

应用反推神经网络 检测液体火箭发动机多维故障*

国防科技大学 黄敏超* 张育林

【摘要】 基于可测参数所构成的参数模式对应着一定的发动机故障模式,应用反推神经网络检测发动机多维故障,方法的有效性由只有泵效率下降和喷注器阻塞同时发生的数值仿真得到验证。

主题词: 神经网络 液体推进剂火箭发动机 故障检测

分类号: V434

对于多维故障,传统模式识别采用的是最小均方差法,然而,在实际应用中,这种方法并不是很理想。BP 网络是一种可学习或可训练的反推神经网络,反推神经网络易于硬件实现,总体性能优越,现已在自动控制、模式识别和故障检测等领域得到广泛应用^[1~3]。反推神经网络在实现多维故障的分类与识别时,只需在输出层中规定一定数量的神经元结点,不同的输出结点对应于不同的故障。本文用发动机输出模式和故障模式组成样例训练反推神经网络,在此考虑了只有泵效率下降和喷注器阻塞同时发生的情况,其数值仿真验证了应用反推神经网络检测发动机多维故障的有效性。

1 发动机故障模拟

在液体火箭发动机的地面试车中,可获得的测量参数有:泵后压力(P_{o2} , P_{f2})、燃烧室压力(P_c)、供应系统总流量(m_o , m_f)、副系统流量(m_{o2} , m_{f2})和泵的转数(n),这些测量参数构成反推神经网络的输入模式:

$$\bar{X} = [P_{o2}, P_{f2}, P_c, m_o, m_f, 100m_{o2}, 10m_{f2}, n]$$

发动机多维故障数据通过 Hopfield 神经网络模拟液体火箭发动机(LRE)系统获得^[4],发动机氧化剂泵出口压力与燃烧室压力随泵效率下降和喷注器阻塞二维故障变化趋势见图 1。从图中可以看出:发动机故障参数变化表面比较光滑,并且故障分布表面的等高线基本上不同,也就是说,每一种故障输出工作参数构成的参数模式与故障模式存在着一一对应关系,这是发动机故障模式识别的出发点和基础。仔细观测图 1 还知,故障分布表面有细微波动,这是由于数值计算误差和有限点画出的表面二者结合所致,虽然这会对发动机故障识别带来不确定性,但是只要我们选定足够的发动机工作参数组成参数模式,就可以消除计算误差的影响。

1993 年 7 月收到;1993 年 11 月收到修改稿。 * 本文系国家自然科学基金资助项目

* * 湖南省长沙市国防科技大学一系研究生队 410073

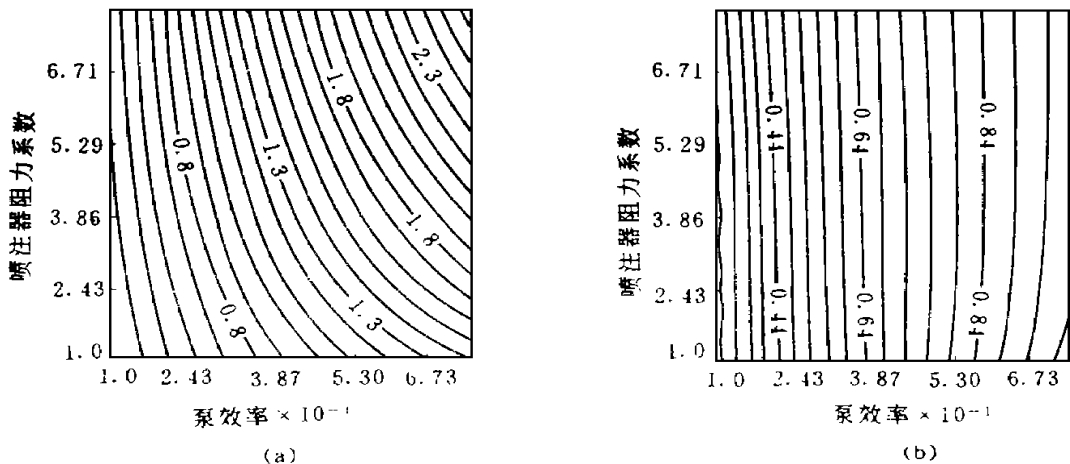


图 1 (a) 氧化剂泵出口压力 (b) 燃烧室压力随故障参数的等高线

2 反推神经网络简介

神经网络结构见图 2。节点的作用函数采用 S 型函数(Sigmoid)

$$0_{i,k} = \theta_{i,k} / 1 + \exp(-\beta_{i,k} Net_{i,k}) \quad (1)$$

$\theta_{i,k}$ 为节点输出的饱和值, $\beta_{i,k}$ 为 S 型作用函数的斜率, $0_{i,k}$ 为第 k 层第 i 节点的输出, $Net_{i,k}$ 为第 k 层第 i 节点的内部状态或称输入, 由下式给出

$$Net_{i,k} = \sum_j W_{i,j,k} 0_{j,k-1} + t_{i,k} \quad (2)$$

式中, $W_{i,j,k}$ 为第 $k-1$ 层第 j 点对第 k 层第 i 节点的权系数, $t_{i,k}$ 为第 k 层第 i 节点的阈值。

对于每一个输入的模式样本, 误差及全部学习样本, 系统的误差分别定义为

$$E_p = \sum_j (d_{p,j} - 0_{p,j,n})^2 / 2, \quad E = \sum_p \sum_j (d_{p,j} - 0_{p,j,n})^2 / 2P$$

图 2 反推神经网络模型

式中, P 为训练数, $d_{p,j}$ 为第 P 个样本第 j 个分量的期望输出。

神经网络学习过程就是调整权系数和神经元节点结构参数的过程。为了使 E_p 尽快地下降, 一般选取调整量与负梯度成比例, 即

$$\Delta_p U = -\eta (\partial E_p / \partial U) \quad (4)$$

其中, $U \in [W_{i,j,k}, t_{i,j,k}, \theta_{i,k}, \beta_{i,k}]$ 代表神经网络结构参数, $\eta \in [\eta_1, \eta_2, \eta_3, \eta_4]$ 为相应学习步长, $\Delta_p U$ 是针对一个输入样本的神经网络结构参数调整量。在实际学习过程中发现, 比较好的方法是: 每次取一组样本, 分别求出其中每个样本所对应的 $\Delta_p U$, 而每次调整量取它们的平均值

$$\Delta U = \sum_p \Delta_p U / P \quad (5)$$

整个学习过程如下: 随机地给出一组数值作为权系数和神经元结构参数的起始值, 取一组样本, 依次将其中每一个样本作为网络输入, 计算网络输出值, 一般来讲, 这时系统的误差很大, 必须调整权系数。将上述样本组的每一个样本所对应 $\Delta_p U$ 求出后, 由式 (5) 计算 ΔU , 并由此调整各量。这就是一次样本组输入的调整过程。调整后, 网络与所要求的仍会有差距, 需要再

进行调整。重复上述过程,直到满足学习精度要求。

在实现这种网络时,我们发现:(1)若学习速度取为定值,初期的系统误差收敛速度慢,而且一定的学习速度对应着一定的收敛精度,为此,引入变学习步长 $\eta = C_1(C_2)^I + C_3(C_1, C_2, C_3$ 为常数, I 为迭代次数)。(2)系统误差在局部最小值或某稳定点或在这些点之间振荡,不管经历了多少次迭代,系统误差都会停留在某个较大的值上。为了避免系统误差陷入局部极小,本文在式(5)每个方程右边加上一个随机噪声序列 $n(t)$,即

$$\Delta U = -\eta(\mathcal{E}/\partial U) + n(t) \quad (6)$$

数值仿真表明:在神经网络学习过程中,当误差函数 E 变大时加载一个均匀分布的随机数 $n(t)$,学习总会跳出局部极小。当求出 $\Delta_p U$ 以后,由公式(6)就可算出神经网络结构参数每次的调整量,有关 $\Delta_p U$ 的详细计算公式,现已有标准算法^[5]。

3 多维故障检测

当发生多维故障时,要求检测出每种故障并显示故障大小。作为分析检测同时发生多种故障的事例,考虑了只有泵效率下降和喷注器阻塞同时发生的情况,选用一个正常和 124 个泵效率下降与喷注器阻塞同时发生的故障样例训练 BP 神经网络,神经网络的输入层、中间层和输出层神经元数分别为 $\{8, 7, 2\}$,然后选取 77 个不同于学习样本的故障模式进行实验,结果见图 3。图中“○”代表实测故障点,“●”表示神经网络显示点。从图中可以看出:神经网络显示的点与实际故障点基本重合。

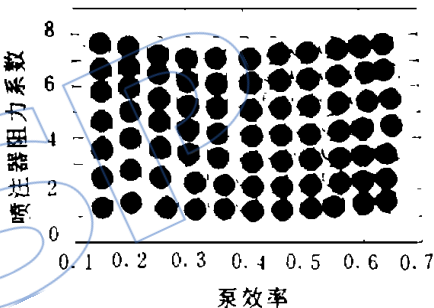


图 3 二维故障检测仿真结果

结论 Hopfield 神经网络不仅能模拟发动机一维故障状态而且还能模拟发动机多维故障情况。BP 网络是一种可学习的反推神经网络,具有很强的容错能力,训练好的反推神经网络能在很短时间内成功地检测出 LRE 故障。

参 考 文 献

- 1 Michael A Sartori, Panos J Antsaklis. Implementations of Learning Control Systems Using Neural Networks. IEEE Trans. Control Systems, 1992
- 2 Michael Peter Kennedy, Leon O Chua. Neural Networks for Nonlinear programming. IEEE Trans. Circuit and Systems, 1988, 35(5)
- 3 Cooper D J, Megan L, Hinde R F, Jr. Disturbance Pattern Classification and Neuro-Adaptive Control. IEEE Trans. Control Systems, 1992: 42- 48
- 4 黄敏超, 冯心, 张育林. 应用神经网络识别泵压式液体火箭发动机的故障模式. 湖南省宇航学会推进技术、应用力学联合学术交流会, 1992
- 5 胡泽新等. 神经网络自适应控制系统研究. 控制与决策, 1992

(责任编辑 王庆康)

ENGINE THRUST RESPONSE TO PULSED FUEL SUPPLY IN MAIN COMBUSTOR

Wang Xiaofeng, Xin Xiaowen, Dang Huaiyi

(*China Flight Test Establishment, Xi'an 710089*)

ABSTRACT

The mathematical model of a two-spool turbojet engine with pulsed fuel supply system was established and considered in this paper. The thrust responses to pulsed fuel supply in main combustor at six flight regimes have been calculated by the use of the established model based on flight test data. The calculated results were discussed and compared with flight test data in detail. The results show that engine thrust in this case drops 77~90% in a short time. This means pulsed fuel supply system has a heavy effect on engine performance.

Key words Engines Mathematical models Combustor Flight tests

NUMERICAL SIMULATION ON TRANSIENT OPERATION OF TWIN- SPOOL TURBOJET ENGINES DURING PULSATORY FUEL SUPPLY

Zheng Qingxiong and Chen Fuqun

(*7th Dept., Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072*)

ABSTRACT

Since pulsatory supply of fuel in operation of turbojet engines deteriorates both combustion and turbine efficiencies and makes them deviate from data given by characteristic maps. Moreover, it is also hard to obtain an empirical correlation for correcting the deviations of both these efficiencies. A new approach proposed in present study is to replace the two maps of combustion and turbine efficiencies by experimentally measured high pressure and low pressure shaft speed curves, which can be used as the known conditions for differential equations describing transient operation of twin-spool turbojet engines. Both Euler's method and Newton-Rapson's iteration are used in calculation discretizing for and solving the differential equations. Based on the above-mentioned approach, a transient operation of a twin-spool turbojet engine during pulsatory supply of fuel has been numerically simulated. The numerical results are in good agreement with those experimental measurements.

Key words Turbojet engines Numerical simulation Combustor Transient process

LIQUID ROCKET ENGINE MULTI- FAILURE DETECTION USING BP NEURAL NETWORK

Huang Minchao and Zhang Yulin

(*1st Dept., National University of Defense Technology, Changsha 410078*)

ABSTRACT

Based on a measurable survey pattern corresponding to a rocket engine failure pattern, the multi-failure is detected by using back propagation (BP) neural network, which provides interesting means for pattern recognition and classification. The BP algorithm minimizes the mean square error between the desired and the actual output of the network. The learning algorithm is carried out with a gradient-descent technique. In order that the mean square error does not fall into partial minima noise, a sequence of random noises is recommended in the BP algorithm. As a test case, only the pump inefficiency and the sprayer jam in the liquid rocket engine were studied, and the failure detection simulation was given to show great advantages of the BP neural network.

Key words Neural networks Liquid propellant rocket engines Failure detection