. \frac{\partial \mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{u})}{\partial \mathbf{u}} \right|_{\mathbf{x}=\mathbf{x}(k|k)} \quad (30)$$

测量方程无论是状态的线性函数还是非线性函数,其离散形式都可以表达为

$$\mathbf{y}(k) = \mathbf{h}(\mathbf{x}(k)) + \mathbf{v}(k) \quad (31)$$

式中, $\mathbf{v}(k)$ 为离散零均值测量噪声,可以用测量噪声的方程矩阵 $\mathbf{R}_v(k) = E\{\mathbf{v}(k)\mathbf{v}^T(k)\}$ 来描述,它是由每一个测量噪声的方差组成。

离散测量矩阵 $\mathbf{H}(k)$ 可通过线性化测量函数 $\mathbf{h}(\mathbf{x})$ 来获得,在获得最新的状态估计值 $\mathbf{x}(k|k)$ 后,可根据式(32)进行估计。

$$\mathbf{H}(k) = \left. \frac{\partial \mathbf{h}(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\mathbf{x}=\mathbf{x}(k|k)} \quad (32)$$

由此,扩展卡尔曼滤波算法流程如下:

1) 上一步的计算结果 $\mathbf{P}(k+1|k)$ 和 $\mathbf{x}(k+1|k)$ 作为这一步的计算初值 $\mathbf{P}(k|k-1)$ 和 $\mathbf{x}(k|k-1)$ 。

2) 计算卡尔曼增益矩阵。

$$\mathbf{L}(k) = \mathbf{P}(k|k-1)\mathbf{H}^T(\mathbf{x}(k|k-1)) \times [\mathbf{H}(\mathbf{x}(k|k-1))\mathbf{P}(k|k-1) \times \mathbf{H}^T(\mathbf{x}(k|k-1)) + \mathbf{R}_v(k)]^{-1} \quad (33)$$

它是状态误差协方差矩阵 $\mathbf{P}(k|k-1)$ 和测量噪声方差矩阵 $\mathbf{R}_v(k)$ 的函数。

3) 状态估计的测量更新。

$$\mathbf{x}(k|k) = \mathbf{x}(k|k-1) + \mathbf{L}(k)[\mathbf{y}(k) - \mathbf{h}(\mathbf{x}(k|k-1))] \quad (34)$$

其中, $\mathbf{x}(k|k-1)$ 为当前外推的状态估计值, $\mathbf{y}(k)$ 为当前测量向量, $\mathbf{h}(\mathbf{x}(k|k-1))$ 为测量向量的估计值。

4) 状态误差协方差矩阵更新。

$$\mathbf{P}(k|k) = [\mathbf{I} - \mathbf{L}(k)\mathbf{H}(\mathbf{x}(k|k))] \mathbf{P}(k|k-1) \quad (35)$$

其中,定义状态误差协方差矩阵

$$P(k|k) = E\{e(k|k)e^T(k|k)\} \quad (36)$$

式中, $e(k|k) = x(k) - x(k|k)$, $x(k)$ 为状态向量在 k 时刻的真值(未知)。它是预测状态误差协方差矩阵 $P(k|k-1)$ 和卡尔曼增益矩阵 $L(k)$ 的函数。

5) 状态估计的前向外推。这里不利用离散转移矩阵 $\Phi(k)$ 求得,而是直接通过对非线性微分方程在每一个采样间隔的向前积分获得,若利用欧拉积分方法,那么状态估计的外推值可以按式(37)计算。

$$x(k+1|k) = x(k|k) + f(x(k|k), u(k))T \quad (37)$$

6) 状态误差协方差矩阵的前向外推。

$$P(k+1|k) = \Phi(k)P(k|k)\Phi^T(k) + R_w(k) \quad (38)$$

其中, $R_w(k)$ 为离散状态噪声的方差矩阵。

7) 返回第 1 步,当 $t > t_f$ 时结束计算(t_f 为飞行结束时刻)。

4 故障条件概率算法

假设检验算法根据每一个扩展卡尔曼滤波器的残差和残差的协方差矩阵设定每一个故障的条件概率。系统的状态向量估计是每一个扩展卡尔曼滤波器状态向量的加权和,权值是与对应的故障条件概率,如式(39)所示。

$$x(k) = \sum_i x_i(k) \cdot p_i(k) \quad (39)$$

式中: $x_i(k)$ 为假设故障 θ_i 的条件下,由扩展卡尔曼滤波器得到的状态估计值; i 为故障索引参数,表示实际应用中出现的所有故障(也包括无故障状态,此时 $i = 0$); $p_i(k)$ 为第 i 个故障发生的概率。

现在的主要问题是在线计算故障发生的概率 $p_i(k)$ 。为了确定哪个伺服机构最有可能发生故障,就必须参考传感器的测量数据,当前可利用的测量向量为 $y(k)$ 。

定义当前的测量向量为如下序列形式

$$Y(k) = \{y(k), y(k-1), \dots, y(0)\} \quad (40)$$

故障发生概率 $p_i(k)$ 可表述为后验条件概率

$$p_i(k) = p(\theta = \theta_i | Y(k)) \quad (41)$$

即在给定当前测量序列 $Y(k)$ 的条件下,伺服机构发生故障 θ_i 的概率。根据贝叶斯定理有

$$p_i(k) = p(\theta = \theta_i | Y(k)) = \frac{p(Y(k) | \theta = \theta_i) \cdot p(\theta = \theta_i)}{p(Y(k))} \quad (42)$$

其中,概率 $p(Y(k))$ 可以分解为

$$p(Y(k)) = p(Y(k) | \theta = \theta_1) \cdot p(\theta = \theta_1) + \dots + p(Y(k) | \theta = \theta_N) \cdot p(\theta = \theta_N) = \sum_j p(Y(k) | \theta = \theta_j) \cdot p(\theta = \theta_j) \quad (43)$$

将式(42)和式(43)合并可得

$$p_i(k) = p(\theta = \theta_i | Y(k)) = \frac{p(Y(k) | \theta = \theta_i) \cdot p(\theta = \theta_i)}{\sum_j p(Y(k) | \theta = \theta_j) \cdot p(\theta = \theta_j)} \quad (44)$$

为了获得概率计算的递归形式,测量数据序列 $Y(k)$ 可以写成 $\{y(k), Y(k-1)\}$ 的序列形式,则有

$$p(Y(k) | \theta = \theta_i) = p(y(k), Y(k-1) | \theta = \theta_i) = p(y(k) | (Y(k-1), \theta = \theta_i)) \cdot p(Y(k-1) | \theta = \theta_i) = p(y(k) | (\theta = \theta_i, Y(k-1))) \cdot p(\theta = \theta_i | Y(k-1)) = p(y(k) | (\theta = \theta_i, Y(k-1))) \cdot p_i(k-1) \quad (45)$$

将上式代入式(44)后可得

$$p_i(k) = p(\theta = \theta_i | Y(k)) = \frac{p(y(k) | (\theta = \theta_i, Y(k-1))) \cdot p_i(k-1) \cdot p(\theta = \theta_i)}{\sum_j p(y(k) | (\theta = \theta_j, Y(k-1))) \cdot p_j(k-1) \cdot p(\theta = \theta_j)} \quad (46)$$

对于每一个伺服机构,故障都可能随机发生,因此,可对所有伺服机构故障指定相同的先验发生概率,即

$$p(\theta = \theta_i) = 1/N, i = 1, 2, \dots, N \quad (47)$$

其中, N 为不同故障的个数,包括正常状态, $N = m + 1$, m 为故障模式总数。

这样式(46)可以简化为如下递归表示形式

$$p_i(k) = p(\theta = \theta_i | Y(k)) = \frac{p(y(k) | (\theta = \theta_i, Y(k-1))) \cdot p_i(k-1)}{\sum_j p(y(k) | (\theta = \theta_j, Y(k-1))) \cdot p_j(k-1)} \quad (48)$$

下面根据条件概率密度函数来确定故障概率 $p(y(k) | (\theta = \theta_i, Y(k-1)))$ 。

假设发生伺服机构故障 θ_i ,最后的测量序列为 $Y(k-1)$,在 $t(k) = kT$ 时刻可获得测量数据 $y(k)$ 的概率为 $p(y(k) | (\theta = \theta_i, Y(k-1)))$ 。假设故障概率 $p(y(k) | (\theta = \theta_i, Y(k-1)))$ 由概率密度为钟形曲线的高斯函数来确定,其解析表达式为

$$p(y(k) | (\theta = \theta_i, Y(k-1))) = \lambda_i(k) e^{-r_i^T(k) \Sigma_i^{-1}(k) r_i(k)/2} \quad (49)$$

式中: $\lambda_i(k) = \frac{1}{(2\pi)^{q/2} |\Sigma_i(k)|^{1/2}}$, $|\cdot|$ 为矩阵的

行列式, q 为测量数据向量的维数; $\mathbf{r}_i(k)$ 为第 i 个扩展卡尔曼滤波器的残差

$$\mathbf{r}_i(k) = \mathbf{y}(k) - \mathbf{h}(\mathbf{x}_i(k|k-1)) \quad (50)$$

$\Sigma_i(k)$ 为第 i 个扩展卡尔曼滤波器残差的协方差矩阵

$$\begin{aligned} \Sigma_i(k) &= E\{\mathbf{r}_i(k)\mathbf{r}_i^T(k)\} \\ &= \mathbf{H}(\mathbf{x}_i(k|k-1))\mathbf{P}(k|k-1)\mathbf{H}^T(\mathbf{x}_i(k|k-1)) + \mathbf{R}_v(k) \end{aligned} \quad (51)$$

5 基于 EMMAE 方法的伺服机构故障检测与诊断

MMAE 方法适用于所有飞行条件下的任意伺服机构卡死故障或变化不受控制的故障,而本文的方

法将扩展卡尔曼滤波器代替线性卡尔曼滤波器并将其当作非线性估计器,用于状态向量和故障参数的估计(故障参数是指故障伺服机构的作动量)。本文对 MMAE 方法进行改进,从而得到 EMMAE 方法。

利用传统的 MMAE 方法实现故障检测与诊断时需设计若干卡尔曼滤波器,分别对应一个伺服机构的不同故障作动量。与方法不同,本文提出的 EMMAE 方法只用一个扩展卡尔曼滤波器就可完成一个伺服机构全部的健康监测。可见,采用 EMMAE 方法可以大幅度减少用于伺服机构健康监视的滤波器数量。

基于 EMMAE 方法的故障检测与诊断技术如图 2 所示。

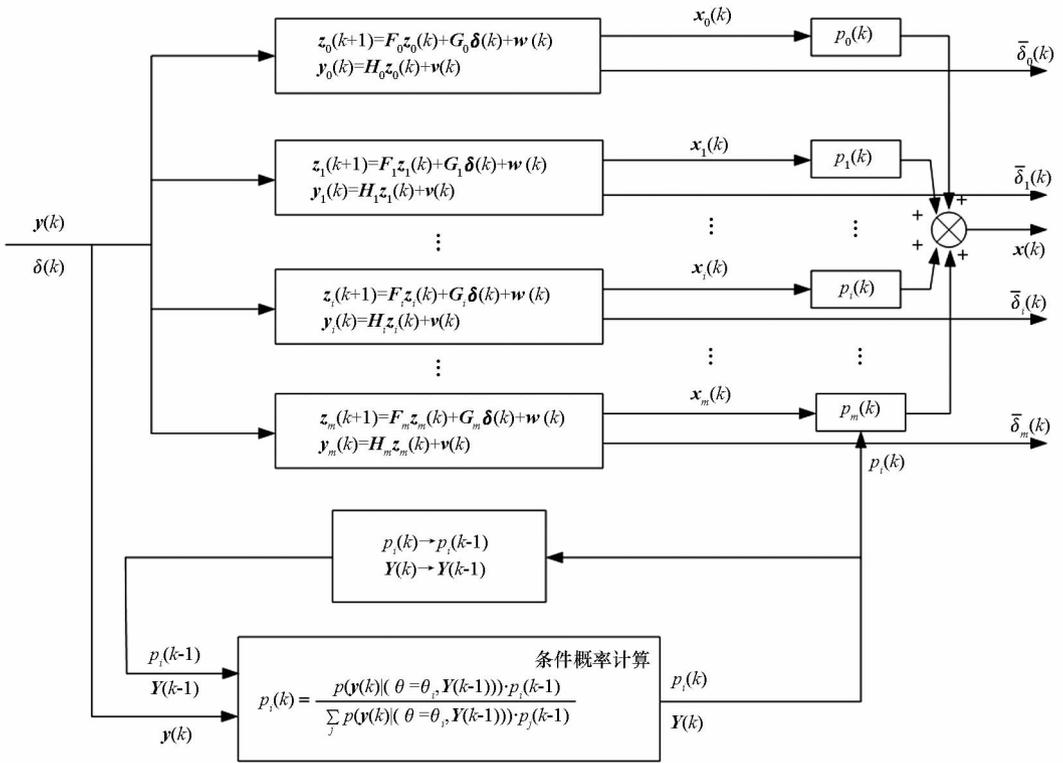


图 2 基于 EMMAE 方法的故障检测与诊断流程图

Fig. 2 Flow chart of fault detection and diagnosis based on EMMAE method

当所有伺服机构处于正常工作状态下时,增广系统状态方程为

$$\begin{cases} \mathbf{z}_0(k+1) = \mathbf{F}_0 \mathbf{z}_0(k) + \mathbf{G}_0 \boldsymbol{\delta}(k) + \mathbf{w}(k) \\ \mathbf{y}_0(k) = \mathbf{H}_0 \mathbf{z}_0(k) + \mathbf{v}(k) \end{cases} \quad (52)$$

其中, $\mathbf{z}_0(k) = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_0(k) \\ \bar{\delta}_0(k) \end{bmatrix}$, $\mathbf{F}_0 = \begin{bmatrix} \mathbf{F}(k) & \mathbf{G}^{(0)}(k) \\ \mathbf{0} & 1 \end{bmatrix}$,

$\mathbf{G}_0 = \begin{bmatrix} \mathbf{G}^{(0,0)}(k) \\ \mathbf{0} \end{bmatrix}$, $\mathbf{H}_0 = [\mathbf{H}(k) \quad \mathbf{0}]$, $\mathbf{F}(k) = \mathbf{I} +$

$\mathbf{A}\mathbf{T}$, $\mathbf{G}^{(0,0)}(k) = \mathbf{0}$, $\mathbf{G}^{(0,0)}(k) = \mathbf{G}(k) = \mathbf{B}\mathbf{T}$, $\mathbf{H}(k) = \mathbf{C}$ 。

当第 i 个伺服机构处于故障工作状态下时,

增广系统状态方程为

$$\begin{cases} \mathbf{z}_i(k+1) = \mathbf{F}_i \mathbf{z}_i(k) + \mathbf{G}_i \boldsymbol{\delta}(k) + \mathbf{w}(k) \\ \mathbf{y}_i(k) = \mathbf{H}_i \mathbf{z}_i(k) + \mathbf{v}(k) \end{cases} \quad (53)$$

其中, $\mathbf{z}_i(k) = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_i(k) \\ \bar{\delta}_i(k) \end{bmatrix}$, $\mathbf{F}_i = \begin{bmatrix} \mathbf{F}(k) & \mathbf{G}^{(i)}(k) \\ \mathbf{0} & 1 \end{bmatrix}$,

$\mathbf{G}_i = \begin{bmatrix} \mathbf{G}^{(0,i)}(k) \\ \mathbf{0} \end{bmatrix}$, $\mathbf{H}_i = [\mathbf{H}(k) \quad \mathbf{0}]$, $\mathbf{F}(k) = \mathbf{I} +$

$\mathbf{A}\mathbf{T}$, $\mathbf{G}(k) = \mathbf{B}\mathbf{T}$ 。 $\mathbf{G}^{(i)}(k)$ 为 $\mathbf{G}(k)$ 的第 i 列, $\mathbf{G}^{(0,i)}(k)$ 为 $\mathbf{G}(k)$ 的第 i 列设置为零后的矩阵, $\mathbf{H}(k) = \mathbf{C}$ 。

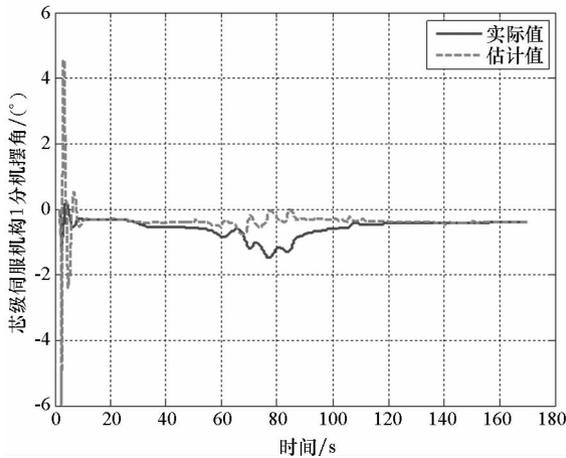
6 仿真验证

为了验证本文所提出方法的有效性,针对单台伺服机构故障状态开展仿真。针对运载火箭伺服机构故障,设计了 9 个卡尔曼滤波器,分别对应每一个伺服机构的故障状态及无故障的状态。

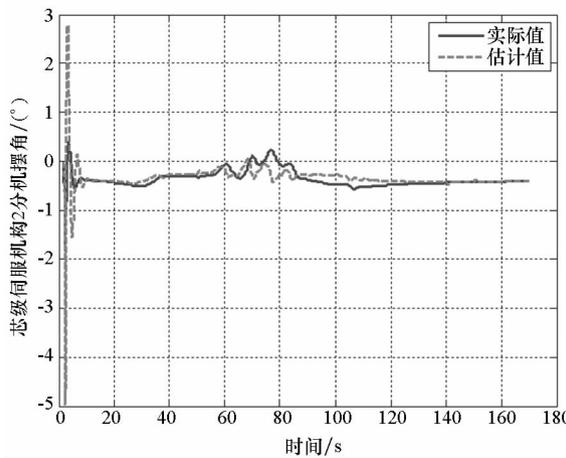
6.1 无伺服机构故障状态

假设运载火箭姿控系统正常工作,仿真结果如图 3 所示。其中实际值为正常系统的状态值,估计值为扩展卡尔曼滤波器对这些状态的估计值。

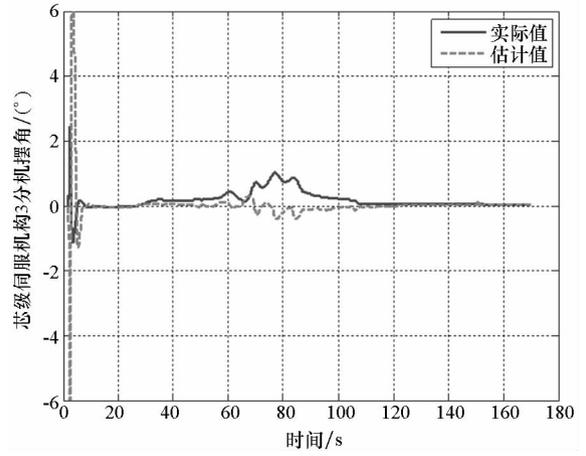
从图 3(a) ~ (d) 可知,基于扩展多模型自适应方法的故障诊断系统基本可以估计出芯级伺服机构各个分机所在的角度;从图 3(e) 可知,芯级伺服机构无故障概率为 1,芯级伺服机构各分机故障概率均为 0,由此可以证明本文所提出的方法在伺服机构无故障条件下可以对伺服机构状态进行健康监测。



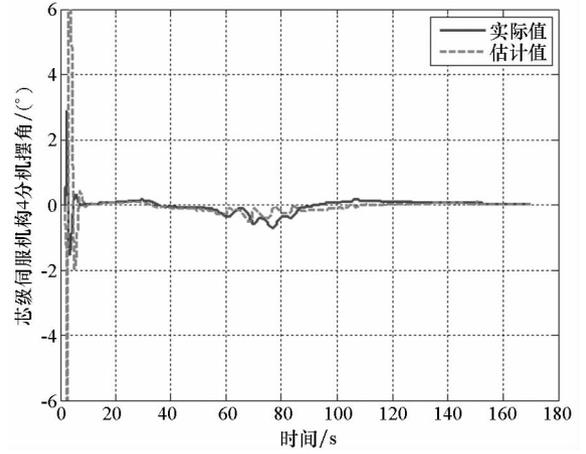
(a) 芯级伺服机构 1 分机摆角
(a) Swing angle of sub machine 1 of core servo mechanism



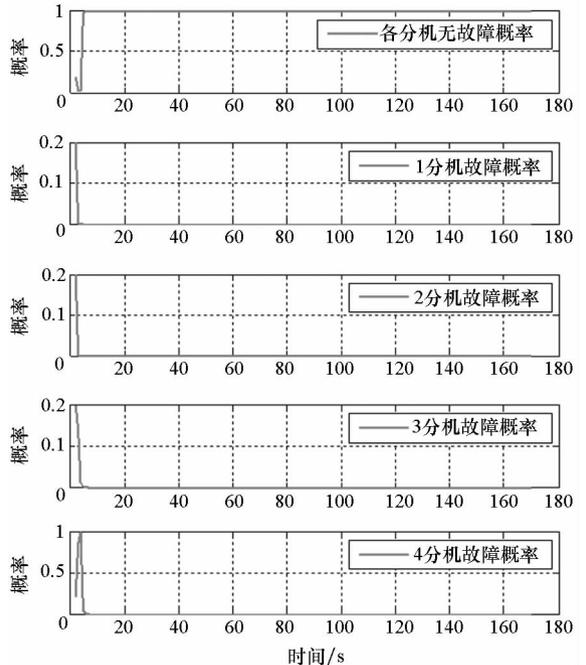
(b) 芯级伺服机构 2 分机摆角
(b) Swing angle of sub machine 2 of core servo mechanism



(c) 芯级伺服机构 3 分机摆角
(c) Swing angle of sub machine 3 of core servo mechanism



(d) 芯级伺服机构 4 分机摆角
(d) Swing angle of sub machine 4 of core servo mechanism



(e) 芯级伺服机构各分机故障概率
(e) Fault probability of sub machines of core servo mechanism

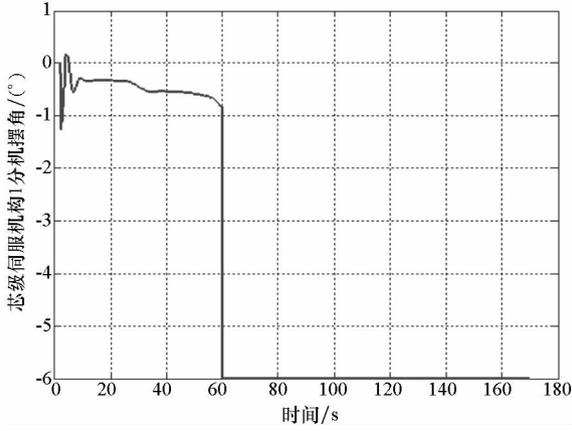
图 3 伺服机构无故障状态仿真结果

Fig. 3 Simulation result of servo mechanism without fault

6.2 单台伺服机构故障状态

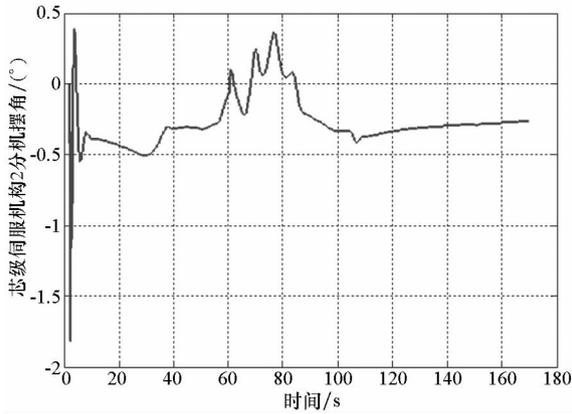
假设运载火箭姿控系统正常工作到 60 s 时,芯级伺服机构 1 分机发生卡死故障,卡死在 -6° ,仿真结果如图 4 所示。其中实际值是指故障发生后实际伺服机构各分机的摆角,估计值为扩展卡尔曼滤波器对故障发生后各分机摆角的估计值。

从图 4(a) ~ (d) 可知,芯级伺服机构 1 分机在 60 s 卡死在 -6° ;基于扩展多模型自适应方法



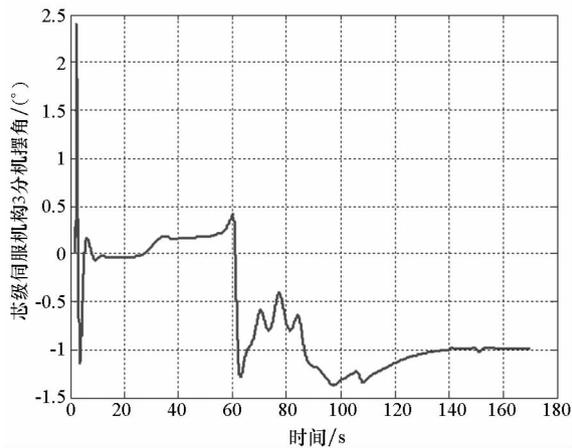
(a) 芯级伺服机构 1 分机摆角

(a) Swing angle of sub machine 1 of core servo mechanism



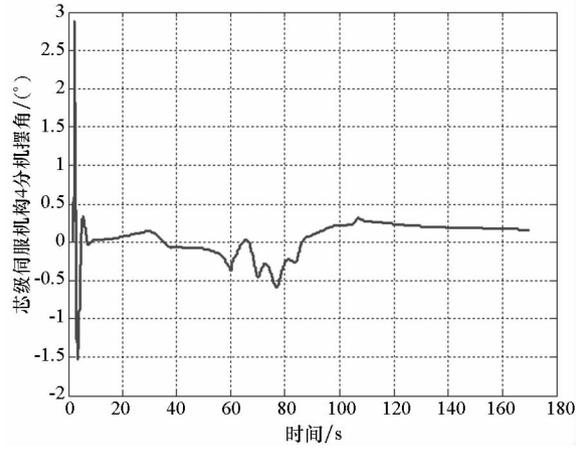
(b) 芯级伺服机构 2 分机摆角

(b) Swing angle of sub machine 2 of core servo mechanism



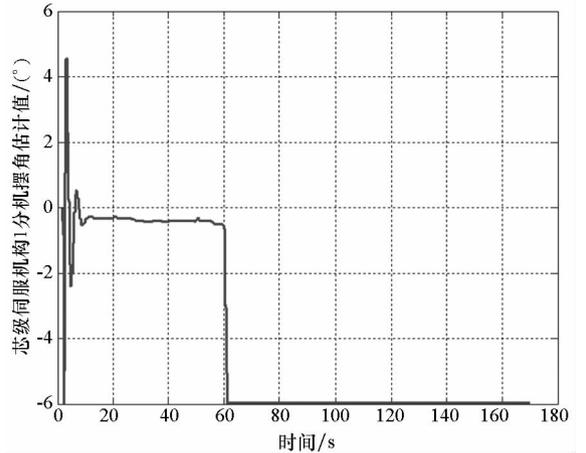
(c) 芯级伺服机构 3 分机摆角

(c) Swing angle of sub machine 3 of core servo mechanism



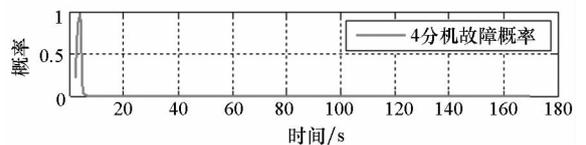
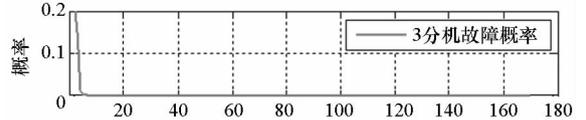
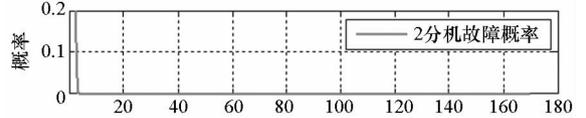
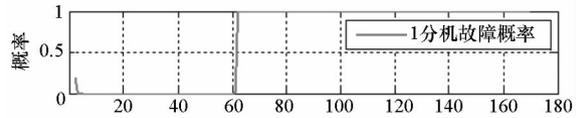
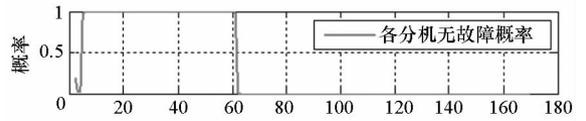
(d) 芯级伺服机构 4 分机摆角

(d) Swing angle of sub machine 4 of core servo mechanism



(e) 芯级伺服机构 1 分机摆角估计值

(e) Swing angle estimation of sub machine 1 of core servo mechanism



(f) 芯级伺服机构各分机故障概率

(f) Fault probability of sub machines of core servo mechanism

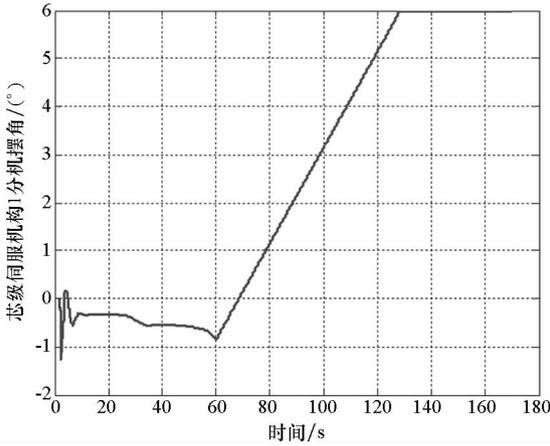
图 4 单台伺服机构卡死故障仿真结果

Fig.4 Simulation result of single servo mechanism with deadlock

的故障检测与诊断系统及时地估计出芯级伺服机构 1 分机的卡死故障及卡死角度,如图 4(e)所示;从图 4(f)可知,在 60 s 之前芯级伺服机构无故障概率为 1,60 s 之后芯级伺服机构 1 分机故障概率变为 1,由此可以判断出芯级伺服机构 1 分机此时发生了故障,故障诊断结果与故障注入情况相一致。

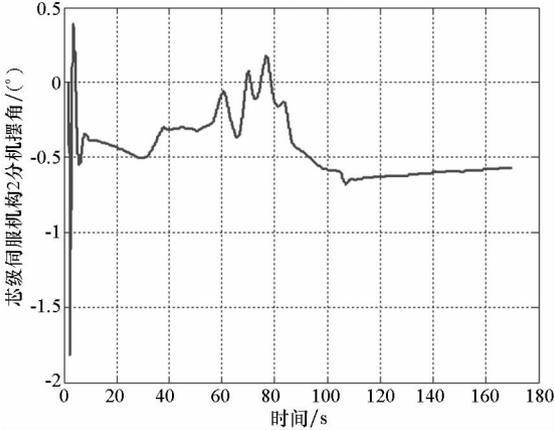
6.3 单台伺服机构时变线性故障状态

假设运载火箭姿控系统正常工作到 60 s 时,芯级伺服机构 1 分机发生时变线性故障,以 $0.1^\circ/\text{s}$ 的角速度线性增大,仿真结果如图 5 所示。



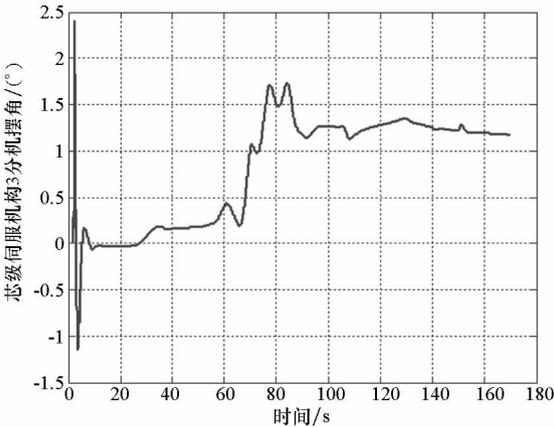
(a) 芯级伺服机构 1 分机摆角

(a) Swing angle of sub machine 1 of core servo mechanism



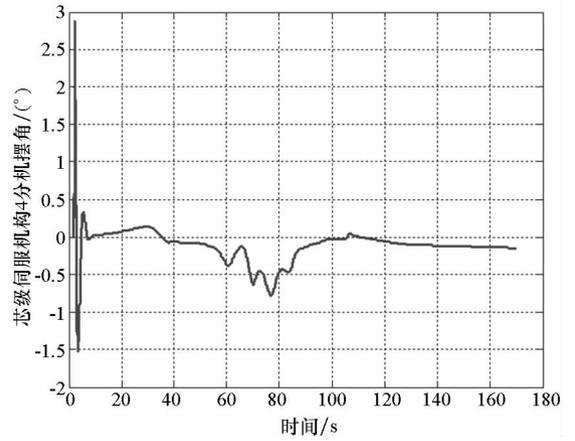
(b) 芯级伺服机构 2 分机摆角

(b) Swing angle of sub machine 2 of core servo mechanism



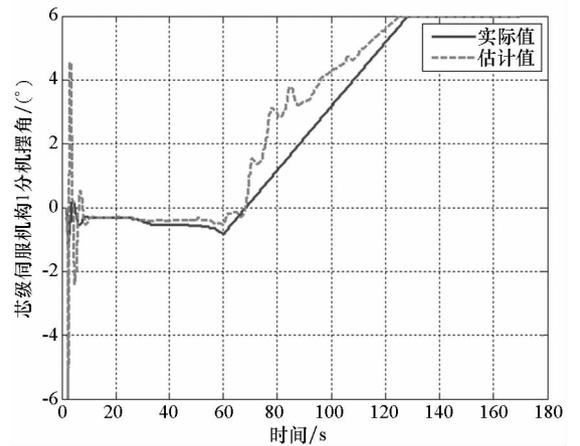
(c) 芯级伺服机构 3 分机摆角

(c) Swing angle of sub machine 3 of core servo mechanism



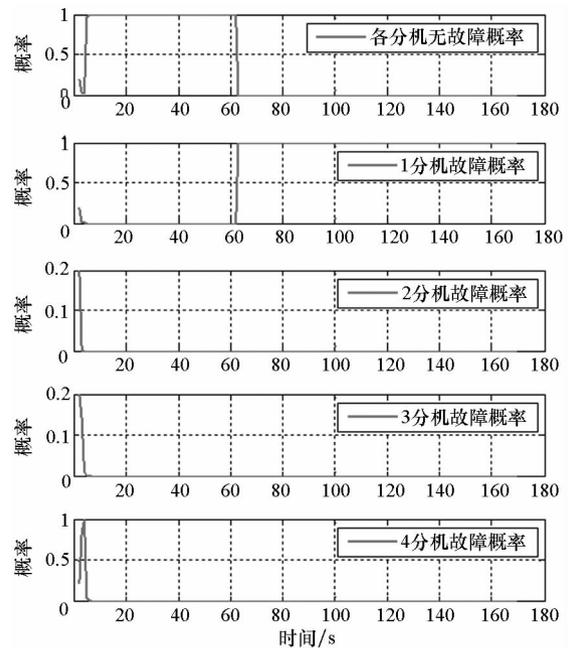
(d) 芯级伺服机构 4 分机摆角

(d) Swing angle of sub machine 4 of core servo mechanism



(e) 芯级伺服机构 1 分机摆角估计值

(e) Swing angle estimation of sub machine 1 of core servo mechanism



(f) 芯级伺服机构各分机故障概率

(f) Fault probability of sub machines of core servo mechanism

图 5 单台伺服机构时变线性故障仿真结果

Fig.5 Simulation result of single servo mechanism with time variant fault

其中,实际值是指故障发生后实际伺服机构各分机的摆角,估计值为扩展卡尔曼滤波器对故障发生后各分机摆角的估计值。

从图5(a)~(d)可知,芯级伺服机构1分机在60s发生时变线性故障;基于扩展多模型自适应方法的故障检测与诊断系统及时地估计出芯级伺服机构1分机的卡死故障及故障角度,如图5(e)所示;从图5(f)可知,在60s之前芯级伺服机构无故障概率为1,60s之后约2.3s芯级伺服机构1分机故障概率变为1,由此可以判断出芯级伺服机构1分机此时发生了故障,故障诊断结果与故障注入情况相一致,故障摆角估计值与实际值存在的偏差在工程上也可接受。该结果表明本文所提出的方法在伺服机构线性时变故障下也可以对伺服机构状态进行健康监测。

7 结论

针对运载火箭伺服机构故障检测与诊断问题,提出了一种基于扩展多模型自适应方法的故障诊断算法,用于估计伺服机构发生故障的时间、故障后发动机摆角等参数。与传统方法相比,这种方法只用一个扩展卡尔曼滤波器就能完成一个伺服机构的故障诊断与检测,可以大幅度减少用于伺服机构健康监测与故障诊断的滤波器数量。

仿真结果表明,本文方法在伺服机构无故障条件下可以实现伺服机构健康监测,在单台伺服机构故障条件下可以及时和准确判断出哪一台芯级伺服机构发生故障,并可准确估计出故障伺服机构的故障角度。

参考文献(References)

[1] 张宇,肖利红. 大型运载火箭发动机联合摇摆技术研究[J]. 航天控制, 2010, 28(6): 18-22.
ZHANG Yu, XIAO Lihong. Attitude control combined with two type propulsions of heavy launch vehicle[J]. Aerospace Control, 2010, 28(6): 18-22. (in Chinese)

[2] 吴燕生,何麟书. 新一代运载火箭姿态控制技术[J]. 北京航空航天大学学报, 2009, 35(11): 1294-1297.
WU Yansheng, HE Linshu. Attitude control technology of new-generation launch vehicles [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2009, 35(11): 1294-1297. (in Chinese)

[3] 尹彪,刘磊,王永骥. 火箭姿态控制与故障重构的研究[C]//中国自动化学会中南六省(区)第28届年会论文集, 2010: 241-245.
YIN Biao, LIU Lei, WANG Yongji. Study on attitude control and fault reconfiguration of neotype launch vehicle [C]// Proceedings of Symposium of the 28th Annual Conference on Chinese Association of Automation in 6 Provinces of Central South China, 2010: 241-245. (in Chinese)

[4] 冯昊,李新明,潘豪. 大推力运载火箭控制系统控制力重构技术研究[J]. 载人航天, 2012, 18(6): 75-79.

FENG Hao, LI Xinming, PAN Hao. On reconstruction technologies of thrusting force for heavy thrust launch vehicles [J]. Manned Spaceflight, 2012, 18(6): 75-79. (in Chinese)

[5] 黄盘兴. 重型运载火箭可重构控制系统设计研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2012.
HUANG Panxing. Research on reconfigurable control system design of heavy launch vehicle [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2012. (in Chinese)

[6] 程堂明,李家文,唐国金. 伺服机构故障下基于线性规划的运载火箭姿控系统重构控制[J]. 国防科技大学学报, 2017, 39(1): 51-57.
CHENG Tangming, LI Jiawen, TANG Guojin. Reconstruction of attitude control system of launch vehicle based on linear programming under servo mechanism fault [J]. Journal of National University of Defense Technology, 2017, 39(1): 51-57. (in Chinese)

[7] 程堂明,陈宇. 适应伺服机构卡死故障的控制指令重分配技术研究[J]. 导弹与航天运载技术, 2017, 39(1): 50-55.
CHENG Tangming, CHEN Yu. Research on reconfigurable control allocation technology under stuck actuator failures [J]. Missiles and Space Vehicles, 2017, 39(1): 50-55. (in Chinese)

[8] 郭玉英. 基于多模型的飞机舵面故障诊断与主动容错控制[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2009.
GUO Yuying. Multiple model based actuator fault diagnosis and active fault tolerant control for flight control system [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2009. (in Chinese)

[9] 郭玉英,姜斌,张友民,等. 基于多模型的飞控系统执行器故障调节[J]. 宇航学报, 2009, 30(2): 795-800.
GUO Yuying, JIANG Bin, ZHANG Youming, et al. Multi-model based actuator fault accommodation scheme for flight control systems [J]. Journal of Astronautics, 2009, 30(2): 795-800. (in Chinese)

[10] Lu P, van Eykeren L, van Kampen E, et al. Selective-reinitialization multiple-model adaptive estimation for fault detection and diagnosis [J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 2015, 38(8): 1409-1424.

[11] Lam Q M, Crassidis J L. A close examination of multiple model adaptive estimation versus single extended Kalman filter for precision attitude determination [C]//Proceedings of AIAA Guidance, Navigation, and Control (GNC) Conference, 2013.

[12] Lam Q M, Crassidis J L. Evaluation of a multiple model adaptive estimation scheme for space vehicle's enhanced navigation solution [C]//Proceedings of AIAA Guidance, Navigation and Control Conference and Exhibit, 2007.

[13] Shima T, Oshman Y, Shinar J. An efficient application of multiple model adaptive estimation in ballistic missile interception scenarios [C]//Proceedings of 18th Applied Aerodynamics Conference, 2000.

[14] 李家文. 大型捆绑火箭姿态控制系统的建模、设计与分析[D]. 长沙: 国防科技大学, 2011.
LI Jiawen. Modeling, design and analysis of large strap-on launch vehicle's attitude control system [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2011. (in Chinese)

[15] 曹祥宇,胡昌华,乔俊峰. 基于解析余度的导弹执行机构故障诊断方法[J]. 北京理工大学学报, 2012, 32(11): 1149-1153.
CAO Xiangyu, HU Changhua, QIAO Junfeng. Method for fault diagnosis of missile actuator based on analytical redundancy [J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2012, 32(11): 1149-1153. (in Chinese)