

基于神经网络的火箭发动机动态过程建模

北京航空航天大学 崔定军* * 杨尔辅 张振鹏 刘国球

【摘要】 简要介绍了神经网络的基本理论, 分析了神经网络与非线性建模问题。基于对液体火箭发动机动态过程的研究, 提出了用神经网络建模的一般思路和基本方法, 从而为发动机参数研究找到了新的建模途径。建模结果表明, 将神经网络应用于液体火箭发动机动态过程的研究是十分成功的。

关键词: 液体火箭发动机 神经网络 非线性
分类号: V434

神经网络是一种适宜于并行和分布式处理的计算模型, 广泛应用于非线性问题的研究^[1]。对于神经网络在非线形建模方面的应用, 近年来国外(特别是美国)开展了广泛的研究^[2]。八十年代末, Cybenko 和 Fanahashi 对神经网络的理论研究发现仅有一个隐层的前向式分层网络能够唯一地近似任何的连续函数^[3,4]。基于这一理论, 本文用基本的前向式分层神经网络对液体火箭发动机工作的动态过程进行建模。传统的数学模拟方法涉及到求解大量的非线性偏微分方程, 因而存在极大的困难, 不利于实时状态监控与故障诊断使用。用神经网络对火箭发动机的工作过程进行建模则不存在这些问题, 具有很高的应用价值。

1 神经网络与非线性建模

目前, 前向式分层神经网络是应用极为广泛的一种网络模型, 网络的训练是基于最速下降法的 BP 算法^[1]。实践证明, 这种模型也非常适宜于非线性问题的建模。

神经节点是一种多输入、单输出的非线性(通常为自适应的)模型, 如图 1 所示。图中, w_{ji} 为节点 i 与节点 j 间的连接权值, U_j 表示 j 节点的输入总和, V_j 表示 j 节点的输出, θ_j 为 j 节点的阈值, V_i 表示上一节点 i 的输出。那么 $U_j = \sum_{i=1}^n w_{ji} V_i + \theta_j$, $V_j = f(U_j)$ 。这里, $f(\cdot)$ 为神经节点的非线性激励函数, 通常取 Sigmoid 函数 $y = 1 / (1 + e^{-x})$ 和反正切函数 $y = \arctan x$ 。

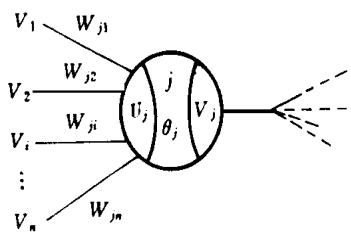


图 1 神经节点模型

用神经网络建模是一种归纳思维过程, 它通过数据本身的内在联系建模, 用网络自身的权值和阈值表示建模结构参数, 建模的过程就是网络自适应的训练过程。一般来说, 用神经网络方法获得的非线性模型, 它的适应性、容错性、精确性及抗干扰能力都较强。

2 动态过程建模

2.1 建模的基本方法

应用神经网络建模液体火箭发动机的动态过程,是在分析发动机系统的基础上,提出系统中各组件、部件的物理模型,然后重点分析模型中各个参数及各参数间的相互关系。所研究的对象必须是物理上相对完整、数学上具有一定输入输出关系的元件或组件。图2是根据液体火箭发动机实际系统而提出的一般而抽象的计算模型。

图中, $y(t)$ 是模型输出, 为建模参数。 $x_i(t)$, ($i = 1, 2, \cdots, n$) 是来自实际发动机系统的测量参数, 为网络建模的输入, t 是时间因子。对于图2的计算模型, 其输入输出关系可用下式统一表述:

$$y(t) = f(x_1(t), x_2(t), \cdots, x_i(t), \cdots, x_n(t), t) \quad (1)$$

应用神经网络建模, 就是为了找到(1)式所表述的函数关系。从数学上讲, 神经网络的本质是从输入样本空间 X 到输出样本空间 Y 的一种非线性映射关系, 即:

$$Y = f(X) \quad , \quad X \in R^n \quad , \quad Y \in R^m \quad (2)$$

网络的建模过程, 就是用(2)式表述的映射完成(1)式所要求的输入、输出函数关系。图3给出用于液体火箭发动机动态过程建模的神经网络结构。



图2 发动机系统元件或组件简化模型

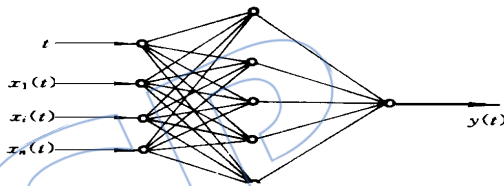


图3 用于动态过程建模的神经网络结构

2.2 几个具体问题

输入参数的选择。选择足够而有效的输入参数对网络建模是必要的, 输入参数过多或不足都将影响建模的精度和效率。

网络参数的选取。对于具有一个隐层的前向式分层神经网络, 隐层节点数的多少直接影响到网络的特性。隐层节点的数目与所取的训练样本空间有关, 节点数不足使得网络建模误差增大, 太多又会影训练速度。一般认为, 隐层节点数不应少于训练样本总数。

样本空间的选择。样本空间的选择主要与所建模参数特性有关。如建模参数复杂, 一般要求时间窗口尺寸较大, 训练样本也较大。对于一般参数的建模, 较小的样本空间是足够的。

训练步长 η 的选取。事实上基于最速下降法的BP算法是一种静态寻优算法, 步长 η 的大小对网络的收敛特性有很大的影响。步长 η 大时, 训练过程加快, 但步长 η 太大又会导致过头、振荡、甚至发散等后果, 不利于网络特性的改善; 步长 η 取得太小时, 又使得训练次数大大增加。因此选择合适的训练步长 η 对网络的训练是十分重要的。

3 工程建模实例

3.1 建模的一般性分析

$\dot{m}_o$ 为供入推力室的氧化剂总流量, $\dot{m}_f$ 为供入推力室的燃料总流量, p_k 为推力室压力。图4给出了建模用推力室计算模型。

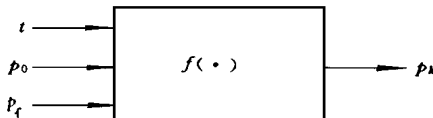


图4 推力室计算模型

推力室建模及影响分析。一般情况下,推力室压力 p_k 与推进剂总流量 $\dot{m}$ 有关,即

$$p_k = f_1(\dot{m}) \tag{3}$$

$$\dot{m} = \dot{m}_o + \dot{m}_f \tag{4}$$

由流量公式 $\dot{m} = \mu A \sqrt{2\rho\Delta p}$ 可知,在流量系数 μ 、流道面积 A 及流体密度 ρ 一定的情况下,流量只与压差 Δp 有关,所以 $\dot{m}_o = f_2(\Delta p_o)$, $\dot{m}_f = f_3(\Delta p_f)$, 而 $\Delta p_o = p_o - p_k$, $\Delta p_f = p_f - p_k$ 。

所以 $\dot{m}_o = f_4(p_o, p_k)$, $\dot{m}_f = f_5(p_f, p_k)$, $p_k = f_1(\dot{m}) = f(p_o, p_f, p_k)$ 。

因而最终 p_k 由下式决定

$$p_k = f(p_o, p_f) \tag{5}$$

考虑时间因素后有

$$p_k(t) = f(t, p_o, p_f) \tag{6}$$

上面式中, p_o 、 p_f 分别为喷注前氧化剂和燃料压力, Δp_o 、 Δp_f 分别为氧化剂和燃料喷注压差。下面就根据式(6)选择网络的训练样本及验证样本。

3.2 网络的训练及验证

以串联双涡轮结构氢氧发动机某次试车数据为依据,对该发动机推力室进行动态建模,初

表 1 建模训练样本

t (s)	氢喷前压力 ($\bar{p}_f$)	氧喷前压力 ($\bar{p}_o$)	推力室压力 ($\bar{p}_k$)
1.70	0.4035	0.1925	0.0311
1.80	0.4390	0.6290	0.0714
1.90	0.4446	0.5798	0.1967
2.00	0.4694	0.4673	0.3039
2.10	0.5692	0.4948	0.3942
2.20	0.7446	0.6080	0.4958
2.30	0.8812	0.6448	0.6003
2.40	0.9062	0.6650	0.6714
2.50	0.9149	0.8740	0.7853
2.60	0.9734	0.8868	0.8674
2.70	0.9552	0.8988	0.9014
2.80	0.9798	0.9278	0.9239
2.90	0.9867	0.9475	0.9444
3.00	0.9957	0.9775	0.9636
3.10	0.9953	0.9885	0.9814
3.20	0.9945	0.9985	0.9900
3.30	0.9876	0.9948	0.9911
3.40	0.9843	0.9928	0.9928
3.50	0.9827	0.9905	0.9794
3.60	0.9823	0.9825	0.9761

表 2 建模验证样本

t (s)	氢喷前压力 ($\bar{p}_f$)	氧喷前压力 ($\bar{p}_o$)	推力室压力 ($\bar{p}_k$)
1.74	0.4285	0.4563	0.0383
1.84	0.4543	0.6438	0.1183
1.94	0.4729	0.4988	0.2417
2.04	0.4891	0.4788	0.3419
2.14	0.7089	0.5383	0.4300
2.24	0.7501	0.6288	0.5411
2.34	0.7545	0.6455	0.6336
2.44	0.8483	0.7943	0.7103
2.54	0.8865	0.8628	0.8278
2.64	0.9067	0.3878	0.8869
2.74	0.9233	0.9088	0.9100
2.84	0.9521	0.9415	0.9335
2.94	0.9627	0.9608	0.9536
3.04	0.9838	0.9828	0.9714
3.14	0.9916	0.9948	0.9847
3.24	0.3996	0.9985	0.9906
3.34	0.9922	0.9909	0.9869
3.44	0.9996	0.9920	0.9814
3.54	0.9889	0.9803	0.9764
3.64	0.9840	0.9758	0.9753

始时刻定为推力室压力 p_k 上升到额定值的10%时。因此所获得的模型只反映发动机在初始时刻之后的动态情况。每0.1秒选择一次数据,从1.70秒到3.60秒共20组数据作为训练样本,如表1所示;从1.74秒到3.64秒共选择了20组数据作为验证样本,如表2所示。

其中所有数据都是经过归一化处理后得到的。网络训练时,输入层选择3个节点,输出层1个节点,步长 $\eta=0.9$ 、 $\alpha=0.7$;1个隐层,30个节点。最大训练次

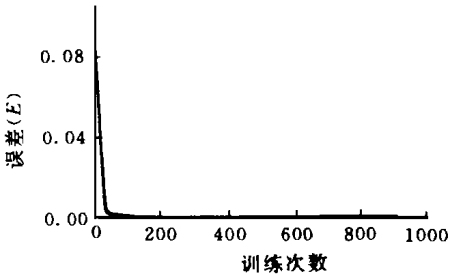


图 5 训练过程的误差变化

数规定为 8000 次,系统最大误差为 0.000135,经过 911 次训练,最后系统误差达到 0.000130,小于误差限,训练过程误差的变化情况如图 5 所示。图 6 为由训练样本得到的需要建模的曲线,图 7 是训练后网络输出曲线与试验曲线的比较。验证时获得的建模曲线与试验曲线的比较如图 8 所示。

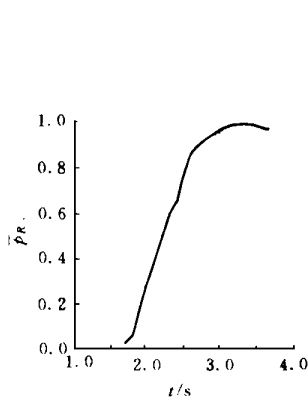


图 6 需要建模的曲线

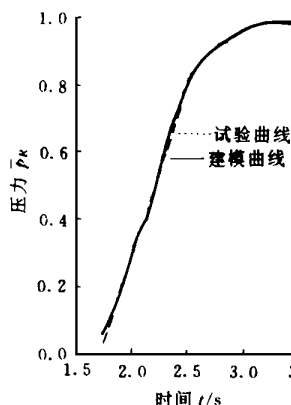


图 7 训练后网络输出曲线与试验曲线比较

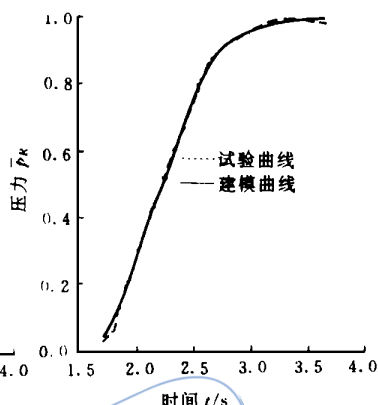


图 8 验证时网络输出曲线与试验曲线比较

从图 6~8 可以看出,由网络建模所获得的数据与试验数据十分吻合。事实上,只要步长选择合适,控制误差适当,网络的建模精度会更高。

结论 液体火箭发动机在工作时,参数的变化具有很强的非线性特性。用神经网络建模液体火箭发动机的动态过程,克服了传统建模方法所遇到的困难,避免了繁杂的分析和计算,提高了模型精度。神经网络的应用,为液体火箭发动机工作的研究,开辟了新的途径,具有广泛的应用前景。本文的实际建模结果显示,神经网络具有很强的非线性建模能力,非常适合于液体火箭发动机动态过程的仿真研究。

参 考 文 献

- 1 庄镇泉,王煦法,王东生编著. 神经网络与神经计算机. 科学出版社, 1992
- 2 Claudia M Meyer, William A Maul. The Application of Neural networks to the SSME Start up Transient. AIAA 91-2530
- 3 Cybenko G. Approximation by Superpositions of Sigmoid Function. Mathematics of Control, Signals and System, 1989 (2): 303- 314
- 4 Fanahashi K. On the Approximate Realization of Continuous Mapping by Neural Networks. Neural Networks, 1989(2): 183- 192
- 5 B. A. 马欣等著,王乃琦译. 液体火箭发动机试验研制的理论基础. 国防工业出版社, 1978

(责任编辑 杨再荣)

Key words Composite material Load calculation Crack propagation

DEFORMATION AND STRESS ANALYSIS OF RUBBER O- RING

Ren Quanbin, Chen Ruxun, Yang Weiguo
(*Shaanxi Power Machinery Institute, Xi'an 710000*)

ABSTRACT

A model of multilateral frictional contact problem of two objects with far different stiffness was established. In addition, a stress relax model of rubber- like material was developed according to the poly- dimension stress creep theory. On the basis of the above models, the deformation and contact stress of the rubber O- ring was calculated by using a finite element method approaching large strain in ref. [1]. Some useful conclusions can serve as trustworthy principles for rubber O- ring design.

Key words Contact problems Stress relaxation Seal elements

APPLICATION OF ULTRASONIC FATIGUE TESTING TECHNIQUE

Ni Jingang

(*4th Dept. Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100083*)

ABSTRACT

This paper deals with the application of ultrasonic fatigue testing technique to the study of fatigue life and fatigue crack growth behavior of metals and alloys under vibrational excitation at high frequency (20kHz). The mechanical damage and fracture mechanism of materials were investigated in the case of ultrasonic fatigue cycles. This testing technique has remarkable advantages in time- saving, economy and noiselessness and capability for investigating mechanical damage models of aeroengine and rocket structures in real service.

Key words Ultrasonic vibration systems Mechanism of fracture Fatigue strength

DYNAMIC PROCESS MODELLING IN ROCKET ENGINE WITH NEURAL NETWORKS

Cui Dingjun, Yang Erfu, Zhang Zhengpeng, Liu Guoqiu

(*College of Space Technology, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100083*)

ABSTRACT

According to principles of neural networks and BP algorithm, the relationship between the neural networks and nonlinear modelling is analyzed. A general idea and a basic method for modelling with neural networks are put forward on the basis of the study of dynamic process in liquid rocket engine was formulated. Then a new modelling approach to researching the parameters of the engine was formulated. An example given in this paper shows that the application of the neural networks to the investigation of the dynamic process in the liquid rocket engine is a great success.

Key words Neural networks Nonlinear Liquid rocket engines