

# 变推力液体火箭发动机 的故障识别\*

黄敏超 张育林 陈启智

(国防科技大学航天技术系, 长沙, 410073)

**摘要:** 讨论了专家系统在液体火箭发动机故障诊断中的应用, 研制出一个基于阈值判断的故障识别专家系统, 应用该系统成功地识别出变推力液体火箭发动机故障模式。

**主题词:** 液体推进火箭发动机, 可控推力火箭发动机, 故障诊断, 专家系统, 失效模式

**分类号:** V434, V430

## FAULT DIAGNOSIS OF A VARIABLE THRUST LIQUID ROCKET ENGINE

Huang Minchao Zhang Yulin Chen Qizhi

(Dept. of Aerospace Technology, National Univ. of Defense Technology, Changsha, 410073)

**Abstract:** The expert system used for the liquid rocket engine (LRE) fault diagnosis is described. Basis on bias determination, an approach using the expert system method to discerning variable thrust rocket fault modes is presented. The fault simulation shows that the expert system can be successfully employed in the LRE fault discernment.

**Subject terms:** Liquid propellant rocket engine, Controllable thrust rocket engine, Fault diagnosis, Expert system, Fault model

### 1 引言

由贮箱、自动器、推力室和管路等构成的变推力液体火箭发动机是一个强非线性系统, 为保证在频繁的启动、关机和推力的大范围调节中的可靠工作, 有必要对其工作状况进行监控<sup>[1]</sup>。故障诊断综合了自动控制理论、传感器技术、人工智能和计算机技术等领域的先进技术<sup>[2,3]</sup>, 用于对发动机工作过程进行实时在线检测, 可及时准确捕捉异常工作状态并且作出故障诊断<sup>[4]</sup>。

\* 本文1994年1月2日收到, 本项目为国家自然科学基金资助项目

虽然目前美国航天飞机主发动机的监测系统还是采用简单的“参数红线”方法，但是在地面试验中已经开始采用更为先进的具有一定智能的监测系统，比如洛克达因公司研制的异常和故障检测系统<sup>[5]</sup>、联合技术中心试验的健康监测系统（HMS：Health monitoring system）。并且后者已经考虑采用专家系统方法。专家系统能在一个很窄的领域内解决液体火箭发动机故障诊断的问题，其结果可与专家媲美。本文基于正常的推力调节和故障以及不同的故障所对应的参数模式<sup>[6]</sup>的不同，研究了专家系统在变推力液体火箭发动机故障识别中的应用。

## 2 发动机故障诊断系统

人类专家通过分析发动机异常行为与发动机故障的映射关系，不断丰富对液体火箭发动机异常行为的认识，以便在应用经验知识的基础上准确判断出发动机的工作状态，从而实现对发动机试车或上天飞行进行监控。模仿人类专家心理认知过程，液体火箭发动机的诊断过程分为四个主要步骤：第一步检测出发动机状态的特征信号，第二步要从所检测到的特征信号中提取征兆，第三步就是要根据这些征兆和其它诊断信息来识别发动机的状态，第四步利用发动机状态和识别装置的输出来对液体火箭发动机进行控制或采取修正措施。根据人类专家对液体火箭发动机故障诊断的认识，所设计的故障诊断系统的总体结构如图1所示，实际上这是一种决策分析专家系统：

- 知识获取子系统 为获取领域专家知识的子系统。专家知识的获取经常是枯燥而费时的过程，因此要设计各种各样的学习系统及知识获取辅助程序，试图使部分知识的获取能够自动实现，机器学习在它适应的学习范围内（如归纳、知识修改方面）能够极大地提高人工方式的可靠性。
- 知识库 存储有用于实现推理的规则知识和发动机故障样例。
- 推理机 本系统采用在知识系统中用得最广泛的推理策略——Modus ponens的逻辑规则，即“IF preconditions THEN conclusion”。推理机的实现是基于知识，根据一定的搜索策略，进行启发式推理，它将事实与规则进行前提匹配，将匹配上的规则结论作为新的事实送回知识库，再将更新过的知识库中的所有事实与规则进行前提匹配，直到不产生新事实为止。本系统可采用正向推理、混合推理和置信推理。
- 解释子系统 能对推理机的推理过程与推理结果进行解释，比如解释推理结论来源于那一条规则，该规则的前提又是通过什么方法得到验证，把推理机的推理全过程和主要推理路径展示给用户。
- 数据库 存放有液体火箭发动机历次试车和上天飞行数据与相关信息。
- 存储器 用于长期保存知识库和数据库中的所有信息。
- 用户界面 作为一个开放式的故障诊断系统，为便于知识库的设计与维护，方便用户，设

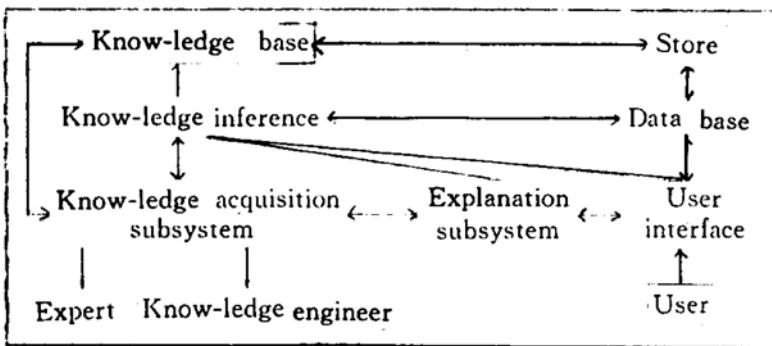


Fig. 1 The fault diagnosis system of liquid rocket engine

计一个友好的人机交互界面，并配热键激活的系统帮助文件。

### 3 变推力发动机故障识别仿真

在变推力液体火箭发动机的地面试车中可获得的测量参数有：燃烧室压力 ( $p_c$ )、文氏管前压力 ( $p_{ov}$ ,  $p_{fv}$ )、推进剂流量 ( $G_o$ ,  $G_f$ ) 和作动器位移 ( $h$ )。这些发动机性能参数通过传感器测量获得，然后不断输入故障诊断系统，从而实现对发动机的实时诊断。作为对专家系统在发动机故障诊断中应用的一个例证，我们用 Turbo C2.0 编制了一个小型故障识别专家系统，该系统通过学习样例来获取知识，推理机采用正向推理。上述性能参数的正常值和异常值由 Hopfield 神经网络模拟发动机获得<sup>[6]</sup>。从图 2 中可以看出，变推力液体火箭发动机在一个大的工况调节范围下工作，并且表现出较强的非线性。要想区分由推力调节带来的测量参数的波动和由故障所导致的参数异常是很困难的。然而，对于由一组测量参数所构成的参数模式  $\bar{p}$  ( $p_c$ ,  $p_{ov}$ ,  $p_{fv}$ ,  $G_o$ ,  $G_f$ ,  $h$ ) 正常的推力调节和故障以及不同的故障所对应的参数模式是不同的。故障识别专家系统是通过发动机性能参数与知识库中的样例匹配，达到故障模式识别的目的，在此我们选用表 1 中序号 0, 1, 2, 3, 4, 7, 9, 11, 13, 14, 16 所对应的模式作为样例存入专家系统的知识库，当燃料流量的阈值取为 0.15，其它参数的阈值都取为 0.05 时，变推力发动机的整个工况范围被分成 6 类正常的模式（见表 1）。同时，几类典型的、比较明显的故障被正确地归入各自的类型，这些故障包括管路阻塞、文氏管路卡死、推力室喉部烧蚀和贮箱压力异常等。只有序号 10 对应的低工况“O”管路阻塞没有被识别出来，这主要是由于我们选择的样例非常有限，不能全面反映发动机的异常行为；另外，参数阈值对故障的归类也有着决定性的影响。

总而言之，专家系统在液体火箭发动机中有着广泛的应用，一方面专家系统可用来全面组织发动机故障诊断系统；另一方面又可以具体应用到各个传感器的故障检测。故障识别仿真表明，专家系统可以成功地应用于变推力发动机的故障识别。另外，本文建立的识别专家系统只是故障诊断专家系统的一部分，而且其知识也是最基本的，有待进一步完善。

### 参 考 文 献

- [1] Feng Xin, Zhang Yulin, Chen Qizhi. Fault Simulation and Diagnosis of a Variable Thrust Liquid Rocket Engine Based on Neural Networks. International Conference on Fault Diagnosis, Toulouse (France), 1993. 4
- [2] Hawman M W. Health Monitoring System for SSME-Program Overview. AIAA-90-1987
- [3] Harry A Ciknek. Space Shuttle Main Engine Monitoring Experience and Advanced Monitoring Systems Development. AD A 203800

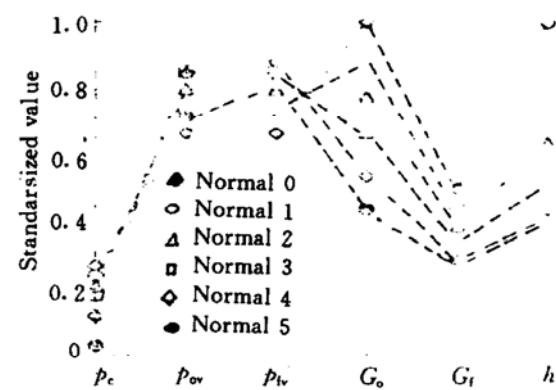


Fig. 2 Normal modes of a variable thrust LRE

- [4] 张育林. 人工神经元网络技术及其在火箭发动机故障检测中的应用. 长沙: 国防科技大学, 1991
- [5] Normal A, Taniguchi M. Development of an Advanced Failure Detection Algorithm for the SSME. AIAA-88-3408
- [6] 冯心. 变推力液体火箭发动机脉宽调制控制与故障检测[学位论文]. 长沙: 国防科技大学, 1992

Table 1 The fault discernment results of a variable thrust LRE

Number	Parameter modes						LRE conditions	Expert system output
	$p_e$	$p_{ov}$	$p_{tv}$	$G_o$	$G_f$	$h$		
0	0.2727	0.6707	0.6681	1.0009	0.4989	0.9958	Normal	Normal 0
1	0.2424	0.7400	0.7375	0.8895	0.4437	0.7915	Normal	Normal 1
2	0.2121	0.8010	0.7988	0.7781	0.3884	0.6365	Normal	Normal 2
3	0.1818	0.8538	0.8521	0.6668	0.3331	0.5106	Normal	Normal 3
4	0.1515	0.8858	0.8963	0.5679	0.2892	0.4183	Normal	Normal 4
5	0.1212	0.8501	0.8824	0.5384	0.2843	0.4116	Normal	Normal 4
6	0.0909	0.8078	0.8493	0.5123	0.2760	0.4114	Normal	Normal 5
7	0.0606	0.7631	0.8304	0.4781	0.2718	0.4081	Normal	Normal 5
8	0.0303	0.7155	0.8145	0.4357	0.2667	0.4019	Normal	Normal 5
9	0.2121	0.6627	0.7685	0.7498	0.4167	0.7011	Oxygenant line jam	OX line jam
10	0.0606	0.7524	0.7701	0.4643	0.2270	0.3848	Oxygenant line jam	No object found
11	0.2121	0.7852	0.6621	0.8083	0.3582	0.6702	Fuel line jam	FU line jam
12	0.2121	0.7891	0.6926	0.8010	0.3656	0.6619	Fuel line jam	FU line jam
13	0.2121	0.8445	0.6945	0.6879	0.4787	0.8650	Oxygenant vt tube jam	OX vt tube jam
14	0.2121	0.7723	0.8507	0.8321	0.3346	0.6978	Fuel vt tube jam	FU vt tube jam
15	0.2121	0.6424	0.6392	1.0550	0.5232	1.0000	Throat erosion	Throat erosion
16	0.2121	0.6511	0.6434	1.1750	0.5570	1.0000	Throat erosion	Throat erosion