

液体发动机故障检测与诊断中的基础研究问题*

张振鹏

(北京航空航天大学 宇航学院, 北京 100083)

摘 要: 液体火箭发动机故障检测与诊断是当前航天推进系统研究中迫切需要解决的关键技术。根据我国当前这项技术发展的实际情况, 必须提高研究水平和加快研究进程, 做好基础性的研究工作。介绍了我国在建立泵压式液体火箭发动机故障模式、标准数据库和改进人工神经网络算法与时序分析算法等方面所做的工作。提出了深入开展故障仿真研究和开发实用故障检测与诊断系统的建议。

关键词: 液体推进剂火箭发动机; 发动机故障; 故障诊断; 故障检测; 述评

中图分类号: V434 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-4055 (2002) 05-0353-07

Fundamental study of fault monitoring and diagnostic technology of liquid rocket engine

ZHANG Zhen peng

(School of Astronautics, Beijing Univ. of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100083, China)

Abstract: Fault monitoring and diagnose of liquid rocket engine is the key problem in propulsion system. Based on the practical technological status in China theoretical fundamental research should be put forward to improve the study level and accelerate the progress. The fault mode establishment, standard database, fault monitoring, diagnose method and algorithmic study in liquid rocket engine in our country were introduced. Suggestions on fault, simulation investigation and fault diagnosis system development were made.

Key words: Liquid propellant rocket engine; Engine failure; Fault diagnosis; Fault detection; Review

1 引 言

推进系统是运载器的核心装置, 由于其结构复杂和工作环境极其恶劣, 出现故障的概率很高, 是保证运载器可靠工作的重要环节。在航天飞行史上, 由于推进系统的故障而导致的重大失败次数占总失败次数的 50% 以上, 例如美国对各种运载火箭统计, 推进系统发生的故障占运载火箭总故障 60% 以上。欧洲“阿里安”火箭到 1990 年 2 月为止, 发射 36 次中失败 5 次, 全都是由液体火箭发动机的事故引起的。因此, 国外对发展液体火箭发动机故障检测与诊断技术给予高度重视^[1]。

我国开展液体火箭发动机故障检测与诊断技术研究, 已有十几年的历史了, 许多院校、厂所都做了大量有益的工作。但远远满足不了运载火箭发展提出

的要求。液体火箭发动机故障检测与诊断技术的研究应该首先从基础性的研究工作做起。为此, 本文将结合我国的实际情况和我们课题组所做的工作, 讨论故障模式及其影响分析、建立标准数据库、故障检测与诊断方法和算法、传感器等方面的基础性研究工作。

2 深入研究故障模式

由于液体火箭发动机结构非常复杂, 工作条件恶劣, 这就给故障模式研究带来了很大的困难, 也给研究工作提出了更高的要求。

国外对故障模式以及影响分析的工作非常重视, 例如, 美国人 Macgreger C A 曾对比较重要的 17 种发动机研究中的大约 85000 份故障报告进行研究和筛选, 从而概括出了 16 种故障模式, 已成为研究故障模

* 收稿日期: 2002-05-30; 修订日期: 2002-07-30。

作者简介: 张振鹏 (1937—), 男, 教授, 博士生导师, 研究领域为火箭发动机技术。

式的重要依据。1986 年美国 Glover R C 等人又直接对 SSME 进行详细研究,在大约 3000 份故障报告中进行分析筛选,也总结出 16 种故障模式。

美国经过分析 20 世纪 70 年代以来的故障履历,于 1987 年公布了“SSME 故障模式与效应分析以及关键项目表”FMEA/CIL^[2]。从已出现的故障模式中,按一组经验准则,划分了故障等级,以确定关键的故障,对故障产生的原因、效应和出现率均作了说明,并按 FMEA/CIL 确立的 SSME 有 14 种故障为关键故障,它覆盖了 5 个发生次数较多的故障模式(即高压氧化剂涡轮叶片损坏,高压氧化剂涡轮泵密封泄漏,高压燃料涡轮叶片损坏,高压燃料涡轮泵密封泄漏,燃烧室喷注器损坏),要求故障检测的算法至少必须能检测出这几种故障。

美国在 FMEA 的基础上,又推出了 FMECA,即故障模式、影响分析及致命性分析,并已广泛应用于航空、航天各部门。对液体火箭发动机而言,它是通过分析发动机可能发生的故障模式,确定对发动机所产生的后果,并把每一个可能发生的故障模式,按它的严酷程度加以分类(实际上它由三部分组成,即故障模式分析、故障影响分析和危害度分析)^[3~5]。

我们必须按照我国的实际情况,根据我国发动机设计、工艺加工、生产管理的特点,建立我国液体火箭发动机的故障模式,进行其影响分析。1996 年~ 1999 年间对我国 40 年来生产的 21 种型号的泵压式液体火箭发动机地面试验进行了调查研究,图 1 是泵压式液体发动机故障统计情况。根据试车资料,按照故障产生的原因及其对应部件,归纳成 14 种主要故障模式,列入表 1 中^[6]。

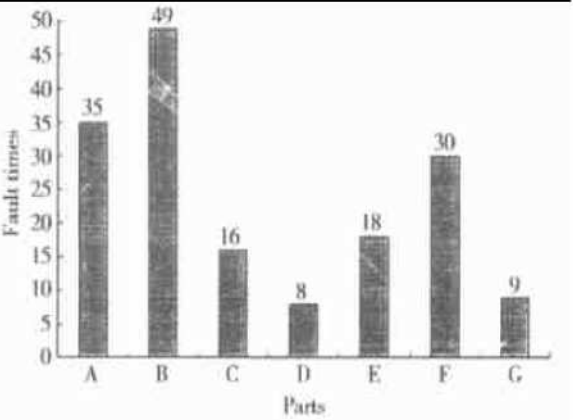


Fig 1 Fault times statistical of parts in firing test
A. Thrust chamber; B. Turbopump; C. Regulator;
D. Gas generator; E. Seal washer; F. Pipeline; G. Others

Table 1 Fault mode and key parts

No.	Fault mode	Key parts and cause of fault
1	Fracture	Joint, atomizer, blade, welding seam, waved tube, adapter mouth.
2	Leakage	Joint, welding seam, pipeline.
3	Ablation	Spray nozzle, nozzle throat, turbine rotor.
4	Leakage	Thermal boot, flange seal washer, rotate seal washer, valve place.
5	Chock	Pipeline, limit flow hole, venturi, passage.
6	Abrasion	Seal washer, blade, ball bearing, atomizer, impeller, combustion chamber.
7	Explosion	Convergent section of thrust chamber, hydrogen pump exit, oxidizer pump, explosive cartridge.
8	Off-line	Blade, spray nozzle, turbine exhaust pipe fairing.
9	Occlude	Ball bearing, valve.
10	Foreign matter	Atomizer, turbo pump, throttle hole.
11	Peeling off	Ball bearing.
12	Unstable combustion	Combustion chamber.
13	Cycle change temperature	Blade, chamber case, heat gas pipe.
14	Locking	Valve, gear case bearing, turbine rotor.

在统计试车故障数据时,发现许多故障产生在发动机的启动阶段,故障数据保留得很少,这对建立故障模式和进行故障影响分析,带来了很大困难。为此,必须对专家经验进行认真调查,积极开展故障仿真研究。故障仿真研究应该有的放矢,要根据我国液体火箭发动机研制的实际情况来进行。

故障模式的建立和影响分析、故障排除是一项繁琐的工作,也是一项非常重要的工作,它是我们开展液体火箭发动机故障检测与诊断的基础和前提。

3 建立标准数据库

在故障检测与诊断的技术中,首先要了解发动机的故障情况及其特征数据进行分析,以确定故障模式,从而选定与之相适应的算法。因此就需要一个标准的、能用来记录故障现象、原因和故障数据的数据库。把我们 40 年来液体火箭研制中发生的故障情况、故障数据和典型正常数据管理起来,把宝贵的专家经验保存起来,把故障仿真所得的数据贮存起来。

建立一个适用的故障数据库重点在于合理的结构设计完善的功能设计。所谓合理的结构设计是指它能够体现出液体火箭发动机故障的特点及故障模式与影响分析的结果。完善的功能是指应该满足液体火箭发动机故障检测与诊断的基本要求。数据库中的知识积累,要依赖于所有研究人员长期的集体努力。因此数据库的设计指标、基本结构、基本功能、开发环境与扩充性能等应该有一个统一的要求,要制

定一个标准, 以便于共同工作, 相互交流。

根据故障检测与诊断研究的需要, 我们设计的数据库系统的结构与功能如图 2 所示^[6,7]。这个数据库除了有一般的功能外, 还具有对故障模式进行重要性排队、检测参数推荐的功能, 建立了故障模式与检测参数间的对应关系, 给出了检测参数的评价准则。

数据库系统采用 Visual Foxpro 3.0 语言编写, 具有强大的数据库管理功能。能方便地实现数据库结构的修改, 改变数据库结构时不丢失已输入的数据。方便地录入和编辑数据, 快速检索。此外, 它能以可视化的方法设计应用程序, 开发出非常直观、友好的界面。

4 故障检测与诊断的方法与算法

应用于液体火箭发动机检测与诊断的方法基本上可以归纳为三大类, (1) 基于直接测量及信号处理方法; (2) 基于模型的方法; (3) 基于人工智能的方法。根据在发动机研制过程中的不同需求, 可以采用不同的方法。譬如可以根据单个部件试验, 如涡轮泵; 部件间的联合试验, 如半系统试车; 整机热试车的具体情况, 选择各自适宜的故障检测与诊断的方法。例如在涡轮泵部件单独试验中, 可以采用直接测量及信号处理的方法。涡轮泵轴承的各种损伤与振动, 采用频谱分析的方法比较适宜。

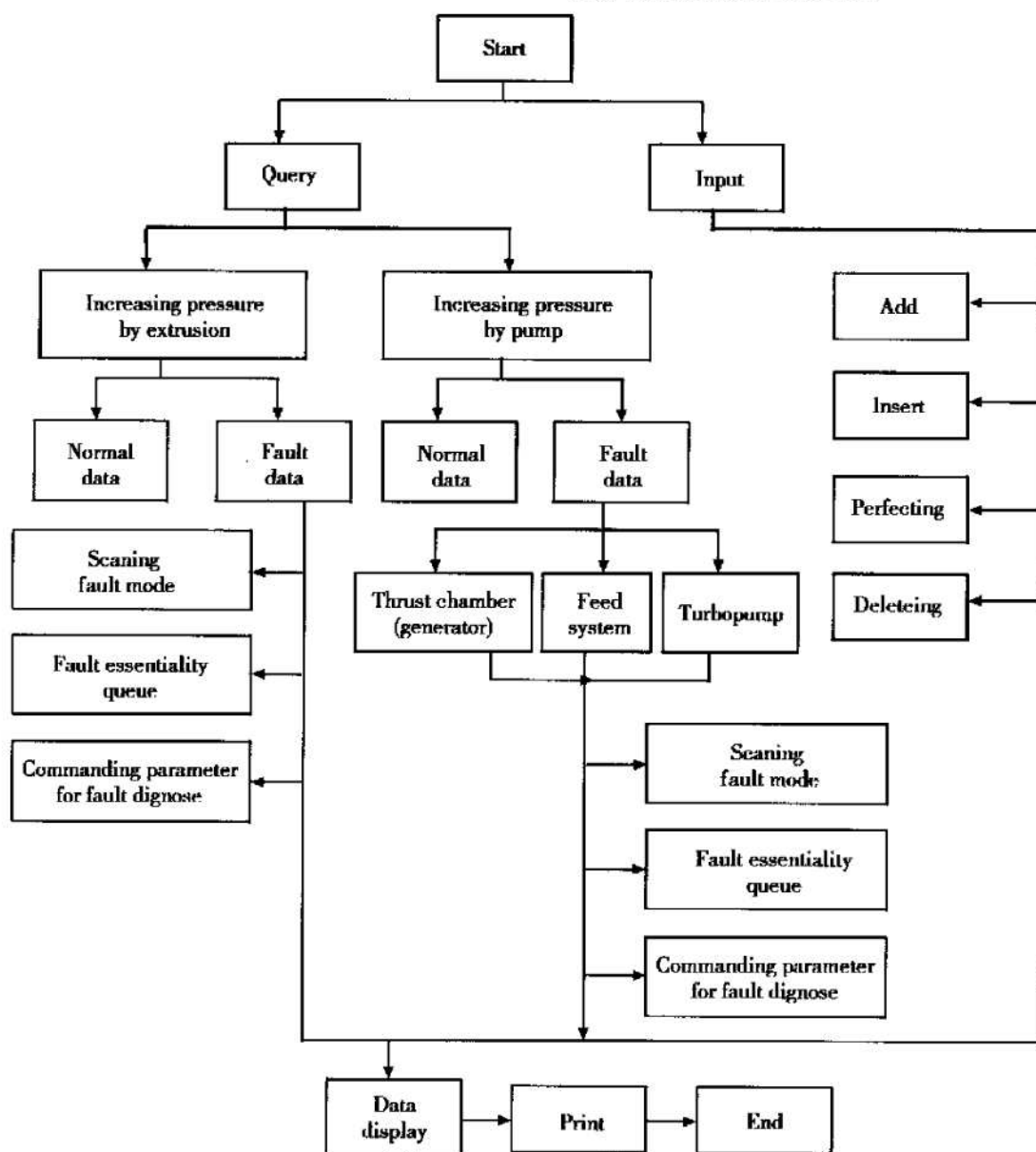


Fig. 2 System fig of database

由于液体火箭发动机结构和工作过程的复杂性,用数学模型来描述工作中发生的故障,往往会遇到大量的非线性方程,求解十分困难,实时性不好、故障分离困难、稳定性差。因此,当前基于数学模型方法的应用研究进展较缓慢。人工智能的故障检测与诊断方法中的模式识别方法与专家系统方法,不需要建立精确的数学模型,引起研究者的极大兴趣。我们曾分别采用模式识别与专家系统方法对泵压式液体火箭发动机与空间推进系统进行了较深入的研究。发现其实时性比基于数学模型方法强得多。

在故障检测与诊断的算法研究中,我国学者做了大量的工作(如国防科技大学等)。从 1991 年开始,我们曾对灰色理论、神经网络、时序分析、小波理论、有向图分析、遗传算法、故障树、结构排除法等进行研究。我们改进了人工神经网络算法和时序分析的算法,使它们的实时性大为提高。人工神经网络可以用于发动机的启动、关机与改变工况的动态过程。时序分析可以用于主机阶段的平稳工作过程。

我们对 BP 算法进行了改进,形成了一种自适应衰减和自适应步长 BP 算法^[8,9]。这种算法的步长衰减模型可采用线性自适应或指数衰减形式,即

$$\eta = -rt + b$$

或

$$\eta = Ae^{-Bt}$$

式中 r, b, A, B 都为经验常数。

自适应必须和自适应相结合,因为在极值点附近步长减小,使学习次数增加,如果参数选择不当,只靠自适应步长有时不能收到良好的效果。因此还需要记录每个迭代点处的信息,据此,对每个步长进行调整,为此引入“罚函数”模型,其学习思想的表达式为

$$\eta(n+1) = \eta(n) + \varepsilon C \Delta \eta(n)$$

式中 C 为常数,称为步长势因子,它的大小决定了上次步长变量 $\Delta \eta(n) = \eta(n) - \eta(n-1)$ 对步长 $\eta(n+1)$ 影响的大小。 ε 为引入的罚函数模型,

$$\varepsilon = f \operatorname{sgn}(\partial E / \partial W(n) \cdot \partial E / \partial W(n+1)) =$$

$$\begin{cases} 1 & \frac{\partial E}{\partial W(n)} \cdot \frac{\partial E}{\partial W(n+1)} > 0 \\ 1/\delta & \frac{\partial E}{\partial W(n)} \cdot \frac{\partial E}{\partial W(n+1)} = 0 \\ -1 & \frac{\partial E}{\partial W(n)} \cdot \frac{\partial E}{\partial W(n+1)} < 0 \end{cases}$$

式中 δ 为一正数。

神经节点的激励函数取 Sigmoid 函数,其误差梯度 $\partial E / \partial W$ 有着非常简单的形式

$$f(\operatorname{net}_{pj}) = \frac{1}{1 + \exp(-\operatorname{net}_{pj})}$$

在 Sigmoid 激励函数下,对输出层节点

$$\delta_{pj} = (\bar{y}_j^{(p)} - O_{pj}) O_{pj} (1 - O_{pj})$$

$$\frac{\partial E_p}{\partial W_{ji}} = -(\bar{y}_j^{(p)} - O_{pj}) O_{pj} (1 - O_{pj}) \cdot O_{pi}$$

对隐层节点

$$\frac{\partial E_p}{\partial W_{ji}} = O_{pj} (1 - O_{pj}) \sum_k \delta_{pk} W_{kj}$$

$$\frac{\partial E_p}{\partial W_{ji}} = -O_{pj} (1 - O_{pj}) \sum_k \delta_{pk} W_{kj} \cdot O_{pi}$$

如果网络参数、初始步长、自适应系数、奖励因子等选择得当,这种算法的训练速度提高很大(图 3)。

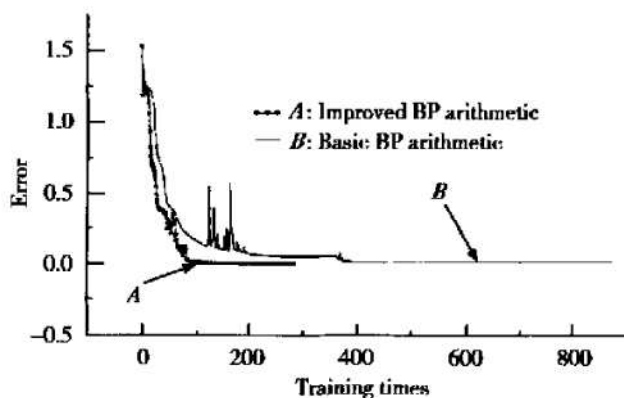


Fig. 3 Training rate comparison between basic BP arithmetic and improved BP arithmetic

利用神经网络实时的故障检测过程,可分为两个阶段。第一阶段,用输入样本对神经网络进行事前离线训练,形成网络检测结构参数和实际网络的训练精度,并最终形成用于故障检测的参考向量模式。第二阶段,为实时故障检测过程。首先根据发动机的实测数据,经过数据处理,形成网络模型的实际输入向量,同时调入网络参数实时重构或恢复网络模型,计算在当前输入下的网络实际输出,并最终形成待检向量模式。利用参考向量模式和待检向量模式,可以构造判别距离函数,基于判断准则,通过实时故障检测判断逻辑,给出故障检测的结论。

为了提高模型的可靠度与故障检测率,采用了两个判别准则,即门限准则和连续准则。所谓门限准则是指当判别函数 $D(x_1, x_2)$ 大于某个门限 D_0 时,才认为状态产生一次异常,即

$$\text{系统状态} = \begin{cases} \text{正常} & D(x_1, x_2) < D_0 \\ \text{异常} & D(x_1, x_2) \geq D_0 \end{cases}$$

而连续准则是只有当系统异常状态连续几次发

生时,才认为系统发生故障。设系统异常状态发生的累计次数为 $n_s(k)$, 连续准则用 n_0 表示, 开始时 $n_s(0) = 0$, 则

$$n_s(k) = \begin{cases} n_s(k-1) + 1, & k \geq 1, D(x_1, x_2) \geq D_0 \\ 0, & k \geq 1, D(x_1, x_2) < D_0 \text{ 且 } n_s(k-1) \neq 0 \end{cases}$$

$$\text{系统状态} = \begin{cases} \text{正常, } n_s(k) < n_0 \\ \text{异常, } n_s(k) \geq n_0 \end{cases}$$

网络的动态模型,如图 4 所示。

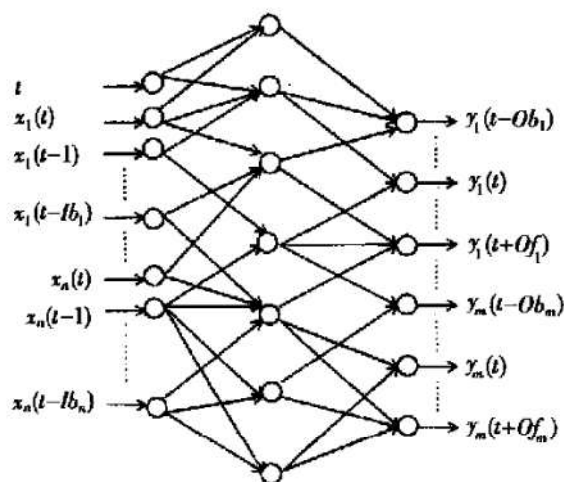


Fig. 4 NN dynamic mode

利用事前训练时得到的网络误差 σ_R 和实际应用时得到的网络误差 σ_T , 构造判别函数 $D(x_1, x_2)$

$$D(x_1, x_2) = D(\sigma_R, \sigma_T)$$

采用 Kullback-Leibler 信息距离函数, 经简化得

$$D_{KL}^2(\sigma_R, \sigma_T) = \ln\left(\frac{\sigma_R^2}{\sigma_T^2}\right) + \frac{\sigma_T^2}{\sigma_R^2} - 1$$

图 5 给出了采用该方法, 对发动机启动过程发生故障时的仿真检测结果。

时序分析在稳态故障检测与诊断中得到广泛重视, 如美国 SSME 研制的健康监控系统 HMS 中, 在主机阶段的状态检测与诊断就使用时序分析算法中的 ARMA 模型, 采用 SSME 的 16 种故障实测数据和两组正常试验数据进行验证, 其故障检出率达 100%。

运用时序分析的方法进行故障检测的关键在于参考时序的形成和参考模型的建立。传统做法是运用已有的试验结果作为参考时序并建立参考模型, 故障检测时用实测数据作为待检时序, 建立待检模型, 将待检模型同参考模型进行比较以判断故障的有无。显然这样形成的故障检测算法, 其实时性、可靠性与有效性都受到应用环境的极大限制, 而不能根据使用条件进行灵活的调整。根据上述分析, 我们在大数定

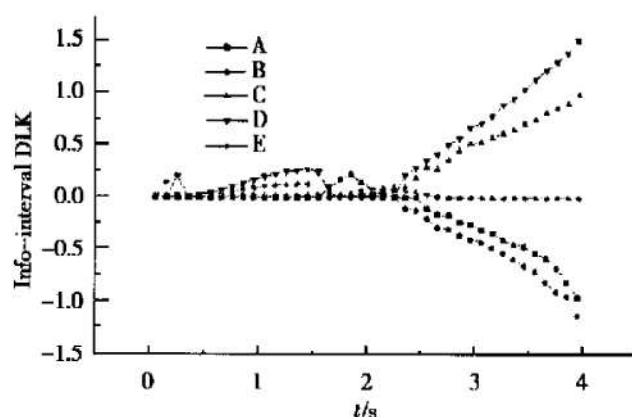


Fig. 5 Fault simulation result in starting process

A. Main combustion chamber; B. Oxygen turbopump system;
C. Hydrogen turbopump system; D. Engine system;
E. Normal DLK

律及其推论的基础上, 提出了一种基于 AR 模型的推进系统故障检测快速自适应算法, 简称 RFA 算法^[9, 10]。

建立准确可靠的参考模型是利用 AR 模型进行实时故障检测的关键, 一旦参考模型和待检模型建立起来, 就可用模型的特性构造判别函数。现在假设: $\{x_t\} (t = 1, 2, \dots, N)$ 为一平稳时序, $\{a_t\} (t = n, n+1, \dots, N)$ 为其自噪声残差, 并设 $Ea_t = \sigma^2$ 。令 B 为后向算子,

$$\text{即} \quad x_{k-1} = Bx_k$$

$$\text{从而} \quad x_{k-s} = B^s x_k$$

式中 s 为后向推移步数。对 $\{x_t\} (t = 1, 2, \dots, N) (t \geq s)$, 进行 s 步向后推移, 可形成有限长度 L 的分段时序

$\{x_t^i\} (i = 1, 2, \dots, N-L+1-S)$, 令 $\{a_t^i\} (t = n, n+1, \dots, L)$ 为 i 段时序的残差, 且 $Ea_t^i = \sigma_t^2$, 再令 $m = N-L+1-S$, 根据大数定律的推论, 可得

$$\lim_{m \rightarrow \infty} \frac{1}{m} \sum_{n=1}^m \sigma_t^2 p = \sigma^2$$

上式说明对一个平稳、正态的随机时列进行分段后, 每一段的特性仍然具有统计稳定性。因此, 可以根据数列前后各段的稳定性进行故障检测。在故障检测时, 利用当前时序段作为待检时序 $\{x_{T, t-L+1}, x_{T, t-L+2}, \dots, x_{T, t}\}$ 建立待检 AR 模型, 而利用此前某一时序段 $\{x_{R, 1}, x_{R, 2}, \dots, x_{R, L}\}$ 作为参考时序建立参考 AR 模型, 对时序 $\{x_t\}$ 进行平稳性检验。

利用模型残差方差构造 Kullback-Leibler 信息距离函数, 因为参考模型残差方差 σ_R^2 , 待检模型残差方

差 σ_T^2 , 以及待检时序通过参考模型时所得的残差方差 σ_{RT} , 数值都很小, 为防止计算机计算发生溢出错误, 在实际中将理论公式进行稍微改进, 形式如下

$$D_{KL}(p_1, p_2) = \frac{1}{2} \left(\ln \frac{\sigma_R^2 + b}{\sigma_T^2 + b} + \frac{\sigma_T^2 + b}{\sigma_R^2 + b} - 1 \right)$$

式中 b 为常数, $b > 0$ 。同理, 在进行故障检测时也采用门限准则或连续准则两种准则。

RFA 算法的自适应调整与滤波基于推进系统状态异常次数 $n(k)$ 。其基本思想为, 如果 $n_s(k) \geq 0$, 则参考时序和参考 AR 模型不变, 否则用下一段时序更新并重新建立参考 AR 模型, 使其与待检模型在统计特性上尽可能接近, 如果 $0 < n_s(k-1) < n_0$, 而 $n_s(k) = 0$, 则认为当前由于受某种干扰(例如测量噪声)造成待检时序 $\{x_T, t\}$ 不稳定, 为了不影响参考时序的精度需要对当前 $\{x_T, t\}$ 进行滤波和异点剔除, 即

$$x_T(t) = x_T(t)$$

$$x_T(t-i) = \frac{1}{2} \{x_T(t) + x_T[k - n_s(t-1) - 1]\}$$

$$i = 1, 2, 3, \dots, n_s(k-1)$$

图 6 给出了其检测的实例。

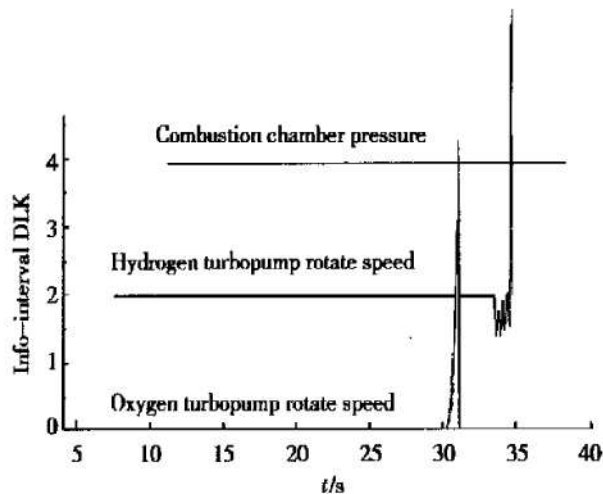


Fig. 6 Fault state in state of hydrogen turbo pump induced rotor fracture

5 传感器技术研究

在研究故障检测与诊断方法和算法时, 首先考虑要选择什么样的检测参数, 才能最有效地取得发动机工作状态的信息。有了这些信息才能判断发动机工作是正常的, 还是异常的或者发生了故障。这些信息是由传感器提供的。因此传感器技术是发动机故障检测与诊断基础研究中极为重要的问题。

当前国内外用于故障检测与诊断的传感器, 除一

般的温度、压力、流量测量之外, 主要有以下几种:

(1) 信号分析型的测振传感器, 其中包括有位移测振传感器、速度测振传感器与加速度测振传感器等。它们都是利用振动信号进行分析来判断有无故障。在轴承故障的检测中多用这种传感器(常用的有 Spectral 动力公司的产品和 Endeveo 仪表分公司的小型压电加速计等)。还有冲击脉冲计, 也常用于轴承损伤的检测, 它是利用两个不平表面相互撞击时, 产生的冲击波的强弱, 来判断故障的程度(当前国内有瑞典生产的 SPM-43A 型和上海长江科学仪器厂生产的 CMJ-1 型等)。

(2) 羽流光谱检测器, 通过检测发动机排气羽流中不同金属元素原子发射的光谱, 得到各种金属元素的存在情况, 快速判定轴承损伤和喷注器烧蚀等。美国从 1986 年开始为 SSME 地面试车研制了基于羽流光谱的发动机故障诊断系统^[12], 到 1992 年又在 A-1 试车站安装了有 16 个通道的光学羽流故障检测器。我国国防科技大学已开展了这方面的研究工作^[13]。

(3) 高温辐射传感器, 它的工作原理是利用测定窄小的给定波段内辐射能量与辐射表面温度的关系, 进行温度检测。当前已用于涡轮叶片的温度检测。

(4) 声发射传感器, 它是利用超声波传播过程中的声学特性(如声速、声阻抗、声衰减等)的变化与某些待测参数(如密度、浓度、粘度、温度、厚度、硬度、强度、缺陷等)之间的直接或间接关系进行检测。美国早在 20 世纪 60 年代在北极星导弹的研制中, 就用它来检测导弹结构的完整性。在 20 世纪 80 年代美国用这种传感器检测“哥伦比亚”号航天飞机气动表面陶瓷涂层的完善性。当前国际市场上可以见到瑞典 SKF 联合公司生产的 MEPA-21A 检测轴承疲劳破坏和损伤的这类传感器。

(5) 泄漏传感器, 目前美国已在研制聚偏二氟乙稀传感器^[14]和固态泄漏传感器^[15]。前者是利用具有压电特性与热电特性的聚偏二氟乙稀薄膜, 在燃气泄漏烧穿位置上产生的压电信号进行检测。后者是利用气敏半导体在氢、一氧化碳、甲烷与丙烷燃气环境中导电性的增加, 进行泄漏检测。

(6) 光纤传感器, 它是利用光在光纤中传播特性的变化来进行检测的。光纤中的光波参量随被测参量的变化而改变, 从而能求得被测信号的变化。它能测得的物理量很多, 如压力、温度、流量、位移、速度、加速度等。在液体火箭发动机故障检测与诊断中, 已对光纤高温计^[14](检测涡轮叶片温度场)、光纤挠度

计(检测轴承外环因转子转动而产生的挠度)和光纤激光振动传感器(检测轴承故障)进行了应用研究。光纤传感器是一种非常有前途的技术,它不仅灵敏度高、电缘性好和不受电磁干扰,而且体积小、重量轻,适于在飞行状态下进行发动机故障检测与诊断。

上面介绍的这些传感器,有的适用于部件地面试验,有的适用于地面半系统试车和发动机全系统试车。各种地面试验对传感器的要求是有差别的,发动机半系统与全系统试车比部件试验要求更高些。同样,飞行状态下比发动机地面试车要求更高,不仅要求灵敏度高、稳定性好、可靠性强、不易漏测和误测,同时要求体积小、重量轻、安装方便,还要求其整个测量系统和信号与数据处理系统,简单可靠、实时性好。

因为要求高,传感器的研制有一定难度,需要较长的周期,因此,我们应该有计划地安排这方面的研究工作,否则将影响我们载人航天事业的快速发展。

6 结 论

(1) 故障模式研究与建立标准数据库都是进行液体火箭发动机故障检测与诊断技术研究的基础性工作。要认真研究国内各种型号的试车故障数据以及国外液体火箭发动机的故障,认真研究专家经验;深入开展故障仿真的研究,不断积累,不断精选。

(2) 要结合实际深入开展故障检测、诊断方法与算法研究,立足于使用。分别结合液体火箭发动机的不同试验,如地面的部件试验、部件间联合试验与整机热试车,进行不同的故障检测与诊断方法和算法研究。应立档管理,不能研究一个扔掉一个。对有特色的算法,应该深入研究,有所改进与创新。

(3) 建议用《实用的故障检测与诊断系统》的开发来带动各项基础性的研究工作,尤其要促进传感器技术的长足进步,使其研究方向明确。我们曾设计了一个《液体火箭发动机地面在线实时故障检测与诊断系统》^[5]。设想以 YF-75 发动机为实验平台,在实验平台上做试验,促使理论研究与实验研究更好地结合。

做到“在线实时”是很困难的,但是我国已经跨入载人航天时代,这个问题是无法回避的。

参考文献:

- [1] Hawman M W. Health monitoring system for the SSME— program overview[R]. *AIAA* 90-1987.
- [2] Nemeth E, Nomar A M Jr. Development of a health monitoring algorithm[R]. *AIAA* 90-1991.
- [3] Taniguchi M H. Failure control techniques for the SSME phase I, II and III[R]. *Final Reports NASA-MSFC NASA-36305*.
- [4] Michael W Hawarah. Framework for a space shuttle main engine health monitoring system[R]. *NASA VTRC, NASA-CR-185224*, 1990.
- [5] Charles A M. Reusable rocket engine maintenance study[R]. *NASA-CR-165569*, 1982.
- [6] 朱志斌. 液体火箭发动机故障模式分析与数据库[D]. 北京: 北京航空航天大学, 1999.
- [7] 朱志斌, 张振鹏, 王 珏. 液体火箭发动机故障数据库[J]. *推进技术*, 1998, 19(6).
- [8] 杨尔辅, 张振鹏. 状态监控与故障诊断源程汇编[C]. 北京: 北京航空航天大学, 1997.
- [9] 杨尔辅, 张振鹏. 推力室和涡轮泵故障监测与诊断技术研究报告[R]. 北京: 北京航空航天大学, 1997.
- [10] Yang Erfu, Zhang Zhenpeng, Cui Dingjun, et al. A real-time fast adaptive algorithm for propulsion system failure detection based on AR model[R]. *The 47th IAF Congress, October, Beijing, China* 1997.
- [11] 杨尔辅, 张振鹏, 刘国球, 等. 应用 BP-ART 混合神经网络的推进系统状态监控实时系统[J]. *推进技术*, 1999, 20(6).
- [12] Powers W T, Cooper A E. OPAD1991—A status report[R]. *N93-31559*.
- [13] 赵永学, 张育林, 李麦亮, 等. 三组元双工况火箭发动机羽流发射光谱实验研究[J]. *推进技术*, 2001, 22(3).
- [14] Hawman M W. Framework for a space shuttle main engine health monitoring system[R]. *N90-218909*.
- [15] Madzsar G C. Leak detection techniques for hydrogen oxygen rocket engines[R]. *JANNAF Propulsion Meeting, Cleveland, May* 1989.
- [16] John J C. Results of pyrometer tests in a simulated rocket engine turbopump environment[R]. *AIAA* 90-2231.
- [17] 杨尔辅, 张振鹏. YF-75 发动机状态监控与故障诊断工程应用系统的研究[J]. *推进技术*, 1997, 18(1).

(编辑: 梅 瑛)