

# 基于人工免疫的液体火箭发动机 故障检测方法研究

王文斌, 刘洪刚

(国防科技大学 航天与材料工程学院, 湖南 长沙 410073)

**摘 要:** 为有效提高液体火箭发动机故障检测过程中的及时性、实时性及准确性, 基于人工免疫系统中的阴性选择原理研究建立了液体火箭发动机故障检测的阴性选择算法与免疫实值算法, 实现了液体火箭发动机稳态工作过程中的故障检测与报警。基于某大型泵压式液体火箭发动机实际试车数据的验证结果表明, 研究建立的人工免疫故障检测方法能对发动机稳态工作阶段进行有效准确的故障检测与报警, 相对以往传统的检测算法在故障检测时间上有了一定的缩短, 对研究基于人工免疫的液体火箭发动机的故障检测与诊断系统提供了依据。

**关键词:** 液体火箭发动机; 故障检测; 人工免疫; 阴性选择

**中图分类号:** V434

**文献标识码:** A

**文章编号:** (2008) 02-0001-06

## Research on fault detection method for liquid-propellant rocket engine based on artificial immune

Wang Wenbin, Liu Honggang

(College of Aerospace and Material Engineering, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China)

**Abstract:** To overcome the obstacles existed in the fault detection for liquid-propellant rocket engines such as the lack of real-time, in-time, and reliable, a negative selection algorithm and an immune practical value algorithm based on the immune mechanism were researched and developed in the paper. Results verified with a large amount of hot test data of a certain liquid-propellant rocket engine (LRE) showed that the algorithms could detect the faults occurred in the steady process of LRE efficiently and accurately. They can shorten the detection time compared with traditional algorithms. So it provides valuable reference for the development of future LRE artificial immune based fault detection and diagnosis system.

**Key words:** LRE; fault detection; artificial immune; negative selection

收稿日期: 2007-09-26; 修回日期: 2007-11-10。基金项目: 教育部新世纪优秀人才支持计划(NCET-06-0927)。

作者简介: 王文斌 (1984—), 男, 硕士, 研究领域为推进系统动力学、控制与健康监控。

## 1 引言

研究和发展液体火箭发动机故障检测与诊断技术是提高液体火箭发动机运行可靠性,甚至航天运输系统的可靠性和安全性工程的重要环节,对于提高其可用性和经济性也具有重大意义。

液体火箭发动机故障检测与诊断技术研究的基础是故障检测与诊断的理论和方法。红线关机的方法是目前我国在液体火箭发动机的试车中较多采用的故障检测方法<sup>[1]</sup>。这种方法虽然简单,但故障覆盖面有限,且孤立地监测各个参数,极易因传感器故障而发生故障误检测。

除了该种门限检测方法外,主要有基于数学模型的方法、基于数理统计的方法及基于人工智能的方法等,每种方法都有各自的优点与局限性<sup>[2]</sup>。随着人们对人工免疫系统不断深入的研究,基于人工免疫的故障检测方法得到了人们的重视,相继出现了多种基于人工免疫的故障检测算法,并在机电、化工等领域得到了较好的应用<sup>[3]</sup>。因此,本文基于人工免疫系统中的阴性选择原理设计用于液体火箭发动机故障检测的经典的阴性选择算法与免疫实值算法,实现了液体火箭发动机稳态工作过程中的故障检测与报警。最后通过与现有液体火箭发动机故障检测算法的检测结果进行比较,表明该两种算法均能对发动机稳态工作过程中出现的故障进行及时有效的检测与报警,从而为研究更好的液体火箭发动机的故障检测与诊断方法提供了一个新的发展思路。

## 2 稳态过程故障检测的阴性选择算法

受免疫系统这种自己-非己识别机理的启发,Forrest等人提出了用于检测各种变化的阴性选择算法。该算法因与免疫系统的阴性选择过程类似而得名,通过随机产生检测器,并取消那些能检测出自己的检测器,以便保留的检测器能检测任何非己。算法如下<sup>[4]</sup>:

(1) 定义自己为需要被保护或检测的有限串 $S$ ,其可以是程序、数据文件及正常模式等。

(2) 随机产生检测器集 $R$ 。根据阴性选择原理对每个检测器进行审查,保留那些不与 $S$ 中的串相匹配的检测器,并重新组成检测器集 $R$ 。

(3) 通过将 $R$ 与 $S$ 串相比较来检测 $S$ 串的变化,如果检测器与 $S$ 发生匹配,则认为 $S$ 串发生变化,即产生非己现象。

经典的阴性选择算法具有简便、易于实现的优点,可以将其应用到液体火箭发动机的稳态工作阶段的故障检测中。

将经典的阴性应用于液体火箭发动机稳态过程的故障检测中的具体流程如下:

首先,确定监测参数及其正常范围。结合参考文献[1]的分析与现实中各种因素的限制,选取 $p_k$ 、 $p_{ey}$ 、 $p_{fx}$ 、 $p_{fy}$ 、 $p_t$ 、 $p_{\alpha}$ 这6个参数为监测参数。参数正常工作范围的确定在设计整个算法中至关重要,关系到算法能否正确的检测到故障,以及检测的灵敏度等重要问题。结合8次正常情况下的试车数据,分别确定了这6个参数的正常工作范围。考虑到实际试车中随机干扰因素的影响,以及试车过程中的工况变化,各参数的正常工作范围应适当放宽。另外,在实际液体火箭发动机的故障检测与诊断中误诊率与漏诊率之间是相互矛盾的,但人们希望误诊率相对小一些<sup>[5]</sup>,适当地放宽监测参数的正常工作范围会降低故障检测的误诊率。

其次,进行二进制编码。本文采用二进制编码,先得到各个参数的最小值与最大值,根据所要求的诊断精度选择编码位数 $n$ ,然后把最小值和最大值区间等分成 $2^n$ 个子区间,根据信号数据所落入的区间不同分别取不同的整数值,并用 $n$ 位二进制码来表示。

根据预先得到的各参数的正常工作范围来确定自己空间串。根据试验得出,如果自己空间中只有一个码段,检测器的训练效果极差。在编码时可以先规定自己空间串的长度,如本文中规定两个码段,并确定出每个码段的范围,则整个空间的范围便可得到。若采集信号值小于该范围的最小值,则取最小值;若采集信号值大于该范围的最大值,则取最大值。

再次,生成与训练检测器。在本文的算法

中,所有检测器都不能检测自己空间串。为了产生这样的检测器集 $R$ ,采用部分匹配准则。该准则规定两串至少有连续的 $r$ 位相同时( $r$ 称为匹配阈值)才称为两串匹配。这种匹配方法使得检测所有非己空间模式的检测器数量减少,即减少了算法的运算量,但涉及到如何优选匹配阈值 $r$ 的问题。根据数据试验,取 $r$ 等于8。

产生覆盖整个空间的检测器,利用阴性选择原理以及部分匹配原则,除去那些与自己空间串发生匹配的检测器,以便保留那些覆盖整个非己空间的检测器。

最后,进行实时检测。每次读取各个参数连续的两个数值,并按照它们所落下对应的数据区间,取它们的二进制编码并组合成一个实时数据串。将该串与检测器集中各个串进行匹配,若实时数据串与任意一个检测器串发生匹配,则可认为该系统参数异常,否则认为该系统参数正常。当所监测的6个系统参数都发现异常时,则认为系统出现故障,立即报警并紧急关机。

算法由Matlab编程实现。为了提高运算速度,在编程过程中采用将将二进制转化为十进制的原则,实时检测时采用二分搜索法进行,以提高检测速度。

### 3 稳态过程故障检测的免疫实值算法

将经典的阴性选择算法较好的应用于实际设备的故障检测与诊断还存在较多的局限性,主要不足如下:检测器及连续 $r$ 位的匹配规则缺乏物理意义,知识表达能力差,并且 $r$ 值的确定需要多次仿真模拟;该方法能检测正常数据以外的任何微小变化,易产生误报警,缺乏模糊性与鲁棒性,抗噪声能力差;只能对系统异常进行检测,无法对其进行诊断;检测器训练时间过长、算法计算量大等。

针对以上不足,提出一种用于液体火箭发动机稳态阶段的免疫实值故障检测算法。

免疫实值故障检测算法的基本思想是:收集正常状态下各个参数足够多的数据,找出出现概率较大的数据,确定出自己空间。算法中的数据

采用 $n$ 维向量来表达,其中 $n$ 为监测参数的数量。在非己空间(平面)内的多个不相交叉与重叠的超球(球或圆)为检测器,且每个检测器代表一种故障。实时检测时,数据如果落在自己空间中,则说明系统工作正常;如果落在任意一个检测器中,则说明系统发生了与该检测器相对应的故障;如果既没有落在自己空间也没有落在任何一个检测器中,启动学习与记忆原理,判断其为新故障并生成与之相对应的新的检测器<sup>[9]</sup>。

实时故障检测与诊断时,如果检测数据没有落在任何一个现有检测器范围内,那么学习与记忆过程将启动。该过程如下:如果数据落在自己空间,则认为发动机系统正常,否则算法为该数据点定义一个固定长度0.1的半径,在后续的实时故障检测与诊断中,算法会记录落入该范围内的数据个数,当有指定数量的数据落入该范围内时,算法将最初的数据点及其半径所组成的空间定义为一个新的检测器。

为了把计算量限制在一个可以接受的水平,在算法中引入自然死亡过程。算法为每个新生成的检测器设定一个生存时间 $t$ 。在离线训练和实时检测中读入一个数据时,如果该数据没有落入这个检测器内,则 $t$ 变为 $t-1$ ;如果数据落入该检测器内,则 $t$ 增加一定的值。那些 $t$ 为0的检测器将被删除。然而,对于那些鲜为发生却是致命的系统故障所对应的检测器,应将其设定成永久生存。

### 4 稳态过程故障检测的阴性选择算法验证

利用现有的某泵压式液体火箭发动机的实际试车数据对所设计的算法进行仿真与验证。其中包括8组正常试车数据及3组故障试车数据。把数据导入Matlab中进行模拟试验,并将验证结果与针对相同数据的几种故障检测算法的检测结果进行了比较。该算法设计与实现流程的具体说明如下:

首先,根据前8次正常试车数据统计出参数的正常范围。考虑到实际试车中随机干扰因素的

影响,以及试车过程中的工况变化,范围应适当放宽。该范围的确定需要反复修改比较(训练),并根据前人经验,进行模拟试验,分析结果并修改范围。参数的确定对算法的检测效果有重要影响,范围过小易出现误诊,范围过大则较容易漏诊。通过故障时车数据的分析,当发动机发生故障时各个参数值会急剧下降,所以参数正常工作范围的上限可以适当放宽以防止误诊,参数正常工作范围的下限放宽的限度则要降低,以提高检测的灵敏度。参数的正常工作范围可以通过多次试验进行反复的修改,最后得到一个较为理想的范围。

其次,在确定该参数的范围后,对其进行二进制编码。根据模拟试验的结果,取自己空间为两个码段。随后,根据编码位数确定参数范围。编码位数的确定取决于故障的缓变程度,缓变程度越高位数越大,中编码位数 $n$ 取6,则该参数的范围是0~19.2,并分为64段,每段用相应的二进制代码表示,如首段为000000尾段为111111。其中自己空间所包含的码段为第12段与第13段,则相应的二进制编码为001100与001101。

最后,生成覆盖整个参数范围的检测器集,即000000000000至111111111111。自己空间中包含的自己空间串为001100001100、001101001101、001100001101、001101001100。根据部分匹配准则,去掉检测器集中与自己空间串相匹配的检测器,保留下覆盖整个非己空间的检测器,来组成新的检测器集。

对其他5个参数进行相同的处理,分别生成各自的检测器集以便进行实时的故障检测。在实时故障检测中,使用部分匹配原则,但发现其检测速度过慢,实时性太差,无法满足实时检测的要求。另外,通过实验发现,采用部分匹配原则进行实时故障检测时会发生误诊。所以,针对上述情况,在实时故障检测时采用完全匹配的原则,并把二进制表示成相应的十进制,利用二分法进行搜索。实验结果表明,该方法检测速度快实时性好,且不易发生误诊,符合算法的设计要求。

算法判断试车1~试车8为正常试车,如图1所示,左侧为试车1~试车11数据,右侧为程序运行结果。针对试车9数据,算法在275.78秒时检测出6个监测参数都发生异常,报警关机,如图2所示;针对试车10数据,算法在42.72秒检测出6个参数都发生异常,报警关机;针对试车11数据,算法在30.22秒检测出6个监测参数都发生异常,报警关机。

试车9、试车10及试车11为3次故障试车,通过这3次试车的数据对算法进行仿真与验证,并将验证结果与针对相同数据的几种故障检测算法的检测结果进行比较,如表1所示。

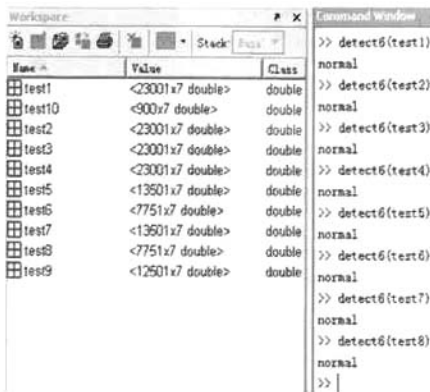


图1 针对试车1~试车8数据的算法演示结果

Fig.1 Detection result of test1~test8

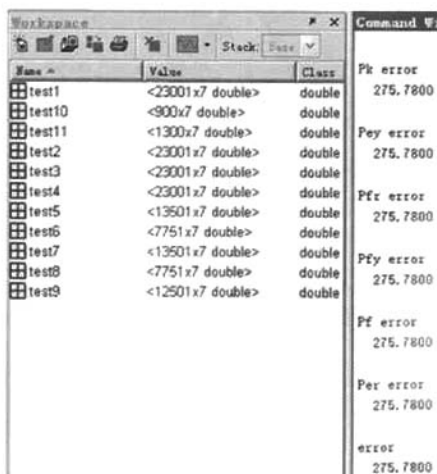


图2 针对试车9数据的算法演示结果

Fig.2 Detection result of test9

表 1 几种算法对故障试车的检测结果比较

Tab.1 Comparison of detection results			
检测时间/s	test9	test10	test11
红线系统	275.80	43.20	30.23
BP	275.80	42.80	30.20
RBF	275.70	42.80	30.10
经典的阴性选择算法	275.78	42.72	30.22

通过表 1 可以看出, 基于经典的阴性选择算法的液体火箭发动机的故障检测在实际试车数据的模拟验证中, 在正确地检测出故障的基础上, 相对于其他检测算法在检测时间上有了缩短, 显示了该算法在液体火箭发动机故障检测领域的应用前景。

5 稳态过程故障检测的免疫实值算法验证

算法的设计与实现流程如下:

- (1) 算法中  $n$  为 6, 即与经典阴性选择算法中所选择的 6 个待检测参数相同。根据待检测的 6 个参数的正常范围构成自己空间。
- (2) 在非己空间中随机生成若干个半径一定的超球组成检测器。
- (3) 进行离线训练。利用试车 9、试车 10 这两次故障试车数据对检测器进行训练, 根据学习与记忆原理调整已有检测器的位置与半径, 并根据自然死亡原理取消那些生存时间  $t$  较小的检测器。
- (4) 进行实时检测。对试车 1 至试车 8 这 8 次正常试车数据进行模拟实时检测, 再对故障试车数据进行模拟实时检测。

算法依然采用 Matlab 实现, 但由于时间原因及设计者的能力有限, 检测器的离线训练需手动进行。当离线训练中故障数据较少时可以这样进行, 一旦数据增多, 这种训练方法将非常耗时。在以后的研究工作中, 设计者将对算法进行改进, 使其能自动并较好地完成检测器的离线训练。

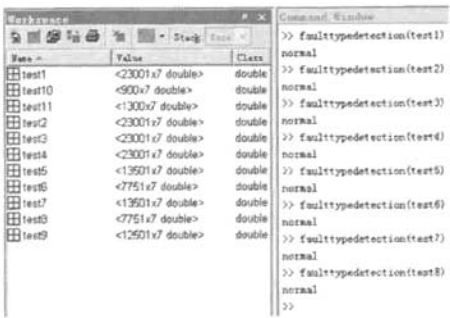


图 3 针对试车 1~试车 8 数据的算法演示结果  
Fig.3 Detection result of test1~ test8

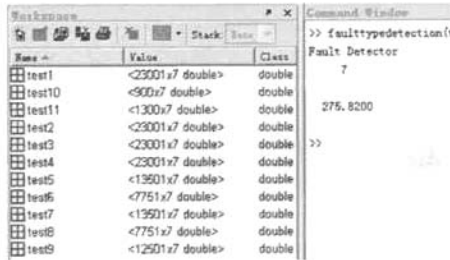


图 4 针对试车 9 数据的算法演示结果  
Fig.4 Detection result of test9

算法判断试车 1~试车 8 为正常试车, 如图 3 所示。针对试车 9 数据, 算法中的检测器 7 在 275.82 秒检测到 6 个监测参数都发生异常, 报警关机, 如图 4 所示; 针对试车 10 数据, 算法中的检测器 1 在 42.68 秒检测到 6 个监测参数都发生异常, 报警关机; 针对试车 11 数据, 算法中的检测器 16 在 30.48 秒检测到 6 个监测参数都发生异常, 报警关机。对几种故障检测算法的检测结果进行比较, 如表 2 所示。

从上面的结果看出, 所设计的免疫实值故障检测算法能完成基本的故障检测任务, 但检测时间与其他几种算法相比较长。这是由于在检测器的离线训练时故障数据较少, 只有两组数据, 检测器不能较好地捕捉故障信息, 从而使得检测效果不理想。在离线训练过程中增加故障数据量后, 训练后的成熟的故障检测器的检测效果将有

很大的提升。并且，经过离线训练和实时检测后的检测器能区分各种故障之间的细微差别，便于后期的故障诊断分析，然而由于故障试车的次数以及发动机故障本身难于诊断等限制，本文所研究的算法在仿真与验证中，没能体现故障诊断这一应有的算法功能。

表 2 几种算法对故障试车的检测结果比较

Tab.2 Comparison of detection results

检测时间/s	test9	test10	test11
红线关机	275.80	43.20	30.23
BP	275.80	42.80	30.20
RBF	275.70	42.80	30.10
经典的阴性选择算法	275.78	42.72	30.22
免疫实值检测算法	275.82	42.68	30.48

6 结 论

研究建立了基于人工免疫的两种液体火箭发动故障检测算法，算法经过发动机实际试车数据的验证，结果表明两种算法效果良好，均能及时准确地检测出发动机稳态过程故障，相对以往算法在检测时间上有了进一步的缩短。

然而，上述算法在参数选择、参数正常范围的确定、算法的编程实现及完善程度上还存在着许多不足：

(1) 在监测参数的选择上，应对监测参数进行最佳综合简化，使得算法能在较少的计算量下达到最佳的检测性能。

(2) 在参数正常范围的确定上，采用较为先

进的理论来统计较多的实际试车数据，使参数的正常范围更具有一般性与合理性。

(3) 进一步完善算法程序，使免疫实值故障检测算法中的检测器的离线训练等过程能自动并较好的完成。

(4) 进一步完善现有算法，增加对传感器的故障检测的功能及故障诊断功能。

参 考 文 献：

[1] 丁伟程. 液体火箭发动机实时故障检测与报警系统的设计与实现[D]. 长沙: 国防科技大学, 2004.

[2] 郑威. 液体火箭发动机基于定性模型的故障诊断方法研究[D]. 长沙: 国防科技大学, 2002.

[3] 邵继业. 基于免疫机理的故障诊断方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学工学, 2004.

[4] 张清华. 基于人工免疫的机组故障诊断技术研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2005.

[5] 张育林, 李东旭. 动态系统故障诊断理论与应用[M]. 长沙: 国防科技大学出版社, 1997.

[6] Weng Liguang, Bikdash M, Liao Xiaohong, et al. Immune System Inspired Fault Detection and Identification with Application to Crew Exploration Vehicles [C]. Proceedings of the 38th Southeastern Symposium System Theory Tennessee Technological University Cookeville. 2006.

[7] 李京浩, 胡小平, 韩泉东. 液体火箭发动机故障的数值型关联规则挖掘[J]. 火箭推进, 2007, 33(2): 7-11.

[8] 黄敏超. 液体火箭发动机故障的神经网络诊断研究[D]. 长沙: 国防科技大学研究生院, 1998.

[9] 张育林, 吴建军. 液体火箭发动机健康监控技术[M]. 长沙: 国防科技大学出版社, 1998.

(编辑：马 杰)