

基于人工免疫网络模型的航空发动机传感器故障诊断*

侯胜利¹, 李应红², 李名魁³, 尉询楷²

(1. 徐州空军学院, 江苏 徐州 221006 2. 空军工程大学 工程学院, 陕西 西安 710038

3. 空军驻四三零厂军代表室, 陕西 西安 710015)

摘 要: 提出了一种用于传感器故障诊断的免疫网络, 对其结构和特点进行了分析, 给出了相应的诊断算法。对传感器典型故障进行了故障诊断仿真, 分析了免疫网络能检测出的最小故障偏差水平以及在不同噪声水平下的故障诊断效果。仿真结果表明, 所研究的方法能有效检测到故障传感器, 并具有良好的灵敏性及抗噪声干扰能力。

关键词: 航空发动机; 传感器; 故障诊断; 人工免疫系统⁺; 免疫网络模型⁺

中图分类号: V233.7 文献标识码: A 文章编号: 1001-4055 (2007) 01-0086-06

Sensor fault diagnosis for aircraft engine based on artificial immune networks

HOU Sheng-li¹, LI Ying-hong², LIM ing-kui³, WEI Xun-kai²

(1. Xuzhou Air Force College, Xuzhou 221006, China 2. Engineering Inst., Air Force Engineering Univ., Xi'an 710038, China 3. Military Representative Office of Air Force in No. 430 Factory, Xi'an 710015, China)

Abstract Based on artificial immune network the sensor failures are detected in aircraft engine. An immune network for sensor fault diagnosis is presented. The structure and the features of the immune network for sensor fault detection are presented, and the algorithms of sensor failure detection are given. Sensor failure diagnosis for some typical sensor failures is simulated. The limits of sensor bias which can be detected and the effect of fault detecting under various noise levels are examined. Simulation results show that this method can effectively detect the sensor failures. Moreover this method is sensitive to fault and robust for noise interference.

Key words Aircraft engine; Sensors; Fault diagnosis; Artificial immune system⁺; Immune network model⁺

1 引 言

应用于航空发动机传感器的故障诊断方法主要有三大类: 物理冗余法、基于模型的方法^[1]、基于神经网络的方法^[2]。传统的物理冗余法虽然实现简单, 但这需要设置多个冗余传感器, 增加了系统的复杂性, 并且传感器数量的增加会破坏发动机结构的完整性。基于模型的方法需要计算模型与实际输出之间的残差序列并选取合适的阈值, 通过残差评估来确定传感器的工作状态, 这会受到模型精度和未知输入噪声的影响。而且在实际的诊断中, 对象的模型很难精确获得, 或者虽然得到了某一时刻的准确模型, 但

随着运行时间的推移, 系统参数发生漂移, 模型的准确性变差, 尤其当系统部件发生故障时, 此时基于模型的故障诊断方法的适用性就会变得很差, 出现较高的误诊率和漏诊率。因此, 近年来基于模型的传感器故障诊断的研究多集中在如何提高诊断方法对模型失配的适应性和增强对未知输入干扰的鲁棒性等方面^[3]。基于神经网络的方法, 网络结构实现困难, 模型结构物理意义不明确, 并且神经网络需要足够多的训练数据用来对故障模式进行学习, 由于已有的发动机实际工作数据有限, 不可能涵盖所有的状态, 需要利用发动机性能模型进行故障仿真, 因此也摆脱不了发动机数学模型的限制。

* 收稿日期: 2006-01-09 修订日期: 2006-05-12

作者简介: 侯胜利 (1977—), 男, 博士生, 研究领域为航空发动机智能故障诊断。

近年来提出了若干采用计算途径实现的学习系统,包括人工神经网络 (ANN)、遗传算法 (GA) 等,人工免疫网络 (Artificial Immune Network, AN) 是从生物免疫系统的抗体抗原识别机理中受到启发而发展的一种计算模型,它是一种并行的分布式信息处理系统,具有解决复杂问题的潜力^[4]。目前人工免疫系统已成为人工智能领域的又一个研究热点,基于免疫机理的故障诊断研究也已经开始^[5]。因此,本文尝试使用一种基于免疫机理的计算模型来进行航空发动机传感器的故障诊断。

2 人工免疫网络的诊断原理及算法

基于生物免疫网络机理,人们研究了多种人工免疫网络模型,用于故障诊断和模式识别。Jeme 首先提出了独特型免疫网络模型的概念,在这一模型中,淋巴细胞通过识别而相互刺激或抑制,因而形成一个相互作用的动态网络,免疫系统对抗原的识别不是局部行为,而是在系统水平上进行的,是整个网络的行为。

在本文采用的免疫网络模型中,免疫网络由识别单元组成,识别单元相当于免疫淋巴细胞。某种类型的识别单元被抗原激活而产生对应于此识别单元的抗体,然后这个产生的抗体激活其它类型的识别单元。这样依靠抗体抗原之间的相互作用,免疫反应将在整个识别单元网络中传播,如图 1 所示。其中,最显著的一个特征是对抗原的识别不是单独依靠一个识别单元实现的,而是依靠抗体抗原之间的相互作用在系统水平上实现的。

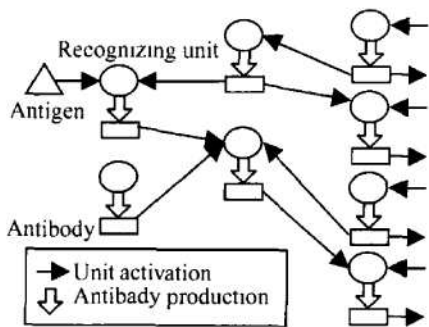


Fig 1 Principle of the immune network model

这种免疫网络模型的结构可以用图形结构 $G(U, E)$ 来表示,其中 $U = (U_i)$, 对应于单元集合; $E = \{E_{ij}\}$, 对应于识别关系集合,如果单元 i 与单元 j 存在识别关系,则 $E_{ij} \in E$ 。识别关系所对应的二元检测结果 T_{ij} 见表 1。

Table 1 Binary test outcome T_{ij}

$T_{ij} = -1$	When testing unit i is fault-free and tested unit j is faulty
$T_{ij} = 1$	When both units are fault-free
$T_{ij} = -1$ or 1	When testing unit i is faulty(result unpredictable)

在上述网络结构的基础上,按以下方法建立免疫网络模型。首先为每一个网络单元 i 附加一个可靠度 R_i 。每一个单元 U_i 可以从其它单元对自己的判断 T_{ji} 中获取自己的状态信息,同时自己的状态也影响自己对其它单元的判断 T_{ij} 。通过其它单元对自己单元 U_i 的判断,并以相应的单元可靠度对这些判断做加权处理,计算出单元 U_i 自身的可靠度 R_i 。免疫系统与免疫网络模型的对应关系见表 2。

Table 2 Correspondence from immune system to the immune network model

	Immune system	Immune network model
Unit level	Activation level of recognizing set i	Reliability R_i
Interaction between units	Recognizing set i is activated by recognizing set j	$T_{ji} = 1$
	Recognizing set i is inhibited by recognizing set j	$T_{ji} = -1$

每一个单元的可靠度 R_i 是通过综合相关单元的加权判断得到的,根据独特性人工免疫网络模型的动力学特性,计算过程如下:

For $i = 1 \dots n$

if $\sum_j T_{ij} R_j + \sum_j T_{ji} R_j - 1/2 \sum_{T_{ij} \neq 0} (T_{ij} + 1) > 0 R_i = 1$

if $\sum_j T_{ij} R_j + \sum_j T_{ji} R_j - 1/2 \sum_{T_{ij} \neq 0} (T_{ij} + 1) < 0 R_i = 0$

if $\sum_j T_{ij} R_j + \sum_j T_{ji} R_j - 1/2 \sum_{T_{ij} \neq 0} (T_{ij} + 1) = 0$ 无法判断

如果计算结果 $R_i = 1$, 表示该单元无故障;而 $R_i = 0$ 表示该单元有故障。为了直观地观察可靠度的变化情况,采用文献 [6] 的方法对上述算法进行改进,使 R_i 值连续。

For $i = 1 \dots n$

$$\left\{ \begin{aligned} \text{dri}(t)/\text{d}t &= \sum_j (T_{ij} + T_{ji}) R_j - 1/2 \sum_{T_{ij} \neq 0} (T_{ij} + 1) - ri(t) \\ R_i(t) &= 1/(1 + \exp(-ri(t))) \end{aligned} \right.$$

得到的 R_i 值在 0 到 1 之间,接近 0 表示传感器故障的可能性越大;接近 1 表示传感器正常的可能

性越大。 r_i 为中间变量。在实际中,由于各个识别单元对故障的灵敏程度不同,不同识别单元对同一单元的检测结果可能不一致,这时候 R_i 值在 0.5 附近。

3 免疫网络用于发动机传感器故障诊断

随着发动机状态监控水平的提高,需要监控的参数越来越多,传感器的数量也将相应增多,这对于机载监控系统的信息获取、传输、处理能力提出了很高的要求^[7]。由于机载信息分析处理系统本身容量、速度的限制,分析处理这些大量的传感器数据已经占用了大量资源,同时健康监控系统本身的也存在可靠性问题,尤其是传感器的工作环境比较恶劣,发生故障的可能性较大。因此飞机健康监控系统需要占用单独通道进行传感器状态监控,如果采用传统的基于模型的状态估计方法,这会大大地增加系统的负担,影响整个监控系统的性能。

免疫网络本身的特点具有解决这些问题的潜力。在用于传感器故障诊断的免疫网络模型中,网络中的每个节点代表为一个传感器,各对应一个状态,节点间的连接权值表示各节点间的关系,根据节点的状态判断传感器是否故障。这种方法的特点是通过传感器的相互识别来判断故障的传感器,具有本质上的并行性,占用资源少,能够减轻机载信息处理系统负担。

利用免疫网络进行传感器故障诊断,首先需要利用传感器输出之间的关系建立免疫网络。在传感器正常工作情况下,传感器输出值之间存在一些关系,这种关系在一定的发动机工作状态范围内基本保持不变^[8],比如说,低压压气机出口总压和总温是同一流通截面的不同种物理量,存在一定的物理关系,可以用 $A_2 < T_2 - p_2 < B_2$ 表示,这里 T_2 为低压压气机出口总温; p_2 为低压压气机出口总压; A_2 、 B_2 为调整参数,可以使关系更加准确,可以由理论计算和实际测量确定。

下面以某型涡轮喷气发动机的高、底压转子转速传感器以及气路中的压力和温度传感器为研究对象,其中压力传感器的测量点包括: 发动机进口总压 (p_1)、高压压气机出口总压 (p_2)、低压涡轮出口总压 (p_3)。温度传感器的测量点: 发动机进口温度 (T_1)、高压压气机出口温度 (T_2)、低压涡轮出口温度 (T_3)。通过气动热力学关系以及对发动机实际工作状态参数的分析,建立传感器输出之间的关系如下:

$$\left\{ \begin{array}{l} A_n < T_n - p_n < B_n, n = 1, 2, 3 \\ C_n < T_n - T_1 < D_n, n = 2, 3 \\ E_n < p_n - p_1 < F_n, n = 2, 3 \\ G_1 < T_3 - N_L < H_1, G_2 < p_3 - N_L < H_2 \\ G_3 < T_2 - N_H < H_3, G_4 < p_2 - N_H < H_4 \\ G_5 < N_H - N_L < H_5 \end{array} \right.$$

根据上述关系建立人工免疫网络模型,结构见图 2。网络中的每一个节点代表一个传感器,节点之间相互连接的关系可由 8×8 的权值矩阵表示,如表 3 所示。

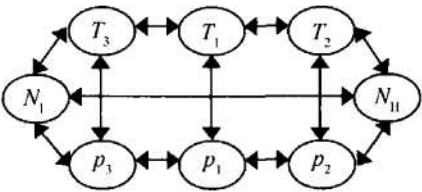


Fig 2 Structure of the sensor network

在表 3 中,权值为 1 表示传感器 i 对传感器 j 的检测结果为真; -1 表示传感器 i 对传感器 j 的检测结果为假; 0 表示无法判断。

当某个传感器出现故障时,可通过免疫网络连接权值的调整来实现传感器网络的自修复。这时只需将所有与故障传感器的连接权值 T_{kj} 和 T_{ik} 置为 0 断开故障传感器与网络的连接, k 为相应故障传感器。

Table 3 Test matrix of immune network nodes

	N_L	N_H	T_1	T_2	T_3	p_1	p_2	p_3
N_L	0	-1/1	0	0	-1/1	0	0	-1/1
N_H	-1/1	0	0	-1/1	0	0	-1/1	0
T_1	0	0	0	-1/1	-1/1	-1/1	0	0
T_2	0	-1/1	-1/1	0	0	0	-1/1	0
T_3	-1/1	0	-1/1	0	0	0	0	-1/1
p_1	0	0	-1/1	0	0	0	-1/1	-1/1
p_2	0	-1/1	0	-1/1	0	-1/1	0	0
p_3	-1/1	0	0	0	-1/1	-1/1	0	0

4 仿真和分析

在发动机中,测量气路压力和温度的传感器承受接近于发动机的环境条件,其典型的故障包括突发故障、漂移故障和性能老化故障,由于性能老化引起的传感器输出变化缓慢,只能通过观察长期变化倾向或

周期性地检查来发现,因此本文仅对传感器的突发故障和漂移故障进行仿真分析。

发动机仿真工作点取为地面标准大气条件下最大工作状态,通过发动机性能仿真实验获取发动机工作状态参数,建立传感器输出值之间的关系。温度的单位为($^{\circ}\text{C}$),压力的单位为(10^4 Pa),转速的单位为(10^2 r/min),得到调整参数如下:

$$\begin{aligned} A_1 &= 17, A_2 = 63, A_3 = 410, B_1 = 21, B_2 = 75, \\ B_3 &= 500, C_2 = 230, C_3 = 805, D_2 = 245, D_3 = 825, E_2 \\ &= 195, E_3 = 120, F_2 = 205, F_3 = 130, G_1 = 675, G_2 = \\ &65, G_3 = 20, G_4 = 115, G_5 = 4, H_1 = 690, H_2 = 85, H_3 \\ &= 30, H_4 = 125, H_5 = 9 \end{aligned}$$

通过传感器的输出值产生一个偏差 ΔY ,同时保持其余传感器的输出不变,来模拟某个传感器的突发和漂移故障。首先定义传感器输出偏差 ΔY 为

$$\Delta Y = [(Y - Y_0) / Y_0] \cdot 100$$

式中 Y 为传感器实际输出值, Y_0 为此工作点上的正常输出值。此偏差反映了传感器故障程度的大小。

下面以传感器 T_3 和 p_3 为例,进行单传感器突发、漂移故障和多传感器故障的仿真。见图 3(a)。这时,通过免疫网络诊断算法得到的传感器可靠度 R 如图 3(b)所示。从图中可以看出,当传感器输出值出现偏差时,免疫网络输出的可靠度能够实时反映出这一变化,因此,在传感器网络节点数目较少的情况下,免疫网络能够对传感器故障进行在线实时诊断。

需要说明的是,当发动机工作状态发生变化时,

传感器的输出值也会发生相应的变化,但只要调整参数选择合适,在一定的发动机工作状态范围内,免疫网络对故障传感器都具有相同的识别能力,这是由于网络是依靠各传感器之间的识别关系来识别故障的,而不是依靠传感器输出值本身。

4.1 灵敏性分析

传感器出现故障时,其实际输出值与正常输出值的偏差称为故障偏差,故障诊断系统所能检测出的此偏差的最小值,称为最小故障偏差,它是传感器故障诊断系统的一个重要灵敏性指标。从上面的仿真结果可以看出,如果故障传感器的输出偏差很大,免疫网络能够很容易地检测出来,因此我们想知道免疫网络所能检测故障偏差的大小是多少。为此,通过从零开始不断增加输出偏差的大小,对免疫网络的故障检测能力进行分析。以传感器 p_1 为例,给出了在不同故障偏差水平下免疫网络输出传感器 p_1 的 R 值,如图 4 所示。根据网络输出的可靠度 R 值来判断故障传感器,认为 R 值小于 0.5 即出现故障,各传感器的实验结果见表 4。

可以按照图 4 的形式给出每一个传感器的可靠度 R_i 随故障偏差的变化曲线,从而确定各传感器可检测的最小故障偏差,如图 5 所示。从图中可以看出,免疫网络可检测的故障偏差门限值在 1% 和 2% 之间,对于输出偏差在 2.5% 以上的所有传感器故障,免疫网络都能够做出正确的诊断。与其它方法^[9]研究得到的故障检测门限值相比(一般在 2% 左

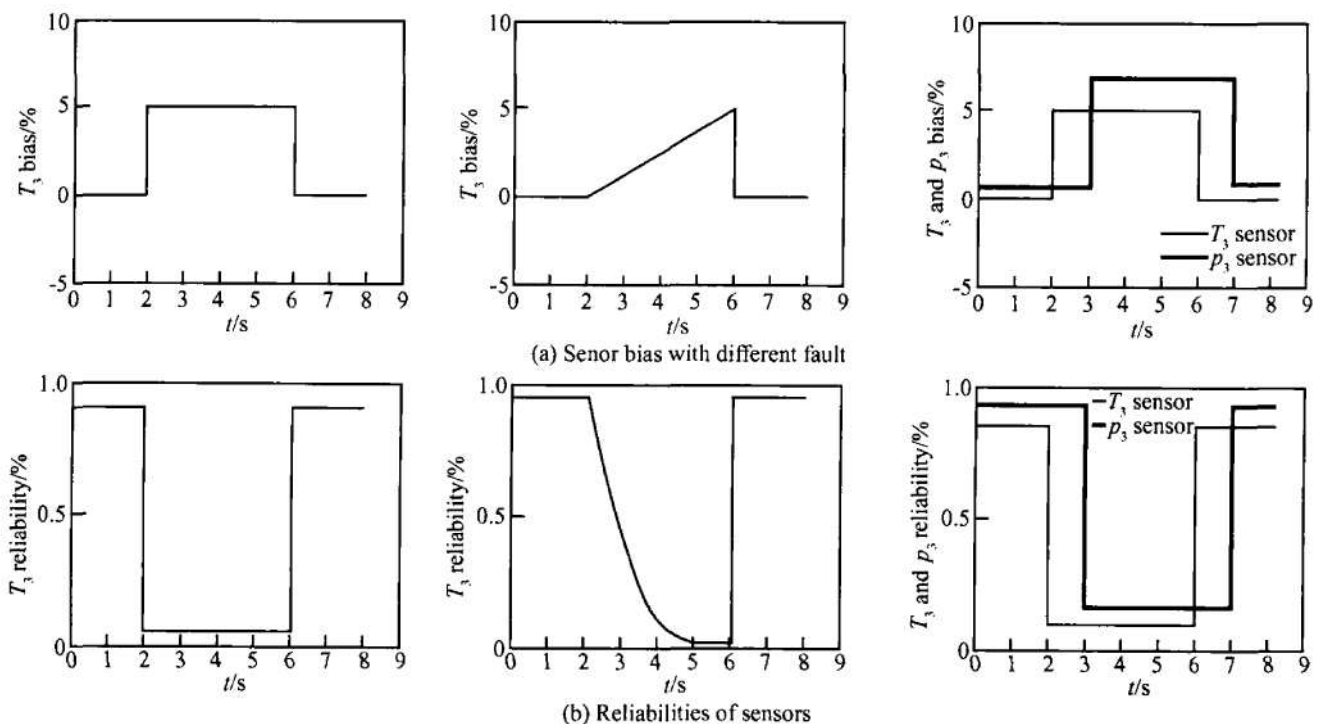


Fig 3 Simulation curve of sensor faults

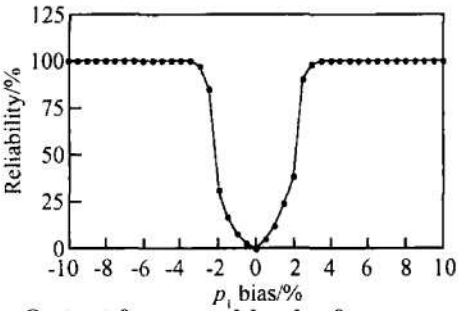


Fig 4 Output for several levels of p_1 sensor fault

Table 4 Performance of sensor fault detection under various bias

ΔY	N_L	N_H	T_1	T_2	T_3	p_1	p_2	p_3
2.5								
2	×				×			
1.5	×			×	×			
1	×			×	×			×
0.5	×	×	×	×	×	×	×	×
0	×	×	×	×	×	×	×	×
-0.5	×	×	×	×	×	×	×	×
-1		×		×	×		×	
-1.5				×	×			
-2					×			
-2.5								

□ Not detected □ Detected

右), 我们得到的门限值水平是相当的, 因此, 从故障识别能力上来看, 免疫网络是一种用于传感器故障诊断的有效方法。

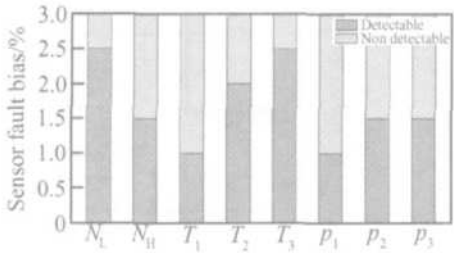


Fig 5 Minimum detectable levels of sensor faults

4.2 抗噪能力分析

传感器故障诊断系统的另一个重要性能指标是抗干扰能力。由于传感器的输出往往含有噪声干扰, 所以设计的故障诊断系统对于噪声的容忍能力非常重要。因此, 我们在传感器的输出中加入均值为 0 方差为 1 的随机白噪声, 噪声的信噪比取一系列值, 诊断结果如表 5 所示。从表中可以看出, 噪声对诊断效果的影响不大, 而且发动机在实际使用时, 噪声的

信噪比一般认为在 1:0.02 的水平, 因此该方法对噪声具有较强的容忍性。

Table 5 Performance of sensor fault detection under various noise levels

Sensor		D ifferent noise levels (SNR) (1:)							
	ΔY	0.02	0.04	0.06	0.08	0.10	0.12	0.14	0.16
5% fault bias	N_L				×	×	×	×	×
	N_H								
	T_1								
	T_2					×	×	×	×
	T_3			×	×	×	×	×	×
	p_1								
	p_2								
	p_3							×	×
6% fault bias	N_L					×	×	×	×
	N_H								
	T_1								
	T_2								×
	T_3						×	×	×
	p_1								
	p_2								
	p_3								×

5 结 论

(1)通过传感器的相互识别来识别传感器的工作状态, 因此具有本质上的并行处理能力。同时通过免疫网络的自组织, 可以在一定程度上实现传感器网络的自修复。

(2)故障传感器的识别是通过各个网络节点的相互识别在系统水平上进行, 不依靠发动机的数学模型, 同时克服了神经网络需要大量训练样本的不足。

(3)如果确定合适的网络结构参数, 免疫网络对传感器故障具有较高的灵敏性, 同时对噪声干扰 also 具有很强的适应能力。

由于免疫网络本身所具有的优点使其很适合于航空发动机传感器的故障诊断, 因此, 基于免疫网络的故障诊断方法具有广阔的发展前景。但目前发动机传感器故障诊断还有很多问题, 比如在发动机部件与传感器同时出现故障的情况下, 如何利用免疫网络机理以获得可靠的诊断结果, 还需要进一步研究。

参考文献:

- [1] 许秀玲, 郭迎清, 王镛根, 等. 某型涡扇发动机控制系统传感器故障诊断研究 [J]. 航空动力学报, 2004, 19 (1).
- [2] Huang Xianghua. Sensor fault diagnosis and reconstruction of engine control system based on autoassociative neural network [J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2004, 17 (1).
- [3] Kobayashi T, Simon D L. Evaluation of an enhanced bank of kalman filters for in-flight aircraft engine sensor fault diagnostics [R]. *ASME*, 2004-GT-53640.
- [4] DeCastro L N. Comparing immune and neural networks [C]. *Proceedings of the VII Brazilian Symposium on Neural Networks (SBRN '02)*, 2002.
- [5] 肖人彬, 王磊. 人工免疫系统: 原理、模型、分析及展望 [J]. 计算机学报, 2002, 25 (12).

- [6] Martins J F, Costa Branco P J, Pires A J et al. Fault detection using immune-based systems and formal language algorithms [C]. *Proceedings of the 39th IEEE Conference on Decision and Control Sydney*, 2000, 2633~2638.
- [7] Jaw L C. Recent advancements in aircraft engine health management (EHM) technologies and recommendations for the next step [R]. *ASME*, 2005-GT-68625.
- [8] Doeld L. Interpretation of weighted-least-squares gas path analysis results [J]. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, 2003, 125: 624~633.
- [9] Volponi A J, De Pold H, Ganguli Ranjan, et al. The use of kalman filter and neural network methodologies in gas turbine performance diagnostics: a comparative study [R]. *ASME*, 2000-GT-547.

(编辑: 朱立影)

(上接第 67 页)

4 结 论

(1) 侧板前/后掠对进气道流量系数的影响需要结合适当的唇口位置才能表现出来。在溢流窗面积很小或面积为零时, 前/后掠进气道的流量捕获系数差异较小。

(2) 相同溢流窗条件下, 侧板前掠进气道出口截面的流量系数、总压恢复系数和压升高于后掠式侧压进气道的值, 出口马赫数则略低于后者; 前掠进气道出口截面均匀性稍好于后掠进气道。

(3) 侧板后掠进气道的侧板前缘斜激波入射到对称面时, 保持了和侧板相似的后掠特性; 侧板前掠进气道的前缘激波入射到对称面时则失去了前掠特性, 几乎与来流方向垂直。

(4) 来流马赫数越小, 前/后掠侧压式进气道的性能差异越明显。

参考文献:

- [1] Curran E T, Murthy S N B. Scram jet propulsion [R]. *American Institute of Aeronautics and Astronautics Inc.*, 2001.

- [2] 张堃元, 萧旭东, 徐辉. 非均匀流等溢流角设计高超侧压进气道 [J]. 推进技术, 1998, 19 (1). (ZHANG Kun-yuan, XIAO Xu-dong, XU Hui. Hypersonic sidewall compression inlet with constant spillage angle design at non-uniform incoming flow [J]. *Journal of Propulsion Technology*, 1998, 19 (1).)
- [3] Fangrong Ye, ZiaulHuque, Nelson Butuk. Effect of sidewall leading edge sweep direction on performance of a hypersonic 3-D inlet [R]. *AIAA* 2000-3600.
- [4] 徐惊雷, 张堃元. 唇口对侧压式高超声速进气道及等直隔离段影响的数值分析 [J]. 航空动力学报, 2004, 19 (6).
- [5] 贾地, 范晓樯, 李桦. 侧板前缘后掠对侧压进气道性能影响的研究 [C]. 全国高超声速气动力 (热) 交流会学术论文集 (第十三届), 2005.
- [6] 范晓樯, 李桦, 丁猛. 等截面矩形隔离段内流场的三维数值模拟 [J]. 推进技术, 2002, 23 (2). (FAN Xia-qiang, LI Hua, DING Meng. 3-D numerical simulation on inner flow field in rectangular cross section isolator [J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2002, 23 (2).)

(编辑: 朱立影)