

某型火箭发动机起动过程实时 故障检测算法研究

黄 强, 刘洪刚, 谢廷峰, 吴建军
(国防科技大学 航天与材料工程学院, 湖南, 长沙 410073)

摘 要: 以某型火箭发动机为研究对象, 针对其起动工作过程, 利用 Matlab 和 Lab Windows/CVI 等编程语言, 结合神经网络理论, 开发了其起动工作过程的实时故障检测算法。使用了多次试车数据进行离线检验, 结果证明该算法能够及时、有效地检测出该型火箭发动机起动过程的已有故障, 并能够满足实时性的要求, 没有出现误报警和漏报警。

关键词: 火箭发动机; 实时性; 神经网络; BP 网络

中图分类号: V434.1

文献标识码: A

文章编号: (2006) 06-0052-04

Research of real-time fault detection algorithms at start-stage of rocket engines

Huang Qiang, Liu Honggang, Xie Tingfeng, Wu Jianjun

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

Abstract: The real-time fault detection algorithm at start stage of a rocket engine is developed based on Back Propagation Neural Network (BPNN) using Matlab and Lab Windows/CVI. A great deal of historical test data are used to verify and validate it. The results indicate that this algorithm can detect the fault at start stage of LRE in time efficiently, and no false alarm for normal data.

Key words: rocket engines; real-time; neural network; back propagation network

1 引言

液体火箭发动机从发出开机指令过渡到主级

工作状态的发动机工作过程称为火箭发动机的起动。而对起动工作状态的主要要求是: 燃烧室压力变化平稳, 起动时间要短, 以减少起动段推进剂的消耗量, 燃烧要稳定。但是在这一过程当

收稿日期: 2006-05-15; 修回日期: 2006-08-29。

作者简介: 黄强 (1982—), 男, 硕士, 研究领域为液体火箭发动机故障检测与诊断。

万方数据

中,发动机参数大范围的变化,同时伴有较强的非线性、瞬变性,使得发动机各组件在瞬间承受较大的条件变化,动力系统会受到较大的冲击,容易发生故障,因此有必要对液体火箭发动机起动过程的故障检测进行深入的研究。

现阶段,我国液体火箭发动机地面试车当中主要还是采用“红线关机”监控方法,但是这种方法的故障覆盖面较低,不能预示故障的发展趋势。而起动过程的高度非线性性和不稳定性,又使得我们不太可能通过建立精确的数学模型来进行故障检测。“神经网络”或“人工神经网络”是指用大量的简单计算单元(即神经元)构成的非线性系统,它在一定程度和层次上模拟了人脑神经系统的信息处理、存储及检索功能,因而具有学习、记忆和计算等智能处理功能。神经网络具有一些显著的特点:具有非线性映射能力;不需要精确的数学模型;可直接从输入输出数据中学习有用知识;容易实现并行计算;由于神经网络由大量简单计算单元组成,因而易于用软硬件实现等等。本文针对液体火箭发动机的起动过程,实现和改进了基于神经网络的实时故障检测算法。经过多次试车数据验证结果表明:算法能够及时、准确地检测出故障,没有误报警和漏报警。

2 BP神经网络算法的设计与实现

2.1 神经网络故障检测分析

对于在实际中很难建立精确数学模型的复杂系统,神经网络显示出了其独特的作用。神经网络之所以可以成功应用在液体火箭发动机的起动工作过程的故障检测,主要有以下三方面的原因^[1]:

(1) 训练过的神经网络能存储有关过程的知识,能直接从历史故障信息中学习。可以根据对象的历史数据训练网络,然后将此信息与当前测量数据进行比较,以确定是否有故障;

(2) 神经网络具有滤除噪声及在有噪声情况下得出正确结论的能力,可以训练人工神经来识别故障信息,使其能在噪声环境中有效地工作,

这种滤除噪声的能力使得人工神经网络适合于在线故障检测;

(3) 神经网络具有分辨故障原因及故障类型的能力。

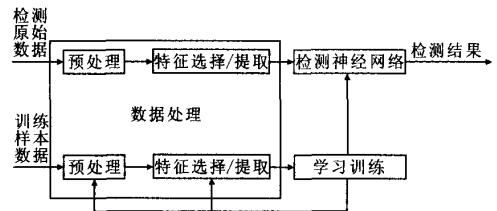


图1 基于神经网络的故障检测系统结构图

Fig.1 Framework of fault detect system based on NN

利用神经网络进行故障检测的一般步骤和注意事项如下:

(1) 确定合理的网络结构和规模,尤其是网络中间层神经元个数的选择是网络结构确定和网络性能的关键;

(2) 确定训练样本集和测试集。训练样本集用于对网络进行训练,而测试集用于检测网络训练的效果和推广能力;

(3) 根据训练样本集对网络进行训练,经过测试的训练结果即为神经网络故障检测的知识库。

2.2 神经网络的参数选取和组合

根据液体火箭发动机的试车经验和起动过程的特点,考虑到神经网络的计算原理以及实现等,在发动机的所有监控参数当中选取了14个热力参数进行故障检测:氢泵前阀门入口压力(p_{de})、氧泵前阀门入口压力(p_{dy})、燃气发生器压力(p_d)、推力室压力(p_k)、发生器氢喷前压力(p_b)、发生器氧喷前压力(p_{by})、推力室氧喷前压力(p_y)、氢冷却套出口压力(p_{de})、氧泵出口压力(p_{ey})、氢泵出口压力(p_{ey})、氢泵前阀门入口温度(T_{de})、氢泵后温度(T_{ey})、氧泵前阀门入口温度(T_{dy})、氧泵后温度(T_{ey})。这里既有压力参数又有温度参数,涵盖了推力室、燃气发生器、冷却夹套和氢氧涡轮泵等发动机的主要部件,能较好地反映发动机的工作状况。

“红线关机”监控算法主要是针对个别参数

进行监控,忽略了发动机的整体性,因此不能很好地反映发动机的工作特性和实际运行情况。在本文中,将 14 个已选的参数组成神经网络的输入向量,将下一时刻的 14 个参数组成输出向量,如此则不仅能够全面的监控发动机的工作状况,还能满足时间上的前后对应关系。

2.3 神经网络的实现

对于氢氧火箭发动机的起动工作过程,本文采用三层 BP (Back Propagation) 算法来进行故障检测。输入层和输出层的神经元均为 14 个,按照经验公式隐含层神经元设为 40 个,各层之间的传递函数为 'Logsig' 和 'Tansig',训练函数是 'Trainlm'。

由于在监控参数里面既有压力参数,又有温度参数,并且起动工作过程数据的波动很大,各参数之间相差也较大,因此需对数据进行归一化处理,将其转换到 $[-1,1]$ 区间,以减少 Matlab 的计算和训练时间。在计算仿真时,再将结果还原为正常的数据形式,与采集得到的测量数据进行对比计算来判别发动机是否发生异常。

神经网络对训练数据要求较高,训练数据的好坏、包含的系统信息是否充足将直接影响到网络性能。因此,通过对已有的试车数据进行分析 and 比较,TEST62-1 的起动过程比较平稳,各参数值波动相对较小,选取了 TEST62-1 试车的 0~4 秒的数据来进行训练,时间间隔是 0.02ms,共 200 组数据。

2.4 BP 神经网络的故障检测

由于液体火箭发动机的工作过程是一个多参数多变系统,因此为了判断系统是否发生故障,

定义了一个综合检测指标 $S_{ee} = \sqrt{\sum_{i=1}^m (e_i^2 / y_i^2)}$ 。其中,神经网络辨识误差向量定义为: $e = [e_1, e_2 \cdots e_m]'$, $\Delta = [\hat{y}_1 - y_1, \hat{y}_2 - y_2, \cdots, \hat{y}_m - y_m]'$, 神经网络期望输出向量定义为: $Y = [\hat{y}_1, \hat{y}_2 \cdots \hat{y}_m]'$ 。阈值定义为 S_m , 由发动机正常过程中对该综合检测指标的统计处理(均值、方差等)获得。可以给出故障检测的决策标准^[2]为:

若 $S_{ee} = \sqrt{\sum_{i=1}^m (e_i^2 / y_i^2)} > S_m$, 则发动机工作异常;

若 $S_{ee} = \sqrt{\sum_{i=1}^m (e_i^2 / y_i^2)} \leq S_m$, 则发动机工作正常。

网络训练好以后,使用其他的正常试车数据来计算检测阈值 S_m 。为了降低检测过程中的误报警率,提高检测方法的鲁棒性,引入了持续性检验指标。如果综合检测指标只是一次超越阈值并不认为发动机发生故障,只是判定其工作异常,只有当综合检测指标连续超越阈值 3 次才认为发动机发生故障,发出报警。

3 BP 神经网络故障检测性能分析

虚拟仪器编程语言 Lab Windows/CVI 是美国 NI (National Instruments) 公司利用虚拟仪器技术开发的 32 位面向计算机测控领域虚拟仪器的软件开发平台。在本文中,开发了基于 Lab Windows/CVI 的 BP 神经网络故障检测系统,如图 2 所示。

按照设定的输入输出模式,利用已有的多次历史试车数据对 BP 神经网络故障检测进行验证和考核。表 1 给出了其中起动工作阶段的三次故障试车和一次正常试车的验证结果。

表 1 试车数据验证结果

Tab.1 Verified results by hot test data

试车号	TEST 21-0	TEST 18-8	TEST 06-0	TEST 61-9
起动报警时间	1.3s	0.6s	/	正常
红线关机时间	5.9s	1.32s	20.0s	正常

图 3、图 4 和图 5 分别是发动机起动阶段故障试车 TEST21-0、TEST18-8 和 TEST06-0 的检测结果。

由图 3 可知,对 TEST18-8, BP 神经网络算法在 0.6s 时检测出故障并发出报警,“红线”监

控在 1.32s 紧急关机。

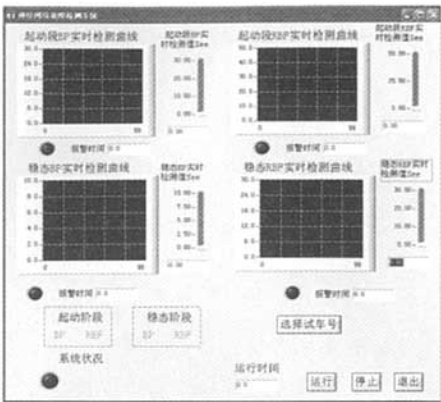


图 2 神经网络故障检测系统

Fig.2 Fault detection system based on Neural Network

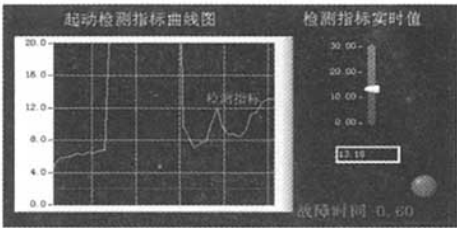


图 3 TEST18-8 检测结果

Fig.3 Verified result of TEST18-8

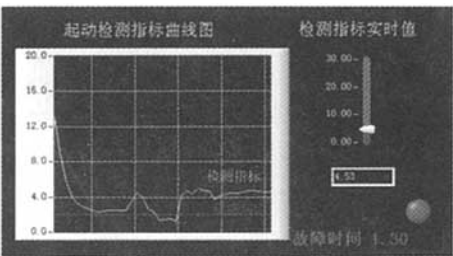


图 4 TEST21-0 检测结果

Fig.4 Verified result of TEST21-0

由图 4 可知，对 TEST21-0，BP 神经网络算法在 0.4s 时检测出故障并发出报警，“红线”监控在 5.9s 紧急关机。

TEST06-0 的起动过程当中，参数之间满足相互耦合关系，只是工况偏低，因此 BP 神经网络算法认为没有发生故障，“红线”监控在

20.0s 紧急关机。

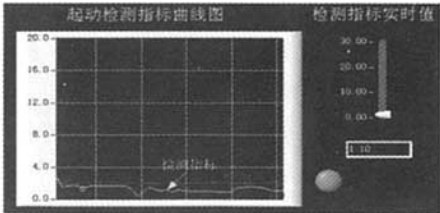


图 5 TEST06-0 检测结果

Fig.5 Verified result of TEST06-0

4 结论

本文利用已有的试车数据，采用神经网络的 BP 算法对液体火箭发动机的起动工作过程进行故障检测，通过多次试车数据的验证和考核，结果表明：在选择了合理的监控参数，对各参数值进行归一化处理，采取了合适的输入输出参数组合模式后，训练好的神经网络结构能够及时、有效地对液体火箭发动机起动工作过程进行故障检测与报警，没有出现误报警和漏报警，体现了 BP 算法在处理多参数多变复杂系统上的可行性和优越性。

结合相应的硬件设备以后，故障检测系统能够实现参数数据的采集、存储、分析和处理功能，能在线对液体火箭发动机试车进行故障检测与报警，为以后的箭载故障检测与报警系统的发展提供了一定的参考意义。

参考文献:

[1] 飞思科技产品研发中心. 神经网络理论与实现[M]. 电子工业出版社, 2005.

[2] 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, 1998.

[3] 刘君华主编. 虚拟仪器编程语言 Lab Windows/CVI 教程[M]. 电子工业出版社, 2001.

[4] 闻新, 周露, 等. MATLAB 神经网络仿真与应用[M]. 科学出版社, 2003.

[5] 李大鹏. 液体火箭发动机起动过程故障检测研究[D]. 北京: 航天科技集团总公司一院一部, 2004.

(编辑: 马 杰)