

文章编号: 1001-2486(2007)05-0010-04

液体火箭发动机基于神经网络的实时故障检测算法实现*

黄 强, 吴建军, 刘洪刚, 谢廷峰

(国防科技大学 航天与材料工程学院, 湖南 长沙 410073)

摘 要:以某大型液体火箭发动机为研究对象, 针对其启动和稳态工作过程, 利用 Matlab 和 Lab Windows/CVI 等编程工具, 基于神经网络技术, 开发实现了其地面试车过程实时故障检测的 BP(Back Propagation)和 RBF(Radial Basis Function)算法。多次试车数据离线检验和实时在线考核结果均表明该方法能够及时、有效地检测出发动机工作过程中的故障, 没有出现误报警和漏报警, 并能够很好地满足现场试车的实时性和鲁棒性等要求。

关键词:液体火箭发动机; 故障检测; 神经网络; BP 网络; RBF 网络

中图分类号: V434 **文献标识码:** A

Implementation of Real-time Fault Detection Algorithms Based on Neural Network for Liquid Propellant Rocket Engines

HUANG Qiang, WU Jian-jun, LIU Hong-gang, XIE Ting-feng

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

Abstract: Based on the back propagation and radial basis function neural network, and using the tool of Matlab and Lab Windows/CVI, the real-time fault detection algorithms for the start-up and main-stage process of a certain liquid-propellant rocket engine in ground tests are developed in this paper. The algorithms realized were verified with a great deal of historical test-data and also validated in the practical ground tests of the engine. The results show that the algorithms not only can detect the fault of the engine in time and efficiently without false alarm and missing alarm, but also can meet the real-time ability and robustness requirement.

Key words: liquid-propellant rocket engine; fault detection; neural network; back propagation network; radial basis function network

“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,它在一定程度上模拟了人脑神经网络的信息处理、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: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;易于用软硬件实现等^[1]。而对于液体火箭发动机,由于其启动和稳态工作过程的高度非线性和强耦合性,使得我们不太可能通过建立精确的数学模型来进行其地面试车过程的实时故障检测。因而现阶段,我国液体火箭发动机地面试车中主要还是采用“红线关机”监控方法,但是这种方法故障覆盖面较低,而且不能预示故障的发展趋势^[2-3]。

1 神经网络故障检测算法的设计与实现

1.1 实时故障检测算法的改进和完善

将神经网络算法应用于液体火箭发动机实时在线故障检测与报警系统需要考虑的问题:

(1)在神经网络算法的检测过程中,如果只是监控少数几个测量参数,并不能全面地反映发动机的工作特性和实际运行状态,对实时检测的效果会大打折扣,甚至导致检测结果的不及时、不准确;但是如果监控的参数过多,对神经网络结构而言,则其输入输出向量的个数就会增加,根据经验公式,隐含层的

* 收稿日期: 2007-01-09

基金项目: 国家 863 高技术资助项目(2005AA7XX070); 教育部“新世纪优秀人才支持计划”项目(NCET-06-09278)

作者简介: 黄强(1982—), 男, 博士生。

节点数也会大大增加,这样无论是神经网络的训练过程还是实时仿真过程其计算量都比较大,有可能会较大幅度地增加计算时间,影响算法的实时性;

(2)对于不同的问题,在选择学习算法对BP网络进行训练时,不仅要考虑算法本身的性能,更要视实际情况的复杂程度、样本集的大小、网络规模和误差要求来具体设置BP网络结构,包括隐含层的层数,各层之间的传导函数,以及训练函数等网络参数;

(3)由于基本的BP算法具有收敛速度慢、容易陷入局部极小点等缺点,因此常常需要对其加以改进,使其学习速度提高并具有更好的推广能力;

(4)为保证神经网络检测算法的实时性,神经网络算法进行数据计算和处理的时间必须小于系统数据采集的时间。

因此,结合发动机地面试车的具体要求,针对发动机故障检测与报警的神经网络算法,进行了改进和完善,主要包括:

(1)设计了多输入多输出的神经网络结构,并采用了综合检测指标来进行实时检测,力求尽可能全面地反映发动机的工作情况;

(2)基于MATLAB神经网络工具箱给出了两种用于提高神经网络推广能力的方法,同时也可以改善学习速度,这两种方法是“正则化方法”和“提前停止法”;

(3)为了降低检测过程中的误报警率,提高检测方法的鲁棒性,在发动机实时故障检测与报警系统中,分别引入了持续性检验指标和多参数原则来进一步降低误报警率,即:当 $d = \min(\Delta y_1, \Delta y_2, \dots, \Delta y_k) > dm$ 时,才判断发生故障,其中 $\Delta y_k = |\hat{y} - y|$, k 为持续检验时间的宽度;针对发动机的多个重要监控参数都执行误差带的判断标准,只有当 n (根据实际需要指定)个参数的误差同时超出了各自误差阈值带时才发出报警。

1.2 具体实现步骤

(1)参数的选取和训练样本的确定

由于液体火箭发动机实时故障检测与报警系统要求在线运行,因此对参数必须进行合理的选取,主要是根据发动机的工作特点和实际试车的需要,以及数据采集设备的性能来组成选取规则。考虑到神经网络算法的特点以及实时性等多方面的要求,在监控参数中,选择最能代表发动机工作状态的一些参数作为输出向量组,而将其余的参数作为输入向量组。这样不仅和实际的发动机动力学方程比较适合,并且有利于算法实时性的改进。

因此,选取氢泵前阀门入口压力(Pohr)、氧泵前阀门入口压力(Pohy)、氧涡轮入口压力(Powr)、氢涡轮出口压力(Pewr)、氧涡轮隔离腔压力(Pg)、氢涡轮入口压力(Powr)、推力室氧喷前压力(Py)、氢泵前阀门入口温度(Tohr)和氧泵前阀门入口温度(Tohy)等9个参数组成输入向量,而将燃气发生器压力(Pf)、推力室压力(Pk)、发生器氢喷前压力(Pfr)、发生器氧喷前压力(Pfy)、氢冷却套出口压力(Pel)、氧泵出口压力(Pey)、氢泵出口压力(Per)、氢泵后温度(Ter)和氧泵后温度(Tey)等9个参数组成输出向量,形成神经网络算法的输入输出模式。由于发动机的启动工作阶段和稳态工作阶段工作特性相差较大,且参数值的变化波动也有较大差别,因此在神经网络算法中,将发动机的启动和稳态工作阶段分别进行处理^[8]。选取发动机试车启动和稳态过程正常试车数据作为神经网络的训练样本。

(2)网络的训练

在定义了神经网络的训练样本(包括输入向量和输出向量)后,对液体火箭发动机试车数据进行转换和归一化等前期数据处理,然后将其导入构建好的神经网络,接着对神经网络的权值和阈值进行初始化,开始训练网络。其中神经网络的各参数可以根据需要调整。

由于三层BP网络已经能够实现大部分的非线性映射,因此在故障检测算法中,也采用三层网络结构。按照经验公式,将BP网络隐含层节点设置为20个,组成9-20-9的三层BP网络结构,隐含层和输出层的传递函数分别是“Tansig”和“Logsig”,训练函数是“Trainlm”,直至训练效果较好(训练步数epochs=1000步),达到设定的误差精度(goal=e1-6)为止。这样就得到可用来进行实时辨识的网络。

对于 RBF 神经网络,采用的误差指标 $goal = e1 - 6$,扩展常数 $spread = 3$,神经元最大个数 $mn = 50$,训练过程的显示频率 $df = 1$,网络的建立函数采用的是“newrb”,最后达到的误差精度 $goal = e1 - 3$ 。

得到了可用来进行实时辨识的网络后,将另外的正常试车数据作为网络输入向量可以进行实时仿真,得到关于 9 个输出监测参数的综合检测指标 S_m 的实时值并与其阈值 S_m 进行比较。根据可信度的计算方法,阈值 S_m 采用检测指标的均值加上其标准差的 3~6 倍,其具体值根据监测情况决定。

(3) 算法实时性的改进和完善

神经网络的训练可以在试车之前就完成,是一个离线的过程,而真正需要实时运算的就是将实际采集数据代入到训练好的神经网络中进行仿真计算的过程。

因此,为满足现场试车中对神经网络算法实时性的要求,在将实际采集数据进行仿真计算之前,首先需要对样本数据进行一些预处理,即在仿真计算之前,运用最大最小型函数或零均值和标准偏差型函数将测试样本基于训练样本的范围进行归一化,使神经网络结构的输入向量和输出向量处在 $[-1, 1]$ 内或化为零均值和偏差为 1 的标准向量,从而大大降低计算复杂程度,提高计算效率。

此外,在此前的文献中大多都是通过程序调用 Matlab 软件,将输入参数传入到 Matlab 的工作区,再根据训练好的神经网络结构,计算得到仿真输出,然后将输出结果反传回故障检测算法当中,这中间由于涉及到程序的调用以及数据的传入和传出,因此相应时间和计算耗时都比较多,不太适合于故障检测算法的实时运行。因此我们结合神经网络理论知识和 Lab Windows/CVI 开发工具,编写了神经网络的仿真函数,而不必再通过 Lab Windows/CVI 调用 Matlab 引擎^[6-7]。由于参数的测量、分析和处理都在同一环境下,因此减少了算法的响应时间和计算时间,能够更好地满足实时运行的要求。

在发动机的实际试车过程中,存在着一些不稳定因素,在采集参数值时会出现个别的野点,如果不加以排除,会影响到监测结果的可信度。因此,为了提高该算法的稳健性,在计算实时检测值时,将判断误差向量中误差最大的两个分量进行了剔除,消除了个别参数的变化对检测算法所造成的影响。

2 神经网络故障检测算法的验证和考核

在完成神经网络结构的训练后,按照输入输出模式,利用已有的历史试车数据对算法进行离线验证。表 1 和表 2 分别是神经网络算法对启动过程故障数据和稳态过程故障数据的检测结果,表 3 是神经网络算法对正常试车数据的故障检测结果。

表 1 启动过程故障的检测结果

Tab.1 Detection results of fault test data in start-up process

试车数据	包络线(s)	BP(s)	RBF(s)	红线(s)
TEST1	0.6	0.6	0.6	1.3
TEST2	0.9	0.6	0.6	1.3

表 2 稳态过程故障的检测结果

Tab.2 Detection results of fault test data in main-stage process

试车数据	红线(s)	BP(s)	RBF(s)
TEST3	43.2	42.8	42.8
TEST4	275.8	275.8	275.7
TEST5	30.23	30.2	30.2

表 3 正常试车数据检测结果

Tab.3 Detection results of normal test datas

试车数据	结果	试车数据	结果	试车数据	结果	试车数据	结果	试车数据	结果	试车数据	结果
TEST0-0	/	TEST1-7	/	TEST6-1	/	TEST1-2	/	TEST9-3	/	TEST2-4	/
TEST0-1	/	TEST1-0	/	TEST6-2	/	TEST1-3	/	TEST9-4	/	TEST2-1	/
TEST0-2	/	TEST1-1	/	TEST6-3	/	TEST1-4	/	TEST4-1	/	TEST3-1	/
TEST1-5	/	TEST5-2	/	TEST8-3	/	TEST9-1	/	TEST2-2	/	TEST3-2	/
TEST1-6	/	TEST5-3	/	TEST8-4	/	TEST9-2	/	TEST2-3	/	TEST3-3	/

图 1 是对启动过程故障 TEST1 的检测结果,BP 和 RBF 算法均在 0.6s 报警,红线技术在 1.3s 报警。

从这些检测结果比较可以看出,BP 算法和 RBF 算法能及时检测出试车故障,且多数故障试车的报警时间比红线关机时间都有不小的提前量,基本达到了故障检测的及时性要求;算法的敏感性好,对试车故障有着很高的分辨率;经过对 35 次试车数据的检测,算法的检测率达到了 100%,其误报警率和漏

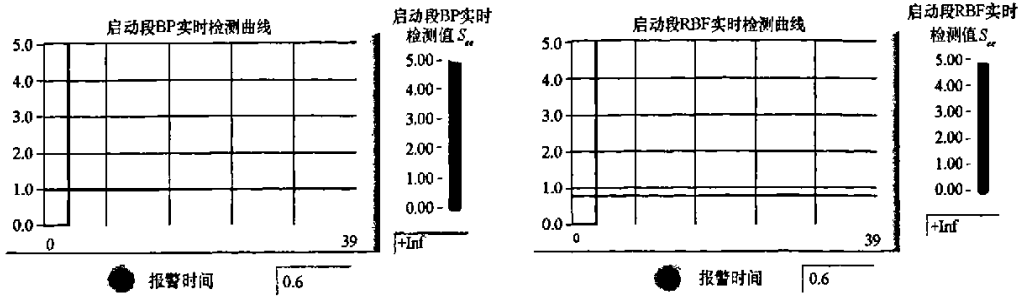


图1 启动过程故障 TEST1 的检测结果

Fig.1 Detection results of TEST1

报警率都为 0%;且在系统工作时算法运行稳定,能在存在参数误差和随机干扰的情况下保持正确预报发动机故障的能力,基本达到了鲁棒性和可靠性的要求。

图 2 是对稳态过程故障 TEST3 的检测结果,BP 和 RBF 算法均在 42.8s 报警,红线技术在 43.2s 报警。

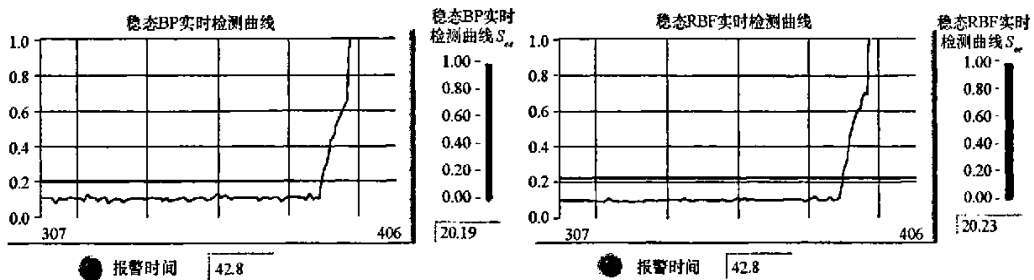


图2 稳态过程故障 TEST3 的检测结果

Fig.2 Detection results of TEST3

神经网络算法作为液体火箭发动机实时故障检测与报警系统的重要组成部分,分别参加了某型发动机地面试车实验的 120s 和 372s 试车,对算法进行在线考核。试车过程中算法工作良好,未出现误报警和漏报警,算法的性能得到了进一步验证。

3 结论

本文利用已有的试车数据,采用神经网络的 BP 和 RBF 算法对液体火箭发动机的启动和稳态工作过程进行故障检测,并通过了多次试车数据的验证和发动机地面试车的在线考核,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以及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工作过程中的已有故障进行检测与报警,并且没有出现误报警和漏报警,体现了神经网络方法在处理多参数多变复杂系统上的可行性和优越性。同时,神经网络算法能够满足发动机地面试车中故障检测实时性和鲁棒性的要求。

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].北京:电子工业出版社,2005.
- [2] Liu H G, Xie T F, Ding W C, et al. Real-time Fault Detection and Alarm System for Liquid Propellant Rocket Engines[C]//The 56th International Astronautical Congress, Japan, 2005.
- [3] 黄敏超.液体火箭发动机故障的神经网络诊断研究[D].国防科技大学,1998.
- [4] Sharma R, Singh K, Singhal D, et al. Neural Network Applications for Detecting Process Faults in Packed Towers[J]. Chemical Engineering and Processing, 2004:841 - 847.
- [5] Persin S, Tovornik B. Real-time Implementation of Fault Diagnosis to a Heat Exchanger[J]. Control Engineering Practice, 2005:1061 - 1069.
- [6] 刘君华.虚拟仪器编程语言 Lab Windows/CVI 教程[M].北京:电子工业出版社,2001.
- [7] 闻新,周渊,等. MATLAB 神经网络仿真与应用[M].北京:科学出版社,2003.
- [8] 李大鹏.液体火箭发动机启动过程故障检测研究[D].航天科技集团一院一部,2004.

