

文章编号: 1000-8055 (2001) 01-0041-03

固体燃料冲压发动机燃速的人工神经网络辨识

陈小前, 王振国, 谭建国, 杨 涛, 张为华
(国防科技大学 航天与材料工程学院, 湖南 长沙 410073)

摘要: 由于固体燃料冲压发动机 (SFRJ) 结构的特殊性, 其燃速的预测比较困难。为探讨燃速对于不同飞行工况的依赖性, 对模拟试验的结果采用 BP 人工神经网络进行了辨识, 并将辨识结果与用最小二乘法辨识的结果进行比较。从辨识的结果来看, 这种辨识方法具有精度高、处理实验数据迅速、能进行在线辨识等特点, 能够较好地满足工程应用的要求。此外, 在利用人工神经网络对类似的大样本系统进行辨识时, 如果能采用一些数学上的处理技巧, 可大大加快训练速度。

关键词: 燃速; 系统辨识; 人工神经网络; 最小二乘法

中图分类号: V435 文献标识码: A

1 引 言

在固体燃料冲压发动机 (SFRJ) 的研究中, 燃速对于不同飞行工况的依赖性, 一直是 SFRJ 研究的一个重点, 因为它对于 SFRJ 的推力、工作时间、效率等都有重要意义。由于 SFRJ 与常规发动机结构上的有较大的不同, 影响燃速的因素比常规的固体火箭发动机复杂得多, 文献 [1] 就这个问题从理论上进行了初步探讨。从国外的资料来看, 确定 SFRJ 的燃速主要是通过实验加系统辨识的方法^[2~4], 但是这些辨识所采用的方法, 普遍存在着辨识精度差、收敛速度慢等不足。

由于人工神经网络 (ANN) 具有能逼近高度复杂的非线性、并行高速处理、高度容错、联想记忆、学习简便等优点, 所以近年来在非线性的动力学系统的辨识中得到了广泛应用^[5,6]。本文尝试采用 BP 神经网络来辨识 SFRJ 的燃速, 学习的样本来自某型试验发动机的试验结果^[7], 并将所得的结果与采用传统方法中应用最为广泛的最小二乘法的辨识结果进行了比较。

2 SFRJ 的燃速最小二乘法辨识

由于 SFRJ 的燃速是随轴向不断变化的, 因

此文献 [1] 中引入了平均燃速的概念, 本文所进行的燃速辨识指的即是平均燃速, 为方便起见, 将其记为 $\bar{r}$ 。

在一系列假设的条件下, 文献 [7] 中给出了理论分析的结果, 认为燃速公式可以表达为:

$$\bar{r} = C p^{x_1} G^{x_2} T_{\text{air}}^{x_3} \quad (1)$$

式中 p 为燃烧室压强, G 为入口气体流量, T_{air} 为入口空气的温度。文献 [7] 中进行了飞行工况的模拟实验, 在不同的入口空气温度、入口气体流量、燃烧室压强条件下进行了平均燃速的测量, 并得到了大量的实验结果, 部分实验结果如表 1 所示。

在已知模型结构形式时, 最小二乘法是最常用也最简单的一种辨识方式^[8]。文献 [7] 中, 对试验所得的大量数据, 利用最小二乘法对 (1) 式中的未知参数 C, x_1, x_2, x_3 进行了辨识, 得到:

$$\bar{r} = 0.00126 p^{0.35} G^{0.37} T_{\text{air}}^{0.66} \quad (2)$$

3 SFRJ 燃速的 BP 神经网络辨识

以上的最小二乘法辨识前提是假设燃速满足式 (2) 所示的指数关系式时进行的, 但是通过对大量的实验结果进行验证, 却表明辨识的结果有时并不理想。我们认为, 以上的理论分析和假设中可能存在着一些

尚未考虑的因素,事实上 3 个输入量之间可能存在着某种相互耦合,因此 *SFRJ* 的燃速公式可能是比较复杂的非线性关系,用上式所给出的简单的指数形式是不十分准确的。

在逼近非线性关系时,人工神经网络表现出了极强的能力,基于这样的考虑,本文尝试采用目前应用最为广泛的 *BP* 神经网络^[9]来辨识 *SFRJ* 的燃速。

3.1 *SFRJ* 燃速辨识问题的 *BP* 神经网络表述

由上面的分析可知, *SFRJ* 的燃速辨识模型可认为是一个 *MISO* 系统,沿用上面的符号,假设待辨识的燃速方程为:

$$\dot{r} = F(p, G, T_{air}) + \vec{v} \quad (3)$$

其中, F 为某种未知非线性函数关系式, $\vec{v}$ 为噪声向量。设综合的输入为 $\vec{X} = (p, G, T_{air})$, 由于 $F(\cdot)$ 未知,我们可用 *BP* 神经网络充当辨识的仿真器 (*simulator*), 利用输入、输出样本对此神经网络进行学习训练,使神经网络在某一准则下逼近于系统 (3)。

设未受噪声干扰的基准函数为 $\tilde{r} = \tilde{F}(\vec{X})$, 由神经网络表示的非线性函数为 $\hat{r} = \hat{F}(\vec{X}, W)$, 其中 W 为全部权阈值向量。则对于每个 $\vec{X}$, 相应应有: 实际输出 $\dot{r}$, 基准函数输出 $\tilde{r}$ (未知), 网络输出 $\hat{r}$ 。定义拟合偏差 $e = \dot{r} - \hat{r}$, 通常的学习算法是沿下降方向不断修正权阈值 W , 使目标函数 $E_{LS} = \sum_{p=1}^P e^2$ 最小, 从而用网络输出逼近实际输出, 实现系统辨识。

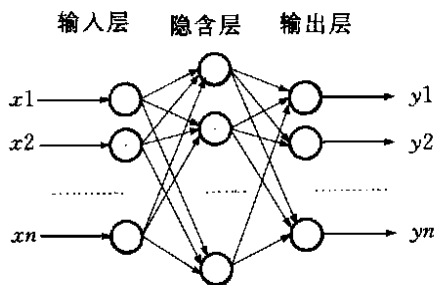


图1 *BP* 神经网络结构示意图

BP 神经网络是一种应用非常广泛的网络,其结构如图1所示,一般由输入层、隐含层、输出层组成,在隐层节点不限的条件下,隐层数为1的3层神经网络可以逼近任意非线性。在 *BP* 神经网络中,一般用广义 *S* 型函数描述神经元的输入输出特性,权值调整的方法采用 *BP* 算法,关于 *BP* 算法的具体讨论参见文献 [9]。但传统的 *BP*

算法存在着收敛速度较慢等缺点,这对于大样本问题尤其突出,为此本文尝试使用共轭梯度法对其进行改进。

3.2 *BP* 神经网络辨识过程

用 *BP* 神经网络进行燃速辨识的过程,对一般的大样本的辨识问题具有较好的通用性。

先对试验得到的大量数据进行预处理和相容性检验,对得到的 1500 对数据进行了分类,确定其中 1000 对用于神经网络训练, 500 对用于神经网络的检验。由于输入样本集较大,在进行训练之前对训练样本进行了标准化处理,并对输入样本集进行了主成分分析^[11],经实践证明这样可以大大减少输入样本数。

选用隐层数为 1 的三层神经网络。隐层数的确定是一个难点,对于本例,经过反复试验比较,确定隐层节点数目为 15。

确定了网络结构之后,首先进行网络的初始化,即对所有处理单元的阈值及处理单元之间的连接权值取一个较小的随机数。设定一个较小的数 ϵ (本例取为 0.01), 作为学习期望达到的最终学习精度,该值将作为学习过程的结束判断条件。

将完成了预处理和主成分分析的数据作为输入样本和理想输出对神经网络进行训练。对于每个神经元,采用 *Sigmoid* 函数^[9]作为激活函数。

传统的 *BP* 算法中,神经元间连接权值的 *BP* 修正式为:

$$\left. \begin{aligned} w_{ij}(t+1) &= w_{ij}(t) + \Delta w_{ij}(t+1) \\ \Delta w_{ij}(t+1) &= -\lambda \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

式中的 t 表示学习的进程, λ 为权值的学习速率。为提高收敛速度,对上式用共轭梯度法^[10]进行改进,即将上式中的 $\Delta w_{ij}(t+1)$ 修正为:

$$\begin{aligned} \Delta w_{ij}(t+1) &= -\lambda \cdot \\ &\left[-\frac{\partial E}{\partial w_{ij}}(t) + \beta \cdot \Delta w_{ij}(t) \right] \end{aligned} \quad (5)$$

式中的 β 即为共轭因子

$$\beta(t) = \frac{\left\| \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}(t) \right\|^2}{\left\| \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}(t-1) \right\|^2}$$

对其具体讨论参见文献 [10]。

当学习完所有样本后,计算样本的累积误差 $E < \epsilon$ 时则学习过程结束^[9]。然后进行后处理过程,将进行过主成分分析和标准化的数据还原为有量纲数据并进行结果分析。

表 1 部分试验数据及辨识结果

序号	T_{air} (K)	G ($kg/m^2 \cdot s$)	p ($\times 10^5$)	$\bar{r}$ 真值 (mm/s)	最小二乘法结果	相对偏差 (%)	BP 神经网络结果	相对偏差 (%)
1	400	627.18	5.204	1.2927	1.2691	3.02	1.2927	0.00
2	400	836.24	6.747	1.5567	1.5459	1.85	1.5567	0.00
3	450	731.71	5.987	1.5601	1.5252	3.55	1.5602	0.01
4	450	940.77	7.708	1.8365	1.8286	1.72	1.8365	0.00
5	500	627.18	5.204	1.4447	1.4704	0.34	1.4450	0.02
6	500	836.24	6.947	1.8014	1.8096	0.97	1.8072	0.32
7	550	731.71	6.161	1.7437	1.7587	0.67	1.7512	0.43
8	550	940.77	7.929	2.1459	2.1083	3.28	2.1324	0.63
9	600	627.18	5.350	1.7878	1.6746	8.31	1.7710	0.94
10	600	836.24	7.141	2.0879	2.0608	2.90	2.0760	0.57

3. 3 辨识结果及分析

对上述辨识过程, 用 VC++ 语言编制了具有良好输入与输出界面的源程序, 在 P II-266 型计算机上完成整个神经网络的训练需耗时 35 分钟左右。然后用 500 个检验样本对完成了训练过程的神经网络进行了检验, 认为训练结果良好。因此, 该神经网络可以用于对不同的工况的 SFRJ 进行燃速实时预测。

表 1 为部分试验数据及分别用最小二乘法及 BP 神经网络进行辨识的结果, 相对偏差定义为:

$$\delta = |\hat{y} - y| / y \quad (6)$$

式中 $\hat{y}$ 指的是最小二乘法或神经网络的输出值, y 指的是试验实测值。

由表可以看出, 与最小二乘法相比, 神经网络的输出结果更加接近试验实测值, 因此可以认为神经网络辨识比最小二乘法更为优越。需要说明的是, 表中的神经网络辨识过程, 前 5 组数据取自训练样本集, 后 5 组数据则取自测试样本集, 显然, 前 5 个的偏差小到可以忽略不计, 而后面 5 个则相对要大一些。这正是 BP 神经网络应用中的一个突出的特点, 即它的记忆性能好而预测性能较差。但就本例而言, 由于辨识的最大偏差也小于 1%, 因此, 可以认为该 BP 神经网络成功地实现了对实验 SFRJ 的燃速辨识。

4 结 论

本文针对 SFRJ 的燃速辨识问题, 给出了采用人工神经网络进行辨识的一般过程, 并与最小二乘法的辨识结果进行了比较, 从辨识的结果来看, 这种辨识方法具有精度高、处理实验数据迅速、能进行在线辨识等特点, 因此能够较好地

满足工程应用的要求。

在利用人工神经网络对有大量数据的系统进行辨识时, 如果能采用一些数学上的技巧, 如进行主成分分析、选用合适的搜索算法等, 可以大大加快训练速度。

参考文献:

[1] 陈小前, 张伟, 杨涛, 方丁酉. 固体燃料冲压发动机两个理论问题的探讨 [J]. 固体火箭技术, 1998, (2): .

[2] Schulte G. Fuel Regression and Flame Stabilization Studies of Solid Fuel Ramjets [J]. J. Propulsion, 1986, 301: 316.

[3] Hadar I, Gany A. Fuel Regression Mechanism in a Solid Fuel Ramjet [J]. Propellants, Explosive, Pyrotechnics, 1992.

[4] Zvuloni R, Gany A. Investigation of a Small Solid Fuel Ramjet Combustion [J]. J. Propulsion, 1989.

[5] Narendra K, Parthasarethy K. Identification and Control of Dynamical Systems Using Neural Networks [J]. IEEE Trans. Neural Networks, 1990, (1): .

[6] Chen S, Billings S A. Neural Networks for Nonlinear Dynamic System Modelling and Identification [J]. International Journal of Control, 1992, 56 (2): .

[7] 谭建国. 固体燃料冲压发动机理论与实验研究 [D]. 长沙: 国防科技大学研究生院, 2000.

[8] 方丁酉, 张为华, 杨涛. 固体火箭发动机内弹道学 [M]. 长沙: 国防科技大学出版社, 1997.

[9] 戴葵. 神经网络实现技术 [M]. 长沙: 国防科技大学出版社, 1998.

[10] 袁亚湘, 孙文瑜. 最优化理论与方法 [M]. 北京: 科学出版社, 1997.

[11] 吴翔, 李永乐, 胡庆军. 应用数理统计 [M]. 长沙: 国防科技大学出版社, 1995.

参考文献:

[1]

David T Harrje. Liquid Propellant Rocket Combustion Instability [R]. NASA SP-194, 1972.

[2]

Doane G B, Armstrong W C. Pc Programs for the Prediction of the Linear Stability Behavior of Liquid Propellant Propulsion Systems and Application to Current MSFC Rocket Engine Test Programs [R].

Volume 1. Final Report. N92-10042/9/HDM.

[3]

格列克曼 Б Ф 著, 顾明初, 郁明桂, 邱明煜译. 液体火箭发动机自动调节 [M]. 北京: 宇航出版社, 1995.

[4]

罗志昌. 流体网络理论[M]. 北京: 机械工业出版社, 1988.

[5]

刘昆. 分级燃烧循环液氧/液氢发动机系统分布参数模型与通用仿真研究 [D]. 国防科技大学研究生院, 1999.

(责任编辑 杨再荣)

Frequency Characteristics Computation of Liquid Rocket Engine Based on Distributed Parameter Models

CHEN Qi-feng, LIU Kun, ZHANG Yu-lin

(College of Aerospace and Materials Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: Linearized distributed parameter models are used to compute frequency responses of liquid rocket engine. One-dimensional distributed parameter models are used to describe engine pipelines. Other engine components are described in lumped parameter models. The linearized models of engine pipelines and components are transformed to frequency domains. Engine elements frequency domain models are described as transmission matrixes, which relates input and output variables of the engine elements. Engine system is divided into several modules according to the connections between engine elements. Matrix transform methods are used to obtain module transmission matrixes from element transmission matrixes. Equations of engine system are constituted from module transmission matrixes. These equations relate system variables and disturbances. It is convenient to generate different rocket engine systems and compute their frequency characteristics according to their own structure and parameters. The frequency characteristics of a staged combustion cycle LOX/LH2 liquid rocket engine have been analyzed numerically.

Key words: liquid propellant rocket engine; staged combustion cycle; frequency characteristics

(The Chinese text of the following abstract is printed in PP41- 43)

Artificial Neural Network Identification of Burning Rate in Solid Fuel Ramjet

CHEN Xiao-qian, WANG Zhen-guo, TAN Jian-guo, YANG Tao, ZHANG Wei-hua

(College of Astronautic and Materials Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: In order to search the dependency of the burning rate on the flying conditions of SFRJ, we identify the results of the simulated experiments by means of BP artificial neural network, and compare the results with those obtained with the help of Least Square Method. It is shown that the presented method of identification features high precision, fast experimental data handling and on-line process identification, and is superior in engineering application. Furthermore, it will greatly enhance the speed of training if some proper mathematic techniques are adopted in the application of artificial neural network to identifying similar big sample system.

Key words: burning rate; system identification; artificial neural network; least square method