

基于改进归纳式监控算法的液体火箭 发动机实时故障检测

高克寒¹, 张素明², 王晓林², 安雪岩²

(1. 北京控制与电子技术研究所, 北京 100038;

2. 北京宇航系统工程研究所, 北京 100076)

摘 要: 对归纳式监控算法(IMS)应用于故障检测时虚警率高的问题,提出一种改进 IMS.改进后的算法对测试时可能出现的野点进行了处理,降低了待测数据中野点对测试结果的干扰.以某型液体火箭发动机仿真试车数据为例,进行了使用 IMS 的实时故障检测实验.结果表明,原始 IMS 在进行故障检测时会出现多次虚警,改进后的 IMS 在实时准确的同时,虚警率大大降低,由 37.5%降低至 0,达到液体火箭发动机故障检测程序的要求.

关 键 词: 故障检测; 液体火箭发动机; 归纳式监控算法; 野点处理; 虚警率

中图分类号: V434; TP277

文献标志码: A

Fault detection for liquid-propellant rocket engine based on improved inductive monitoring system

GAO Ke-han¹, ZHANG Su-ming², WANG Xiao-lin², AN Xue-yan²

(1. Beijing Institute of Control and Electronics Technology,

Beijing 100038, China;

2. Beijing Institute of Astronautical Systems Engineering,

Beijing 100076, China)

Abstract: The problem of high false alarm rate when inductive monitoring system (IMS) was applied to monitor the system during trials or flights was analyzed, and an improved IMS method was proposed. The improved algorithm processed outliers that may occur during the test, reducing interference evoked by outliers of test data. The experiment was conducted by taking the trial data of a certain type of liquid-propellant rocket engine as an example. Simulation was performed and the result verified that the original IMS had a high false alarm rate, yet the improved IMS can decrease false alarm rate from 37.5% to 0 while ensuring timeliness, reliability and accuracy of fault detection.

Key words: fault detection; liquid-propellant rocket engine;
inductive monitoring system; outliers processing; false alarm rate

随着飞行技术的发展,飞行的安全性与可靠性,以及飞行器后勤保障体系的高效和经济性等正在成为发展航空航天技术无法回避的问题^[1-2].

因此在飞行器发射之前,其各个系统均需要在地面进行试车试验以确保性能.液体火箭发动机作为飞行器推进系统的重要部件,相关健康监控技

收稿日期:2015-01-28

作者简介:高克寒(1989—),女,河北石家庄人,助理工程师,硕士,主要从事高超声速飞行器控制技术 & 发动机故障诊断技术研究.

术的研究对于提高整个系统的可靠性与安全性,有着至关重要的作用,对液体火箭发动机故障检测理论与方法的研究已成为国内外研究的热点问题^[3].

近年来,各国对于液体火箭发动机故障检测方法的研究取得了重要的进展.液体火箭发动机的故障模式可以按照不同标准划分为结构型故障(裂纹、磨损、腐蚀等)和参数型故障(共振、过热、流体涡动等),突发故障和渐发故障,破坏性和非破坏性故障,暂时性故障和永久性故障等^[4].每种故障均会通过一定的特征信息表现出来.通过对特征信息的收集和处理分析,可以实现对液体火箭发动机故障的检测和隔离.当前故障检测技术主要分为:基于解析模型的方法、基于信号处理的方法和基于知识的方法等^[5-6].早期的液体火箭发动机的试车和飞行中,一般采用红线关机的方法对故障进行诊断与检测,而红线检测方法的缺点是不能检测到早期故障,误检和漏检率高^[7].红线检测方法是一种最常见的利用阈值进行检测的方法,在此之后出现了具有自适应能力的阈值检测算法,如包络线算法(envelop algorithm, EA)、异常与故障检测系统(system for anomaly and failure detection, SAFD)、自适应阈值算法(adaptive correlation algorithm, ACA)等^[7-8].近些年来,先进的人工智能技术理论也被应用在液体火箭发动机的故障检测当中,文献[9]将云模型与 back propagation(BP)神经网络结合起来,取得了较好的故障诊断效果.文献[10-14]分别针对液体火箭发动机的起动过程与稳态过程提出了不同的故障检测与诊断技术.

归纳式监控算法(inductive monitoring system, IMS)由 NASA 开发,通过对已有正常数据训练,建立一个或多个监控数据库.对于 IMS,训练数据的主要来源有两种:系统正常运行时传感器提供的数据以及系统的仿真测试数据.这些代表了系统正常运行情况的数据在训练过程中以向量形式表示数据点,通过训练形成不同数据群,待测数据通过与数据群进行比较得出与数据群的不同位置关系进而判断是否故障.由此可见 IMS 的一个好处是不需要故障数据作为训练数据,对数据获取过程而言,不需要故意破坏系统.除此之外,IMS 避免构建系统模型,降低了算法复杂度,提高了算法速度^[11].由于 IMS 是对发动机真实工作时的正常稳态数据进行训练,将这些样本数据分为不同的数据群来表示正常工作的不同

状态,在保证训练样本的准确性和数据量的前提下是可以保证所生成的数据群可以真实反映发动机的状态的,也可以保证准确地检测出故障数据.

IMS 提出之后,已经被使用在各个方面.文献[15]中提到将 IMS 应用在航天飞机推进系统健康管理方面,检测航天飞机主要发动机稳态工作时的故障情况.除用于发动机故障诊断之外^[16],IMS 还被应用于机翼、陀螺等部件的故障诊断系统^[17].此外,IMS 已经开始实现商业应用^[18].然而,IMS 作为一套较为成熟的故障诊断算法,在国内的应用案例却鲜有提到,相关文献资料同样很少.另外,在国外的应用案例中,对 IMS 细节中测试数据野点对测试结果带来的影响缺少深入的讨论.

本文研究 IMS 在液体火箭发动机实时故障检测方面的应用,并且对算法细节进行了改进,减小了测试数据中野点对测试结果的影响,大大降低了虚警率.

1 IMS 原理

1.1 基本概念

首先,IMS 实现过程中,需要用到如下几个概念:

- 1) 数据点 P ,是每个时刻传感器测得的各项数据组成的一个行向量.表 1 给出一个数据点的示例,数据点的每一个分量都是传感器测得的稳态工作时的数据.该数据点共有 N 个分量;
- 2) 数据群 C ,是若干数据点的集合,代表了一类稳定状态;
- 3) 数据群上下限 P_k ,是数据群边界的定义;
- 4) 阈值 D ,是对数据群大小的限制,它的取值由经验决定.

表 1 数据点示例
Table 1 Data sample

$P(1)$	$P(2)$		$P(N)$
0.117	0.341		272.99

IMS 分为训练过程与测试过程.训练过程中根据已有稳态试车数据和仿真数据,对数据进行聚类,得到能够涵盖正常状态的数据群;测试过程中根据训练所得数据群与待测点之间的位置关系得到待测数据正常或是故障的结论.

1.2 训练过程

训练过程中,根据训练样本生成数据群.需要注意的是,由于数据点各分量数量级相差很大,因此在进行训练之前应该对样本进行归一化处理,归一化之后的样本数据才可以进行训练,得到能够反映数据真实特点的数据群.

归一化后,样本中每个数据点 P 都含有多个分量 $P(1), P(2), \dots, P(N)$. 对于每一个新数据点 P , 如果没有建立过数据群, 则建立数据群 C_1 , 该数据群的初始上下限分别为: $P(1), P(2), \dots, P(N)$; $P(1), P(2), \dots, P(N)$. 即对每一个新建的数据群, 其初始范围仅仅为当前建群所使用的数据点, 上下限分别与该数据点各个分量相等.

当已经建立过数据群, 则需判断是否有一个数据群包含这个新数据点 P . 如果有一个数据群完全包含这个新数据点 P , 则将这个数据点 P 直接并入这个数据群, 并更新数据群内数据点个数信息. 包含的定义为新数据点的每一个分量都在数据群对应分量的上下限之间.

如果没有数据群包含这个新数据点 P , 则需计算新数据点 P 到每个数据群的距离, 找出这些距离的最小值, 记为 d . 如果这个最短距离小于所给阈值 D , 则将该数据点 P 并入这个数据群, 并扩展该数据群的上下限使得新的上下限能够包含刚刚并入的数据点并在此基础上留有小范围的余量. 数据点到数据群的距离定义有多种方式, 常用的距离为欧氏距离. 而针对液体火箭发动机的实施故障检测, 文献[11]中提到一种适用于此种情况的距离定义方法, 即: 数据点到某数据群的距离为该数据点各分量到数据群上限和数据群下限距离之和. 数据群上下限的扩展规则也有多种, 可单边扩展, 也可双边扩展. 本文选择单边扩充, 即: 若数据点某一分量超出与该分量对应的数据群上限, 则新的数据群上限为原上限值加上该分量超出原上限值的部分乘以一个扩展比例系数; 若数据点某一分量超出与该分量对应的数据群下限, 则新的数据群下限为原下限值减去该分量超出原下限值的部分乘以一个扩展比例系数. 扩展比例系数的引入是为了扩展后的数据群能够包含刚刚并入的数据点并留有小范围的余量, 这一系数的大小反应了算法对于数据误差的容许能力. 一般来说, 比例系数选择 $2\% \sim 5\%$ 即可满足要求.

如果这个最小距离大于所给阈值 D , 则需要建立一个新的数据群 C , 该数据群上下限分别为:

$P(1), P(2), \dots, P(N); P(1), P(2), \dots, P(N)$.

即数据群的初始范围为新的数据点, 上下限分别与该数据点各个分量相等.

1.3 测试过程

测试过程与训练过程原理类似, 但只判断数据点与数据群之间的关系, 不对数据点做并入数据群的处理. 待测数据需要按照与样本数据同样的归一化准则进行归一化处理. 测试过程的具体步骤如下:

1) 对于一个待测数据点, 首先判断是否存在一个数据群包含该待测点, 即判断待测点各分量是否均在数据群上下限之间, 如果存在这样的—个数据群, 则该数据判断为正常数据;

2) 如果不存在这样的数据群, 则按照训练时最小距离的计算方法计算待测点到数据群距离的最小值, 并与所给阈值 D 进行比较, 如果最小距离小于给定阈值, 则该数据依旧判断为正常数据;

3) 如果最小距离大于给定阈值, 则表示该数据为故障数据.

IMS 的训练与测试流程图如图 1、图 2 所示.

IMS 的测试过程可以实时监测, 也可以对历史数据进行诊断处理. 在整个 IMS 当中, 阈值为一个非常重要的量, 其数值反映了对数据群大小的限制. 当阈值过大时, 意味着训练过程中数据群中的点较为分散, 有可能将故障状态包含在数据群的范围之内; 当阈值过小时, 意味着训练过程中数据群中的点较为集中, 有可能无法涵盖稳定工作状态下的所有正常工作数据. 因此选择合适的阈值对于算法的效果有着至关重要的影响, 可以通过优化算法寻找对于当前样本来说最为合适的阈值.

IMS 在进行故障检测时, 之所以会出现虚警率高这个问题的一个主要原因是测试中存在野点. 在测试待测数据时, 有一些数据并非故障数据, 却由于数据的某个分量波动较大而被认定为故障, 这些数据被称为野点, 大幅波动的分量称为野值. 野点的出现, 与数据采集误差、工作状态波动都有关, 当被测数据为正常工作状态中由于上述原因出现的野点, 根据距离判断准则, 该数据被判断为故障的可能性很大. 试车中这种情况很可能出现, 如果仅仅因为一两个分量偶然增大被判断为故障数据, 将对整个监控系统产生影响, 因此需要通过改进算法降低这种影响.

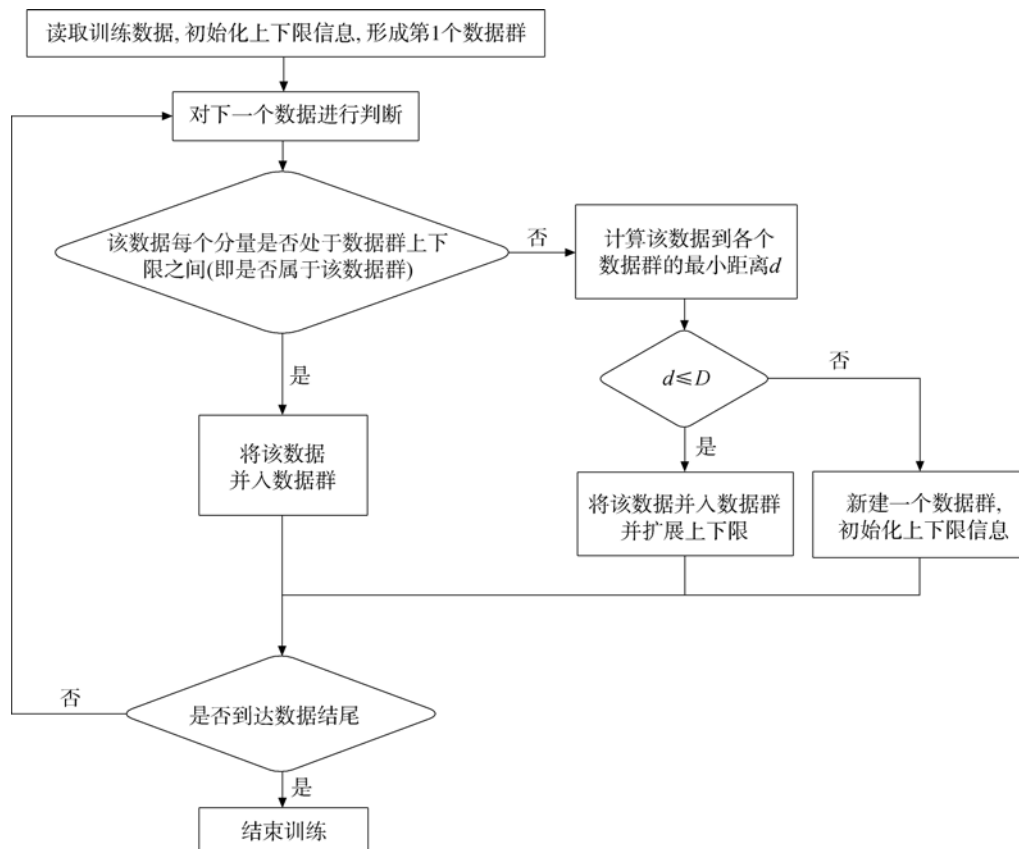


图 1 IMS 训练流程图

Fig. 1 Flow chart of IMS training process

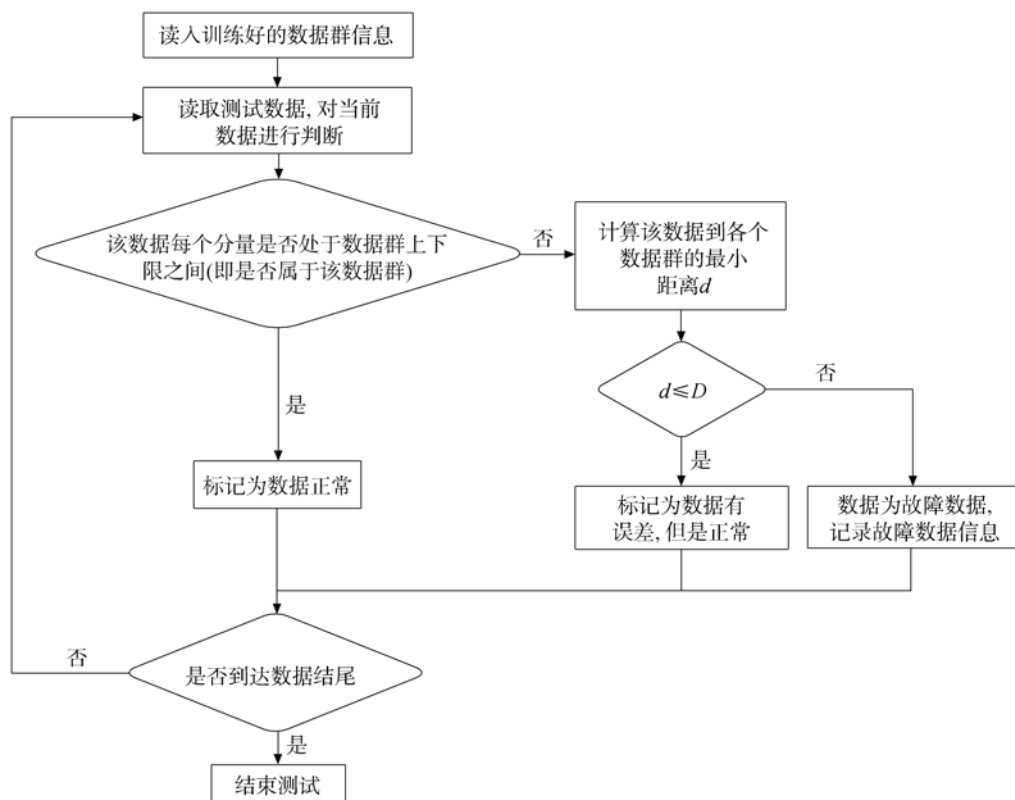


图 2 IMS 测试流程图

Fig. 2 Flow chart of IMS detecting process

2 IMS 改进

原始 IMS 在对待测数据进行判断时,首先判断待测数据是否完全属于某数据群,当不存在这样的数据群时再比较该点到数据群最短距离与阈值的关 系进行第 2 次判断. 而若将野点的存在考虑在内,在进行监测时对于数据点到数据群的最短距离与阈值的关 系需要进行再一次细致划分. IMS 在对数据进行检测时是根据数据与数据群的距离来判断是否故障,野点的干扰是由于个别分量的波动引起整体距离的增加,如果对于一个数据先去判断是否有个别分量的大幅波动,可以判断此点是否为野点. 因此,对于一个待测数据,数据的判断流程变化为:

首先判断是否完全属于某个数据群(即是否存在某数据群完全包含该点),若属于则为正常数据,若不属于则进行进一步分析.

计算该数据点到数据群的最短距离,记为 d ; 根据设定的野值个数 M ,计算该点各分量分别到归一化中心的距离(归一化中心定义为训练样本各分量均值组成的点),去除距离最大的 M 个分量,计算余下分量到数据群相应分量的最短距离,记为 d' . 由于将多维数据点的位置关系通过距离的计算转化为一个标量的比较,并且该距离是归一化后的数据点各分量到数据群上限和数据群下限距离之和,因此 d 与 d' 应该存在一定的比例关系,通过比较两者的比值则可以判断该点去除的分量是否在距离计算中占有过大的比重,即是否有可能 是由于数据波动产生的野值.

d/d' 若大于一个给定的值 R ,则说明去掉的 M 个分量对于数据点到数据群的距离计算影响很大,进而说明这个点可能为野点;反之则说明去掉的 M 个分量对于距离的影响只是由于数据点维数减少造成的,并非野点.

这一给定的值 R 应该能够反映正常数据维数降低时(去掉 M 个分量)对距离计算造成的影响,因此将这一值取为

$$R = \frac{l}{l-M} \quad (1)$$

式中 l 表示原始数据点的维数, M 为去掉的分量个数.

当 $d/d' \leq R$ 时,表明数据不存在野值,则当 d 小于阈值 D ,且 d' 小于整定阈值 D' 时可判断该点正常. 整定阈值 D' 为考虑数据点维数减低之后的阈值,其形式为

$$D' = \frac{l-M}{l} D \quad (2)$$

当 d 大于 D , d' 大于 D' 时,无论 d/d' 与 R 的关系如何,均判断该数据为故障数据;其他情况则判断该数据为野点. 若数据为野点,则不对该数据进行报警. 表 2 为整理所得的野点判断准则.

表 2 野点判断准则

Table 2 Judging criteria for outliers

序号	d	d'	d/d'	数据类型
1	$\leq D$	$\leq D'$	$\leq R$	非野点
2	$> D$	$> D'$		故障数据
3	其他			野点

这一对算法测试过程的改进,对测试数据中可能出现的野点进行了处理. 野点的出现多是由于数据的偶然波动或是传感器获取数据的误差造成的,仿真时可以看到不进行野点处理将会导致算法产生较高的虚警率. 因此此项针对虚警率的改进是十分必要的.

3 基于改进 IMS 的液体火箭发动机实时故障检测

应用改进后的 IMS 对某型液体火箭发动机涡轮增压器数据进行分析,并与原始 IMS 的结果进行对比. 训练样本选取了加入适当扰动的液体火箭发动机稳态工作的仿真数据,包括 8 662 个数据点. 在训练之前,首先对样本数据进行归一化处理,得到最终的训练算法输入. 选取的阈值 D 的大小为 4.1,扩张比例系数选择为 5%,最终训练生成 26 个数据群. 使用生成的数据群对 8 组注入了故障的仿真数据进行测试,测试结果如表 3、表 4 所示.

表 3 和表 4 分别给出改进后的 IMS 和原始 IMS 的测试结果. 测试数据在特定时间注入了故障,故障报警时间为 IMS 诊断出第 1 个故障数据的时间. 由测试结果可以看出,使用改进后的 IMS 对 8 组仿真数据进行测试,8 组仿真结果中有 7 组可以做到及时报警,1 组报警时间晚于注入故障时间 0.002 s,而虚警率为 0. 而使用原始 IMS 的测试结果中,虽然没有报警时间晚于注入故障时间的情况,但是虚警率高达 37.5%. 这说明数据中存在着由于测量采集误差以及外界干扰等因素产生的野点,原始 IMS 没有对野点加以考

虑,因此将野点均当做故障数据实施报警.而改进后的 IMS 将虚警率降至 0,大大减少了由于虚警可能带来的损失.而之所以有 1 组报警时间晚于注入故障实际那 0.002 s,是因为在这 0.002 s 内采集的数据处于尚未完全故障的阶段,数据点中只有 1 个分量出现了波动而被当做野点处理.然而可以看到,这种情况出现的概率极低,延误时间也极短,说明对于 IMS 的改进是有意义且可靠的.

表 3 改进 IMS 测试结果

Table 3 Test result using improved IMS

数据组	注入故障时间/s	检测故障时间/s
1	8.3937	8.3937
2	6.9611	6.9611
3	8.2774	8.2774
4	5.8559	5.8561
5	6.3846	6.3846
6	5.4857	5.4857
7	9.1173	9.1173
8	8.4741	8.4741
虚警率/%		0

表 4 原始 IMS 测试结果

Table 4 Test result using original IMS

数据组	给出故障时间/s	测试故障时间/s
1	8.3937	8.3937
2	6.9611	6.9611
3	8.2774	7.6615
4	5.8559	5.8559
5	6.3846	6.3846
6	5.4857	5.4857
7	9.1173	7.6615
8	8.4741	7.6615
虚警率/%		37.5

4 结 论

本文对 IMS 进行了研究,并在原始 IMS 的基础上进行了改进,对测试数据加入了野点的分析处理.测试结果表明,改进前的算法虽然可以及时报警,但是有较高的虚警率,改进后的 IMS 在保证及时报警的前提下,大大降低了虚警率,减

少了由于虚警带来的人力物力损失. IMS 作为一种实时故障检测算法,改进之后更加符合液体火箭发动机的故障检测要求;同时 IMS 的适用性很广,还可以应用到其他系统的故障检测与实时状态监控中.

参考文献:

- [1] 常琦,袁慎芳.飞行器综合健康管理(IVHM)系统技术现状及发展[J].系统工程与电子技术,2009,31(11):2652-2657.
CHANG Qi, YUAN Shenfang. Overview of integrated vehicle health management (IVHM) technology and development[J]. Systems Engineering and Electronics, 2009, 31(11): 2652-2657. (in Chinese)
- [2] 董志存.航天器综合健康管理系统研究[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2013.
DONG Zhicun. Research on integrated health management system of spacecraft[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2013. (in Chinese)
- [3] 夏鲁瑞.液体火箭发动机涡轮泵健康监控关键技术及系统研究[D].长沙:国防科学技术大学,2010.
XIA Lurui. Research on key technology and system for turbopump health monitoring of liquid rocket engine[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2010. (in Chinese)
- [4] 张惠军.液体火箭发动机故障检测与诊断技术综述[J].火箭推进,2004,30(5):40-45.
ZHANG Huijun. Study on liquid rocket engine fault detection and diagnostic technology[J]. Journal of Rocket Propulsion, 2004, 30(5): 40-45. (in Chinese)
- [5] 王若.火箭发动机涡轮泵实时故障检测方法研究[D].成都:电子科技大学,2013.
WANG Ru. Study on rocket engine turbo pumps real-time fault detection method[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2013. (in Chinese)
- [6] 刘洪刚,魏鹏飞,谢廷峰,等.液体火箭发动机地面试车过程的实时故障检测方法研究[J].宇航学报,2007,28(6):1660-1663,1688.
LIU Honggang, WEI Pengfei, XIE Tingfeng, et al. Research on real-time fault detection method for liquid propellant rocket engines in ground test[J]. Journal of Astronautics, 2007, 28(6): 1660-1663, 1688. (in Chinese)
- [7] 谢光军.液体火箭发动机涡轮泵实时故障检测技术及系统研究[D].长沙:国防科学技术大学,2006.
XIE Guangjun. Research on real-time fault detection technology and system for liquid rocket engine turbopump[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2006. (in Chinese)
- [8] 陈启智.液体火箭发动机故障检测与诊断研究的若干进展[J].宇航学报,2003,24(1):1-11.
CHEN Qizhi. Some progress in researches on fault detection and diagnosis of liquid rocket engine[J]. Journal of

- Astronautics, 2003, 24(1): 1-11. (in Chinese)
- [9] 刘垠杰, 黄强, 程玉强, 等. 基于动态云 BP 网络的液体火箭发动机故障诊断方法[J]. 航空动力学报, 2012, 27(12): 2842-2849.
- LIU Yinjie, HUANG Qiang, CHENG Yuqiang, et al. Fault diagnosis method for liquid-propellant rocket engines based on the dynamic cloud-BP neural network[J]. Journal of Aerospace Power, 2012, 27(12): 2842-2849. (in Chinese)
- [10] 洪涛. 液体火箭发动机涡轮泵实时故障检测算法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2012.
- HONG Tao. Study on real-time fault detection algorithm for liquid-propellant rocket engine turbopump[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2012. (in Chinese)
- [11] 于潇, 廖明夫, 赵冲冲. 液体火箭发动机涡轮泵状态监测与故障诊断系统研究[J]. 导弹与航天运载技术, 2002(4): 54-58.
- YU Xiao, LIAO Mingfu, ZHAO Chongchong. Condition monitoring and fault diagnosing system of liquid propellant rocket engine turbopump[J]. Missiles and Space Vehicles, 2002(4): 54-58. (in Chinese)
- [12] 郑永煌, 田锋, 李人厚, 等. 基于 Petri 网的液体火箭发动机启动过程实时在线故障诊断方法[J]. 信息与控制, 2010, 39(2): 207-211, 217.
- ZHENG Yonghuang, TIAN Feng, LI Renhou, et al. A real time on-line fault diagnosis algorithm based on Petri net for the starting process of liquid propellant rocket engine [J]. Information and Control, 2010, 39(2): 207-211, 217. (in Chinese)
- [13] 夏鲁瑞, 胡芑庆, 秦国军, 等. 涡轮泵启动过程振动故障检测方法[J]. 航空动力学报, 2010, 25(3): 704-708.
- XIA Lurui, HU Niaoqing, QIN Guojun, et al. Vibration fault detection method for turbopump in start-up process [J]. Journal of Aerospace Power, 2010, 25(3): 704-708. (in Chinese)
- [14] 韩泉东, 胡小平, 王艳梅. 基于决策树方法的液体火箭发动机稳态段故障诊断[J]. 火箭推进, 2007, 33(3): 26-30, 42.
- HAN Quandong, HU Xiaoping, WANG Yanmei. Steady state fault detection and diagnosis of liquid propellant rocket engines based on decision tree method[J]. Journal of Rocket Propulsion, 2007, 33(3): 26-30, 42. (in Chinese)
- [15] Iverson D L. Inductive monitoring system constructed from nominal system data and its use in real-time system monitoring; US, 7383238[P]. 2008-06-03.
- [16] Schwabacher M, Oza N, Matthews B. Unsupervised anomaly detection for liquid-fueled rocket propulsion health monitoring[J]. Journal of Aerospace Computing, Information and Communication, 2009, 6(7): 464-482.
- [17] Schwabacher M, Martin R, Waterman R, et al. Ares I-X ground diagnostic prototype[R]. AIAA-2010-3354, 2010.
- [18] David L, Iverson, Rodney M, et al. General purpose data-driven system monitoring for space operations[J]. Journal of Aerospace Computing, Information and Communication, 2012, 9(2): 26-44.

(编辑: 陈 越)