

基于模型的推进系统 故障检测与诊断*

张育林 吴建军 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健康监控问题, 提出了故障检测与诊断的基本框架, 并讨论了基于发动机系统非线性数学模型、推广的卡尔曼滤波的故障检测方法和基于低阶线性模型的故障诊断方法。

主题词: 液体推进剂火箭发动机, 故障检测, 故障诊断, 数学模型, 动态响应, 卡尔曼滤波
分类号: V430, TP337

MODEL-BASED FAULT DETECTION AND DIAGNOSIS FOR LIQUID ROCKET PROPULSION SYSTEM

Zhang Yulin Wu Jianjun Chen Qizhi

(Department of Aerospace Technology, National University
of Defense Technology, Changsha, 410073)

Abstract: For monitoring conditions of a liquid rocket engine with turbo-pump system, an outline of fault detection and diagnosis is presented in this paper. The fault detection method with extended Kalman filter based on nonlinear mathematical models and the diagnosis method based on lower-order linear models are also discussed.

Keywords: Liquid propellant rocket engine, Fault detection, Fault diagnosis, Mathematical model, Dynamic response, Kalman filtering

* 本文 1993 年 10 月 9 日收到, 为国家自然科学基金资助项目, 编号为 59186026

1 引言

推进系统的故障在线诊断,可以预警发动机故障工作状态的出现,并可对故障进行必要控制。出于对发动机系统本身固有的可靠性考虑,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,在发动机的故障检测中就不可能指望配置足够多的传感器。在这种情况下,利用发动机系统数学模型提供解析冗余显得尤为重要。在利用数学模型进行故障检测与诊断时,由于在线实时计算能力的限制,必须考虑模型的精确性与简单性。合理的方法是针对发动机起动、关机过程和稳态工作过程的不同工作机理,分别利用不同的模型和不同的故障检测方法处理。

本文根据泵压式供应系统液体火箭发动机的故障检测与诊断要求,提出了故障检测与诊断的基本框架,并重点研究了针对稳态过程的基于模型的故障检测与诊断算法,讨论了有关降低误报警率的途径与方法。

2 液体火箭发动机故障诊断的系统框架

图1所示是一个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。

发动机正常稳态过程的工作主要受供应系统的流体及机械运动和燃烧室、预燃室的能量转换过程的控制,在简单性与精确性折衷考虑的情况下,可以得到发动机的动态数学模型。发动机的动态数学模型具有非线性性质,可以利用状态观测器或者推广的卡尔曼滤波器产生新息序列,并对新息进行概率检验,从而确定故障状态的出现。为了确保误报警率的降低,除了应恰当选择检验阈值外,同时可以确定合适的持续性检验指标,即要求检验值在一个时间区间内连续超越阈值才认为有故障。为了保证足够的检验可靠性,在利用数学模型进行新息序列概率检验的同时,还可以同步进行门限检验。

对于启动过程中的故障,一旦发现故障状态即可进行报警或紧急关机。

对于稳态工作过程中的故障,在检测算法确认工作状态异常后,故障诊断算法则立即启动进行故障种类的分离和判明。研究表明,在检测系统及时检测出异常工作状态的条件下,可以利用特征矢量的低降模型对流体-热过程的故障进行有效的诊断。在总的框架研究中故障诊断基于动态响应和静态偏移两种方法。对于故障的动态响应模型,采用了一阶线性响应模型和模糊响应模型两种方法进行建模。故障的确认采用多假设检验、模式识别和神经网络技术。

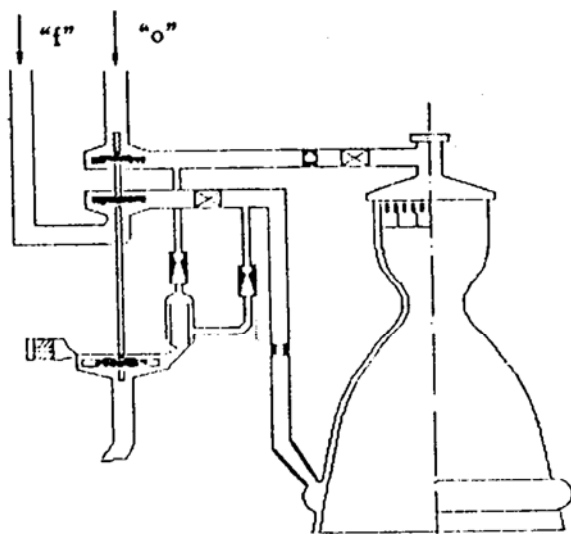


图1 发动机系统原理图

图2所示是液体火箭发动机故障诊断系统的总框架。图中所示的各种并行方法可以做为在线冗余算法,也可以作为在线系统的候选方法。

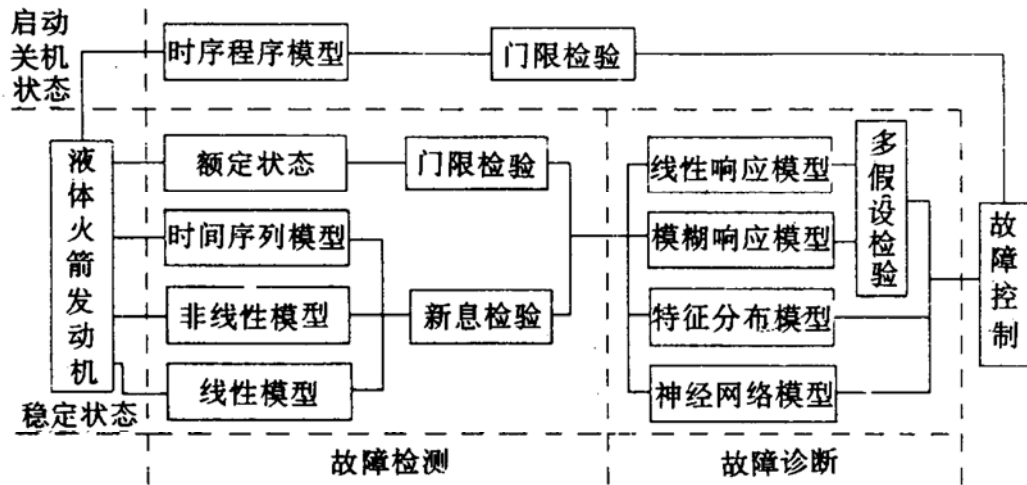


图2 故障诊断系统研究框架

3 基于模型的故障检测

3.1 发动机系统的非线性模型

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个状态变量的动态方程

$$\frac{dp_c}{dt} = \frac{1}{V_c} [RT_c + \frac{\partial RT}{\partial r} (1+r)] q_0 + \frac{1}{V_c} [RT_c - \frac{\partial RT}{\partial r} (1+r) \cdot r] q_f - \frac{1}{V_c} \sqrt{RT_c} \Gamma A_c p_c$$

$$\frac{dr}{dt} = \frac{RT_c}{V_c p_c} (1+r) (q_0 - r q_f)$$

$$\frac{dp_b}{dt} = \frac{1}{V_b} [RT_b + \frac{\partial RT}{\partial r_b} (1+r_b)] q_{ob} + \frac{1}{V_b} [RT_b - \frac{\partial RT}{\partial r_b} (1+r_b) \cdot r_b] q_{fb} - \frac{1}{V_b} \sqrt{RT_b} \Gamma A_{ob} p_b$$

$$\frac{dr_b}{dt} = \frac{RT_b}{V_b p_b} (1+r_b) (q_{ob} - r_b q_{fb})$$

$$\begin{aligned} \frac{dn}{dt} = & \frac{1}{4\pi^2 J n} [\Gamma A_a \eta_i (\frac{a}{a-1}) (1 - \beta^{\frac{a-1}{a}}) \sqrt{RT_b} - \frac{1}{\eta_o \rho_o} (A_o n^2 - B_o q_{om} - C_{om} q_{om}^2) q_{om} \\ & - \frac{1}{\eta_i p_i} (A_i n^2 - B_i q_{fm} - C_{fm} q_{fm}^2) q_{fm}] \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \frac{dq_{om}}{dt} = & \lambda_{om} [(1 - \theta_{om}) (p_{or} + A_o n^2 - B_o n q_{om} - C_{om} q_{om}^2) \\ & - \theta_o (R_o q_o^2 + p_c) - \theta_{ob} (R_{ob} q_{ob}^2 + p_b)] \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
\frac{dq_{ob}}{dt} &= \lambda_{ob}[(\theta_{om})(p_{or} + A_o n^2 - B_o n q_{om} - C_{om} q_{om}^2) \\
&\quad + \theta_o(R_o q_o^2 + p_c) - (1 - \theta_{ob})(R_{ob} q_{ob}^2 + p_b)] \\
\frac{dq_o}{dt} &= \lambda_o[(\theta_{om})(p_{or} + A_o n^2 - B_o n q_{om} - C_{om} q_{om}^2) \\
&\quad + \theta_{ob}(R_{ob} q_{ob}^2 + p_b) - (1 - \theta_o)(R_o q_o^2 + p_c)] \\
\frac{dq_{fm}}{dt} &= \lambda_{fm}[(1 - \theta_{fm})(p_{fT} + A_f n^2 - B_f n q_{fm} - C_{fm} q_{fm}^2) \\
&\quad - \theta_f(R_f q_f^2 + p_c) - \theta_{fb}(R_{fb} q_{fb}^2 + p_b)] \\
\frac{dq_f}{dt} &= \lambda_f[\theta_{fm} + (p_{fT} + A_f n^2 - B_f n q_{fm} - C_{fm} q_{fm}^2) \\
&\quad + \theta_{fb}(R_{fb} q_{fb}^2 + p_b) - (1 - \theta_f)(R_f q_f^2 + p_c)] \\
\frac{dq_{fb}}{dt} &= \lambda_{fb}[\theta_{fm}(p_{fT} + A_f n^2 - B_f n q_{fm} - C_{fm} q_{fm}^2) \\
&\quad + \theta_f(R_f q_f^2 + p_c) - (1 - \theta_{fb})(R_{fb} q_{fb}^2 + p_b)]
\end{aligned}$$

其中状态变量 p_c 、 r 、 p_b 、 r_b 、 n 、 q_{om} 、 q_{ob} 、 q_o 、 q_{fm} 、 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。

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

3.2 推广的卡尔曼滤波器

针对以上提出的非线性模型，引入可能的在线检测参数作为系统输出，并将 p_{or} 和 p_{fT} 作为系统输入来处理，则有系统的动态方程

$$\dot{x}(t) = f(x(t)u(t)) \quad y(t) = g(x(t))$$

其中， $x \in R^n$ ， $u \in R^r$ ， $y \in R^m$ ， $f: DR^n \times R^r \rightarrow R^n$ ， $g: DR^n \rightarrow R^m$ 。各维数参数为 $n=11$ ， $r=2$ 。 m 表示输出矢量的维数，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。作为基础研究，不妨取 p_c 、 n 、 p_{oi} 、 p_{fi} 作为输出信号，其中 p_{oi} 、 p_{fi} 分别表示氧化剂喷前压力和燃烧剂冷却套入口压力。将以上系统方程离散化并考虑随机干扰的影响，则有

$$\hat{x}_k = f(x_{k-1}, u_{k-1}) + \Gamma(x_{k-1})w_{k-1} \quad y_k = g_k(x_k) + v_k \quad (k \geq 1)$$

其中 $w_k \sim N(0, Q_k)$ ， $v_k \sim N(0, R_k)$ ， $x_0 \sim N(\bar{x}_0, p_0)$ ，且 $\{v_k\}$ 与 $\{w_k\}$ 及 x_0 相互独立。因此，发动机系统的推广卡尔曼滤波算法如下

$$\hat{x}_k = \hat{x}_{k|k-1} + K_k[y_k - g(\hat{x}_{k|k-1})]$$

$$\hat{x}_{k|k-1} = f(\hat{x}_{k-1}, u_{k-1})$$

$$K_K = P_{K|K-1} \left(\frac{\partial q_K}{\partial \hat{x}_{K|K-1}} \right)^T \left[\left(\frac{\partial g_K}{\partial \hat{x}_{K|K-1}} \right) P_{K|K-1} \left(\frac{\partial g_K}{\partial \hat{x}_{K|K-1}} \right)^T + R_K \right]^{-1}$$

$$P_{K|K-1} = \frac{\partial f_{K-1}}{\partial \hat{x}_{K-1}} P_{K-1} \left(\frac{\partial f_{K-1}}{\partial \hat{x}_{K-1}} \right)^T + P(\hat{x}_{K-1}) Q_{K-1} \Gamma(\hat{x}_{K-1})^T$$

$$P_K = (I - K_K \frac{\partial g_K}{\partial \hat{x}_{K|K-1}}) P_{K|K-1}$$

初值取为

$$\hat{x}_0 = E x_0, P_0 = \text{Var} x_0$$

显然,对于本文所提出的11阶非线性系统而言,推广的卡尔曼滤波的计算工作量仍然过大。针对离线研究、地面在线应用和机载在线应用,可以采取不同的近似方法以进一步减少计算费用,以满足使用要求。对于离线仿真研究而言,可以采用以上的非线性系统推广卡尔曼滤波器;对于在线应用,可以采用定值 $\frac{\partial g}{\partial x}$ 和 $\frac{\partial f}{\partial r}$,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 K 值的计算方法,这样可以使非线性模型的推广卡尔曼滤波的计算量降到最低,以满足在线运行的要求。注意到在故障研究的总框架中,基于模型的检测算法的主要目的在于及时敏感出稳态工作状态附近的异常状态,因此,完全可以利用稳态工况的工作参数得到线性化模型,利用冻结增益 K 进行故障检测,从而使基于模型的检测算法的总计算费用降至最低限度。

3.3 新息检测算法

利用基于模型的故障检测算法的基本步骤是:(1)利用数学模型和状态观测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

$$z_k = y_k - g(\hat{x}_{k|k-1})$$

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。

在发动机系统正常工作的条件下,新息序列 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,新息序列的分布也即偏离正态分布。

用 H_0 假设检验,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。

计算新息序列在一个时间窗口中的标准和

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

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 的选取应足够大以避免噪声的影响;同时 q 的选取应足够小以保证故障检测的敏感性。标准和 S_q 满足 χ^2 分布,具有自由度 $q-1$,即

$$P_k^2(s) = \begin{cases} [2^{\frac{q-1}{2}} \Gamma(\frac{q-1}{2})]^{-1} S^{\frac{q-3}{2}} e^{-\frac{s}{2}}, & S > 0 \\ 0, & S \leq 0 \end{cases}$$

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

$$S_q(t_k) \leq \chi_\alpha^2, \text{无故障} \quad S_q(t_k) > \chi_\alpha^2, \text{有故障}$$

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。

置信度 α 的选择, 对故障检测的敏感性有重要影响。 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 α_0 也愈高。为了降低误报警率, 可以采用持续性检验方法, 即选择时间区间 $[t_k, t_{k+r}]$, 当有 $\min[S_q(t_k), S_q(t_{k+1}), \dots, S_q(t_{k+r})] > \chi_\alpha^2$ 时才确认故障状态的出现。时间区间的宽度 v 由所要求的误报警率来确定。

表 1 χ_α^2 的取值范围

$q-1 \backslash \alpha$	0.10	0.05	0.001
1	2.706	3.841	10.828
2	4.605	5.991	13.816
5	9.236	11.070	20.515
10	15.987	18.307	28.588

4 故障分离

4.1 故障模式的响应模型

建立故障模式的响应模型的基础是确定一组可以测量的信号做为特征矢量。特征矢量的选取原则应该使其能唯一地描述每一种假设故障模式的瞬态响应, 其次, 特征矢量各分量对故障模式的瞬态响应确实可以用低阶模型加以描述。

液体火箭发动机系统在应用于实际飞行任务时, 出于可靠性的考虑, 实际上只测量数目极其有限的几个信号, 因此, 可供选择特征矢量的余地很少, 在利用这些测量信号做为特征矢量后, 只能分离很有限的几个故障模式。

对于图 1 所示的发动机系统, 选择涡轮泵转速 n , 氧化剂喷前压力 p_{oi} , 燃料主管路分支处压力 p_{fb} 三个参数作为特征矢量, 则对于氧化剂主活门、燃烧剂主活门开不到位的三种故障模式, 特征矢量对各故障模式的响应如图 3~5 所示。仿真结果表明, 可以用一阶线性模型描述所选特征矢量对三种故障模式的响应。

以图 3~5 所示的故障模式的响应为例, 假设故障模式 i 的故障模型可以表示为

$$\hat{\dot{x}}(t) = \Lambda_i^{-1}[-(\hat{x}(t) - \hat{x}_b) + b_i u(t)] + K[y^*(t_K) - \hat{y}(t_K)]$$

$$\hat{y}(t_K) = \hat{x}(t_K)$$

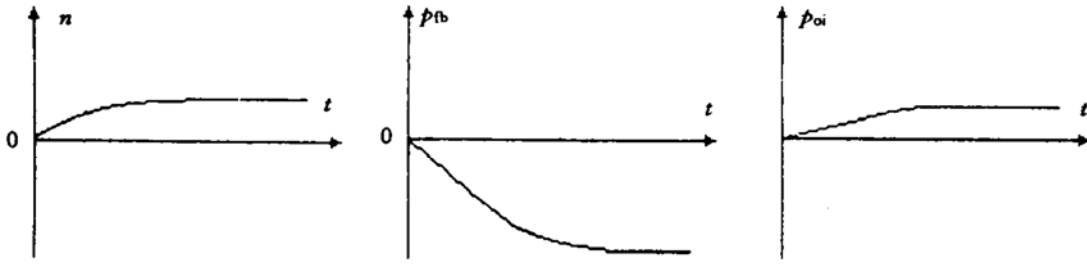


图3 故障模式一：氧化剂主活门故障

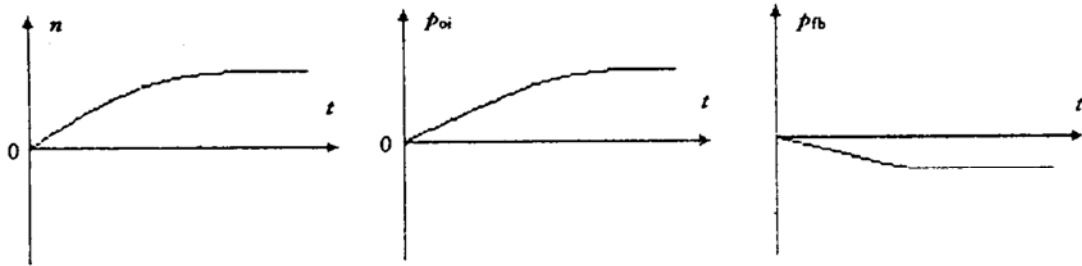


图4 故障模式二：燃烧剂主活门故障

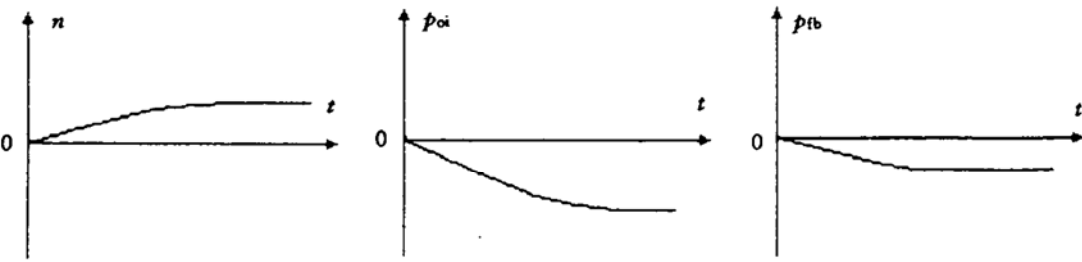


图5 故障模式三：双主活门故障

其中, $y^*(t_K) = [n(t_K), p_{oi}(t_K), p_{fb}(t_K)]^T$ 为特征矢量在时间 t_K 的采样值, Λ_i 代表假设故障 i 的响应时间常数, 即

$$\Lambda_i = \text{diag}[\tau_{i,1}, \tau_{i,2}, \tau_{i,3}]$$

$\hat{x}_b$ 代表偏移量, 可以取为特征矢量的额定值。 $b_i = (b_{i,1}, b_{i,2}, b_{i,3})^T$ 为假设故障 i 的输入矩阵。在确定 b_i 时, 将输入 $u(t)$ 一律取为单位阶跃输入。对于所有的故障模式, 均取统一的 K 矩阵。

4.2 故障模式的检验

利用故障模式的响应模型产生新息序列

$$z(t_K) = y^*(y_K) - \hat{x}(t_K)$$

记故障模式 i 所对应的系统响应为假设 H_i , 则故障模式 i 的条件概率密度 $p(y^*(t_k)|H_i)$ 可以表示为多变量正态分布密度。

利用贝叶斯定理, 各故障模式对应于实际系统响应的后验概率为

$$P_r(H_i|y^*(t_k)) = \frac{p(y^*(t_k)|H_i)P_r(H_i)}{\sum_{j=1}^m p(y^*(t_k)|H_j)P_r(H_j)}$$

如果故障模式的判决根据其概率来确定, 则判决规则为:

若 $P_r(H_i|y^*(t_k)) > P_r(H_j|y^*(t_k)) \quad \forall j \neq i$

则 $y^*(t_k) \in H_i$

或者根据贝叶斯定理有:

若 $p(y^*(t_k)|H_i)P_r(H_i) > p(y^*(t_k)|H_j)P_r(H_j) \quad \forall j \neq i$

则 $y^*(t_k) \in H_i$

在实际应用中, 验前概率 $P_r(H_i)$ 的确定存在一定的困难, 因为从仅有的试车及飞行经验, 远远不能按大数定理来统计确定 $P_r(H_i)$ 。因此, 需要发展 $P_r(H_i)$ 的小子样估计方法。

另外, 在可能出现验前故障模式没有包括的故障模式的条件下, 应确定 $P_r(H_i|y^*(t_k))$ 的最低置信度, 以免错误化分故障模式。同样, 可以使用持续性检验来提高模式化分的正确性。

5 结束语

液体火箭推进系统的故障检测与诊断在可靠性方面具有很高的要求, 否则就无法达到提高安全性的要求。由于实时运行的快速性、系统模型的复杂性以及可供使用的测量信号极其有限, 对于液体火箭发动机系统的故障检测与诊断的方法研究与应用都带来许多困难。通过较为精细的理论研究与非实时和在线仿真研究, 可以为在线工程算法的设计与研制打下基础。本文的研究主要采用了数字仿真的方法, 以期应用研究打下一个基础。

参 考 文 献

- [1] 张育林. 载人飞船推进系统故障监控概念研究. 湖南省宇航学会推进年会, 1991
- [2] 张育林. 人工神经网络技术及其在液体火箭发动机故障检测中的应用. 湖南省宇航学会推进年会, 1991
- [3] Ruiz, C A, Hawman M W, Galinaitis W S. Algorithms for Real-time Fault Detection of the Space Shuttle Main Engine. AIAA 92-3167