

液体火箭发动机基于模型的故障检测算法*

吴建军 张育林 陈启智

(国防科技大学航天技术系 长沙 410073)

摘要 针对泵压式供应系统液体火箭发动机的故障监控问题,建立了用于发动机故障检测的非线性动态数学模型,设计并实现了发动机系统的广义卡尔曼滤波器。利用新息序列的统计特性,进行了发动机故障新息检测算法的仿真研究,讨论了降低滤波器计算费用的方法以及置信度、自由度对检测算法性能的影响。本文的工作为进一步研究发动机故障在线实时检测算法奠定了重要基础。

关键词 液体火箭发动机; 数学模型; 故障检测; 卡尔曼滤波器; 新息序列

分类号 V434.1

通过对推进系统的故障进行在线检测,可以对发动机故障工作状态的出现进行预警,并对故障进行必要控制。对于载人航天飞行,推进系统的故障检测、诊断和控制是确保飞行安全必不可少的措施。出于对发动机系统本身可靠性的考虑,故障检测与诊断系统应尽可能不在结构上介入发动机。因此,在发动机系统故障检测中,不可能指望配置足够多的传感器,在这种情况下,利用数学模型提供解析冗余 (Analytical Redundancy) 就显得尤为重要。

基于模型的故障检测方法,利用状态观测器或卡尔曼滤波器的估计输出同测量信号的残差或新息进行故障检测。在这方面大量的研究工作都试图设计一组同故障类型数目相同的观测器直接实现故障的检测与分离^{[1][2]}。虽然这一设想在理论方面取得了许多进展,但在液体火箭发动机故障诊断方面却存在着应用的困难。这主要由于发动机系统的潜在故障种类数以十计,而且系统数学模型维数高、非线性,设计数以十计和高维状态观测器和卡尔曼滤波器进行潜在故障的检测与分离计算开销过大,在实际在线应用中无法接受。利用高阶非线性模型的估计值进行故障检测,而利用低阶甚至一阶线性故障响应模型进行分离,这样既可以保证检测模型的精度,又大大降低了计算要求,有利于研究出在线算法。

本文根据液体火箭发动机故障监控的要求,同时依据上述思想,着重研究了基于非线性模型的新息检测算法。仿真结果表明,该算法将是发动机故障检测算法很有效的方

* 国家自然科学基金资助项目
1994年5月2日收稿

法之一。文中还讨论了降低广义卡尔曼滤波器计算开销的方法以及置信度、自由度对检测算法性能的影响。

1 发动机系统非线性动态数学模型

图 1 所示是一泵压式供应系统液体火箭发动机的原理图。图中简化了增压系统和控制气体线路。

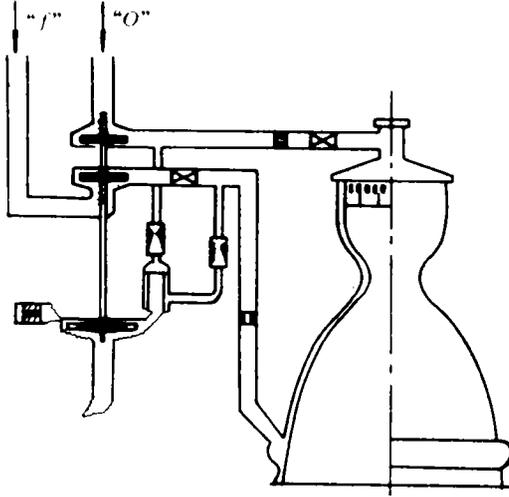


图 1 发动机系统原理图

为了满足故障检测的要求,对图 1 所示的发动机系统研究了一个包含 11 个独立状态变量的非线性动态方程组,经过繁锁的推导(推导过程省略,可参见文献[3][4]),该方程组如下:

$$\begin{aligned} \frac{dp_c}{dt} &= \frac{1}{V_c} \left[RT_c + \frac{\partial RT_c}{\partial r_c} (1 + r_c) \right] q_0 + \frac{1}{V_c} \left[RT_c - \frac{\partial RT_c}{\partial r_c} (1 + r_c) r_c \right] q_f \\ &\quad - \frac{1}{V_c} \sqrt{RT_c} \Gamma_c A_c p_c \\ \frac{dr_c}{dt} &= \frac{RT_c}{V_c P_c} (1 + r_c) (q_0 - r_c q_f) \\ \frac{dp_b}{dt} &= \frac{1}{V_b} \left[RT_b + \frac{\partial RT_b}{\partial r_b} (1 + r_b) \right] q_{ob} + \frac{1}{V_b} \left[RT_b - \frac{\partial RT_b}{\partial r_b} (1 + r_b) r_b \right] \epsilon_{fb} \\ &\quad - \frac{1}{V_b} \sqrt{RT_b} I_b A_b p_b \\ \frac{dr_b}{dt} &= \frac{RT_b}{V_b p_b} (1 + r_b) (q_{ob} - r_b q_{fb}) \\ \frac{dn}{dt} &= \frac{1}{4\pi^2 J n} \left[I_b A_b \eta_t \left(\frac{\alpha}{\alpha - 1} (1 - \beta^{\frac{\alpha-1}{\alpha}}) \right) \sqrt{RT_b} \right. \\ &\quad \left. - \frac{1}{\eta_0 \rho_0} (A_0 n^2 - B_0 n q_{0m} - c_0 q_{0m}^2) \right] \cdot q_{0m} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
& - \frac{1}{\eta_f \rho_f} (A_f n^2 - B_f n q_{f_m} - c_f q_{f_m}^2) \cdot q_{f_m} \Big] \\
\frac{dq_{om}}{dt} &= \lambda_{om} [(1 - \theta_{om})(P_{or} + A_0 n^2 - B_0 n q_{om} - c_0 q_{om}^2) \\
& - \theta_0 (R_0 q_0^2 + p_c) - \theta_{ob} (R_{ob} q_{ob}^2 + p_b)] \\
\frac{dq_{ob}}{dt} &= \lambda_{ob} [\theta_{om} (P_{or} + A_0 n^2 - B_0 n q_{om} - c_0 q_{om}^2) \\
& + \theta_0 (R_0 q_0^2 + p_c) - (1 - \theta_{ob}) (R_{ob} q_{ob}^2 + p_b)] \\
\frac{dq_0}{dt} &= \lambda_0 [\theta_{om} (P_{or} + A_0 n^2 - B_0 n q_{om} - c_0 q_{om}^2) \\
& + \theta_b (R_{ob} q_{ob}^2 + p_b) - (1 - \theta_0) (R_0 q_0^2 + p_c)] \\
\frac{dq_{f_m}}{dt} &= \lambda_{f_m} [(1 - \theta_{f_m})(P_{f_r} + A_f n^2 - B_f n q_{f_m} - c_f q_{f_m}^2) \\
& - \theta_f (R_f q_f^2 + p_c) - \theta_{fb} (R_{fb} q_{fb}^2 + p_b)] \\
\frac{dq_{fb}}{dt} &= \lambda_{fb} [\theta_{f_m} (P_{f_r} + A_f n^2 - B_f n q_{f_m} - c_f q_{f_m}^2) \\
& + \theta_f (R_f q_f^2 + p_c) - (1 - \theta_{fb}) (R_{fb} q_{fb}^2 + p_b)] \\
\frac{dq_f}{dt} &= \lambda_f [\theta_{f_m} (P_{f_r} + A_f n^2 - B_f n q_{f_m} - c_f q_{f_m}^2) \\
& + \theta_{fb} (R_{fb} q_{fb}^2 + p_b) - (1 - \theta_f) (R_f q_f^2 + p_c)]
\end{aligned}$$

其中，状态变量 p_c 、 r_c 、 p_b 、 r_b 、 n 、 q_{om} 、 q_{ob} 、 q_0 、 q_{f_m} 、 q_{fb} 、 q_f 依次为燃烧室压力、燃烧室组元比、燃气发生器室压、发生器组元比、涡轮泵转速、氧化剂总流量、副系统氧化剂流量、主系统氧化剂流量、燃烧剂总流量、副系统燃烧剂流量、主系统燃烧剂流量等； R 为流阻系数， θ 为比例因子， λ 为惯性流阻系数， J 为转动惯量， A 、 B 、 C 是与泵扬程有关的系数等。

以上数学模型权衡了计算精度和计算复杂性，反映了系统工作在稳态工况附近时所产生的动态过渡过程的主要机理，可以较为精确地描述发动机正常工作过程和检测发动机异常工作状态的出现。

2 故障检测算法

2.1 发动机系统广义卡尔曼滤波器

针对以上提出的非线性模型，引入可能的在线测量参数作为系统的输出，并将氧泵入口压力 P_{or} 和燃料泵入口压力 P_{f_r} 作为系统输入来处理，同时考虑系统的随机干扰影响，则有如下系统的随机动态方程：

$$\begin{aligned}
\dot{x}(t) &= f(x(t), u(t), t) + G(x(t)) \cdot \omega(t) \\
y(t) &= g(x(t), u(t), t) + v(t)
\end{aligned}$$

其中， $x \in R^n$ ， $u \in R^r$ ， $y \in R^m$ ， $f: \mathcal{D}R^n \times R^r \rightarrow R^n$ ， $g: \mathcal{D}R^n \rightarrow R^m$ 。各维参数为 $n=11$ ， $r=2$ ； m 表示输出矢量维数，其具体数值由发动机系统可能提供的在线测量信号的数目而定，将以上系统方程离散化，则有

$$\begin{aligned}x_k &= f(x_{k-1}, u_{k-1}, t_{k-1}) + G(x_{k-1})\omega_{k-1} \\y_k &= g(x_k, u_k, t_k) + \nu_k \quad (k \geq 1)\end{aligned}$$

其中，随机干扰的统计特性满足： $\omega_k \sim N(0, \theta_k)$ ， $\nu_k \sim N(0, R_k)$ ， $x_0 \sim N(\bar{x}_0, P_0)$ ，且 $\{\omega_k\}$ 与 $\{\nu_k\}$ 及 x_0 相互独立。因此发动机系统的广义卡尔曼滤波算法如下：

$$\begin{aligned}\hat{x}_k &= \hat{x}_{k/k-1} + k_k[y_k - g(\hat{x}_{k/k-1}, u_k, t_k)] \\ \hat{x}_{k/k-1} &= f(\hat{x}_{k-1}, u_{k-1}, t_{k-1}) \\ K_k &= P_{k/k-1} \left(\frac{\partial g_k}{\partial \hat{x}_{k/k-1}} \right)^T \left[\left(\frac{\partial g_k}{\partial \hat{x}_{k/k-1}} \right) P_{k/k-1} \left(\frac{\partial g_k}{\partial \hat{x}_{k/k-1}} \right)^T + R_k \right]^{-1} \\ P_{k/k-1} &= \left(\frac{\partial f_{k-1}}{\partial \hat{x}_{k-1}} \right) P_{k-1} \left(\frac{\partial f_{k-1}}{\partial \hat{x}_{k-1}} \right)^T + G(\hat{x}_{k-1})\theta_{k-1}G(\hat{x}_{k-1})^T \\ P_k &= \left(I - K_k \frac{\partial g_k}{\partial \hat{x}_{k/k-1}} \right) P_{k/k-1}\end{aligned}$$

初值取为： $\hat{x}_0 = E\{x_0\}$ ， $P_0 = \text{var}\{x_0\}$

2.2 新息检测算法

基于模型的故障检测算法的基本步骤为：(1) 利用数学模型和状态观测器或滤波器对系统的状态进行预测；(2) 利用预测值和测量值计算残差或新息，即 $z_k = y_k - g(\hat{x}_{k/k-1}, u_k, t_k)$ ，新息 z_k 反映了数学模型对系统的描述程度；(3) 利用新息序列 z_k 产生统计量，并对统计量进行假设检验。

在发动机正常工作的条件下， z_k 满足正态分布，即 $z_k \sim N(\bar{z}, \Omega)$ ；但在发动机工作出现异常时， z_k 的分布则偏离正态分布。

用 H_0 假设检验（即假设系统工作正常），连续检验数学模型同系统运行状态之间的一致性，即可实现发动机系统的故障检测。

计算 z_k 在一个时间窗口中的标准和：

$$S_q(t_k) = \sum_{i=k-q+1}^k [z_i - \bar{z}]^T \Omega^{-1} [z_i - \bar{z}]$$

利用正则化标准和 $S_q(t_k)$ 可以有效地进行 H_0 假设检验。在标准和的计算中，时间窗口 $[t_{k-q+1}, t_k]$ 的选择对故障检测的性能具有重要影响。时间窗口的宽度 q 选取的应足够大以避免噪声的影响，同时也应选取的足够小以保证故障检测的敏感性。标准和 $S_q(t_k)$ 满足 χ^2 分布，具有自由度 $q-1$ ，即：

$$P_{\chi^2}(S) = \begin{cases} \left[2^{\frac{q-1}{2}} \Gamma\left(\frac{q-1}{2}\right) \right]^{-1} S^{\frac{q-3}{2}} e^{-\frac{S}{2}}, & S \geq 0 \\ 0 & S < 0 \end{cases}$$

对于 S_q 的 H_0 假设检验是根据置信度 α 所选取的阈值 χ_α^2 ，以确定接受或拒绝 H_0 假设，即：

$$\begin{aligned}S_q(t_k) &\leq \chi_\alpha^2, & \text{无故障;} \\ S_q(t_k) &> \chi_\alpha^2, & \text{有故障;} \end{aligned}$$

阈值 χ_α^2 根据置信度 α 和自由度 $q-1$ 确定。 χ_α^2 的取值示例如表1所示。

表 1 χ^2 取值示例

$q-1$	α		
	0.05	0.01	0.005
10	18.307	23.209	25.188
15	24.996	30.578	32.801
20	31.410	37.566	39.997
30	43.773	50.892	53.672

3 仿真实例及讨论

3.1 仿真结果

在数字仿真中,考虑模型中 $\{\omega(t_k)\}$ 的协方差阵 θ_k 具有常对角阵形式,同时观测噪声 $\{v(t_k)\}$ 的协方差阵 K_k 也是常对角阵形式。测量值根据文献[3]提出的故障模拟方法,考虑随机干扰仿真得出。测量参数取 $y = \{p_c, n, q_{om}, q_{fm}\}$ 。

图 2 结出了发动机两主后门同时有故障时测量参数的新息变化趋势图。图 3 给出了发动机泵效率损失时的新息变化情况。

仿真中采样间隔为 1ms。利用上述检测方法,对图 2,在 α 取为 0.005 的条件下,取 15 个采样点,即可检测出故障,即报警时间约为 15ms;对图 3,同样条件下,报警时间只需 10ms。

针对文献[3]所模拟的各种故障,利用该检测方法,报警时间 t 在 10ms 与 30ms 之间(且误报警率 α 均为 0.005)。仿真结果表明该方法很有效且置信度也很高。

3.2 讨论

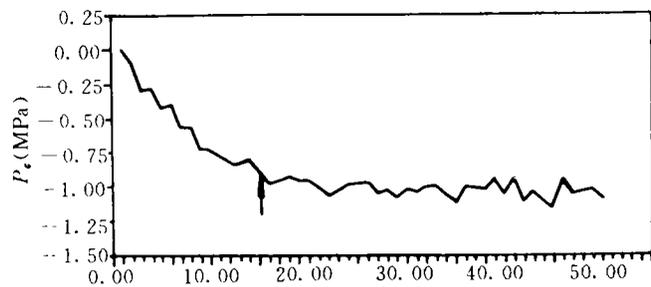
(1) 对于本文所提出的 11 阶非线性系统,广义卡尔曼滤波器的计算工作量过大。针对离线研究、地面在线应用和机载在线应用等情况,应采取不同的近似方法以减小计算费用,以满足使用要求。对离线仿真研究而言,可直接采用以上的非线性系统广义卡尔曼滤波器;对于在线应用,可以采用定值 $\frac{\partial q}{\partial x}$ 和 $\frac{\partial f}{\partial x}$,具体取值可以根据额定工况的参数确定;为了进一步满足减少计算工作量的要求,可以采用冻结增益 K 值的计算方法。这样可以使非线性模型的广义卡尔曼滤波的计算量降到最低,以满足在线运行的要求。

(2) 研究表明,置信度 α 的选择,对故障检测的敏感性本文的新息检测算法,有重要影响。 α 的取值越大,检测器的敏感性越高,但随之而来的误报警率也越高。为了降低误报警率,可以采取持续检验的方法,即选择时间 $[t_k, t_{k+r}]$,当有 $\min[S_q(t_k), S_q(t_{k+1}), \dots, S_q(t_{k+r})] > \chi^2$ 时才确认故障状态的出现。时间区间的宽度由所要求的误报警率来确定。

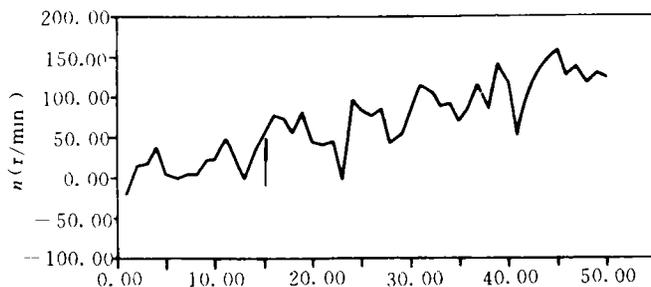
(3) 在利用(1)中讨论的各种降低计算量的方法的同时,不能不考虑对该检测算法鲁棒性的影响。影响来源于三个方法:模型误差、随机干扰、传感器故障。这些在研究在线应用算法时应进一步考虑。

4 结论

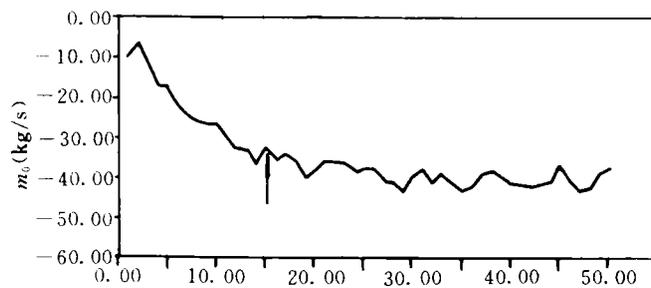
(1) 建立了用于发动机故障检测的非线性动态数学模型;设计、实现了发动机系统的



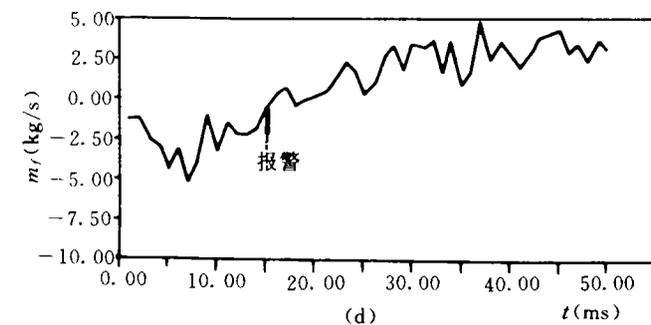
(a)



(b)

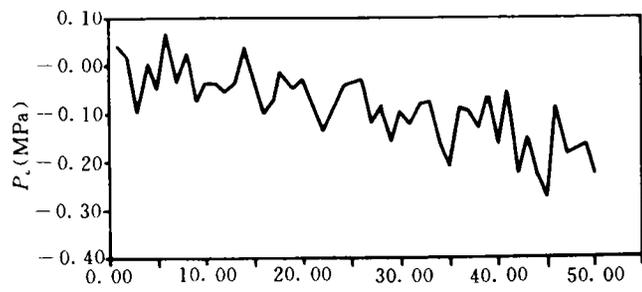


(c)

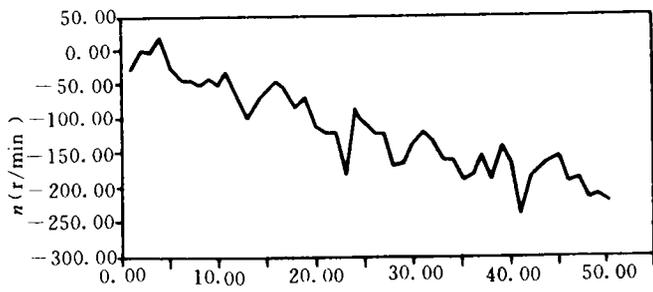


(d)

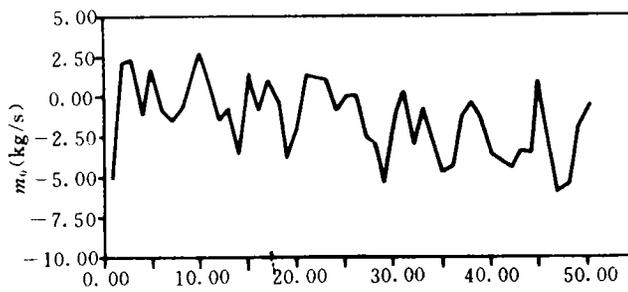
图2 两主活门故障叫新息的变化趋势



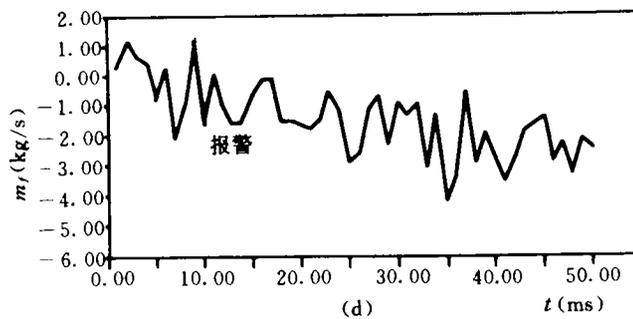
(a)



(b)



(c)



(d)

图3 燃烧剂泵效率损失时新息的变化趋势

广义卡尔曼滤波器。仿真结果表明该模型合理，滤波器计算稳定，但计算开销过大；对于在线实时应用需进一步处理。

(2) 研究并仿真实现了一种新息检测算法用于发动机故障检测。仿真结果表明，该方法快速可靠，可以用于在线检测。

(3) 本工作需进一步由热试车数据验证，同时在利用和考虑文中所讨论的三个方面的问题的情况下，研究在线实时故障检测算法。

参 考 文 献

- 1 Patton R J, et al. Fault Diagnosis in Dynamic System — Theory and Applicatim. Prentice Hall international (UK) Ltd. , 1989
- 2 Misawa E A, et al. Nonlineas Observer—A State-of-the-Art Suvvey. Trans. of ASME, JDSMC. 1989, 111 (9): 344~352.
- 3 吴建军, 张育林, 陈启智. 液体火箭发动机故障特性动态模拟. 航空动力学报, 1994, 9(4)
- 4 徐建华等. 状态估计和系统识别. 北京: 科学出版社, 1981
- 5 高钟毓著. 工程系统中的随机过程. 北京: 清华大学出版社, 1989

Model-based Fault Detection Algorithm for Liquid Rocket Engine

Wu Jianjun Zhang Yulin Chen Qizhi

(Department of Astronautics Technology, NUDT, Changsha, 410073)

Abstract

This paper presents the nonlinear dynamic mathematical models of the liquiel rocket engine with turbopump system, which can be used for the development of model-based fault defection. The Extended Kalmcm Filter (KEF) of the engine system has been designed and realized on computer. According to the statistical characteristics of the residuals, innovation-hased detection algorithm has been studied to defect the faults of the engine. The paper also discussed a few methods of reducing the expenses in KEF Calcula-tion and the effects of belief factur and the degrees of freedom on the detection ability of the algorithm. The research provides the important basis for funther study of the model-based real-time detectim algorithm.

Key words liquid rocket engine; mathematical model; fault detection; extended kalman filter; Innovation sequence