

# BP 神经网络在结构边界参数识别中的应用

李 锋, 袁军社

(西安航天动力研究所, 陕西 西安 710100)

**摘 要:** 针对建立发动机动力学模型过程中, 试车台机架结构边界环境的不确定状况, 对神经网络在边界刚度识别中的应用进行了研究。以结构模态频率为网络输入, 边界  $X$ 、 $Y$ 、 $Z$  方向的刚度为输出, 通过一种增加训练样本的方法大大提高了网络的映射性能, 最终的识别结果达到了预期目标, 满足工程需要。

**关键词:** 发动机机架; 边界刚度; 参数识别; BP 神经网络

**中图分类号:** V434

**文献标识码:** A

**文章编号:** (2009) 04-0030-04

## Application of BP neural network in characteristics identification of frame structure

Li Feng Yuan Junshe

(Xi'an Aerospace Propulsion Institute, Xi'an 710100, China)

**Abstract:** Because of the boundary condition uncertainty for the frame structure of rocket engine in establishing the dynamic model of engine, the characteristics of structural stiffness boundary will be identified with neural network in this paper. It would take the modal frequencies of engine as inputs, and the  $X$ 、 $Y$ 、 $Z$ -axis of stiffness boundary as outputs. Then the way of adding training samples improve the learning speed and mapping capability. Finally, the results reach the prospective goal, and the FEM (Finite Element Method) calculations can meet the engineering requirements.

**Key words:** frame of rocket motor; stiffness boundary; characteristics identification; BP neural network

收稿日期: 2009-03-30; 修回日期: 2009-07-03。

作者简介: 李锋 (1963—), 女, 研究员, 研究领域为液体火箭发动机强度理论与试验。

0 引言

随着计算机和有限元技术的不断发展, 对结构进行动力学建模以及相关的动态特性分析已经基本能够实现。然而要真实模拟一个实际结构系统的动力学特性, 只有结构本身的动力学模型还是远远不够的, 实际结构总是通过各种方式与边界相联。因此, 结构的动力学特性与边界环境联系紧密, 只有精确识别出结构的边界条件, 才能更进一步地对结构进行动态特性分析。

在进行结构边界参数识别时, 经常采用数值计算方法 (如有限元法), 然而这种方法无论如何也得不到比较精确的解, 原因之一就在于它很难从数值方法上准确列出结构的边界状况<sup>[1]</sup>。而又一种结构参数识别方法, 即基于模态试验数据的边界识别技术, 已引起了工程人员的广泛关注, 由此衍生出的许多方法已经在工程实践中得到应用, 例如神经网络。

神经网络作为一种模拟人类神经系统对信息进行加工、记忆和处理的方法, 通过样本数据的学习来实现网络输入与输出之间的关系, 以其信息分布存储、并行处理以及自学习能力等优点, 已经在模式识别、信息处理、智能控制及系统建模等领域得到大量应用。尤其是基于误差反传 (Error Back Propagation, BP) 算法的多层前馈网络 (Multiple-Layer Feedforward Network), 经证明可以以任意精度逼近任意的连续函数<sup>[2]</sup>, 所以广泛地应用于非线性建模、函数逼近等。本文将对基于 BP 神经网络的液体火箭发动机试车台边界进行参数识别研究。

1 BP 神经网络识别过程

BP 神经网络由输入层、输出层和隐含层三部分组成。它的最大特点在于仅仅借助样本数据, 无需建立系统的数学模型, 就可以对系统实现由  $R^n$  空间 ( $n$  为输入节点数) 到  $R^m$  空间 ( $m$  为输出节点数) 的高度非线性映射, 映射结果的精度由训练样本的试验或仿真数据来保证。

在结构动力学中, 参数识别属于动力学“反问题”的求解, 物理量 (如频率、振型等) 与模型特征量 (刚度、阻尼等) 之间的映射关系由有限元模型表达。大多数此类问题没有精确的数学模型, 求解过程十分复杂, 有的甚至不能得到问题的解。然而神经网络却很好地扮演物理量与模型特征量之间“数学模型”这一角色, 它以物理量为因变量作为网络输入, 特征量为自变量作为输出, 将“反问题”归结为“正问题”的求解, 从而避免了以上问题。

基于神经网络的参数识别方法的基本原理: 利用数值求解方法 (如有限元法) 或实测方法获取对应特征量的物理量, 利用神经网络自组织、自学习和自适应能力的特点, 通过已经获取的一定数量训练样本使网络学习, 神经网络在记住这些信息后, 实现输入与输出之间的非线性映射关系, 从而求得反问题的解, 基本流程见图 1。

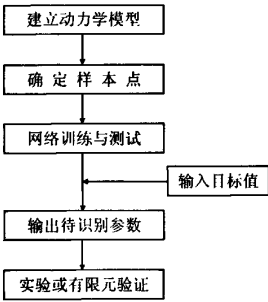


图 1 基于神经网络的参数识别流程  
Fig.1 Procedures of characteristics identification based on neural network

2 算例分析

作为我国下一代新型运载系统主动力的某型液体火箭发动机, 在研制过程中为了研究其动特性, 不可避免地要建立精确的动力学模型。然而模型的精确除了与结构本身特性有关外, 发动机工作的边界环境也起着举足轻重的作用。因此, 研究发动机试车状态下的边界条件有着十分重要的现实意义。

2.1 动力学模型

目前, 该型号发动机正处于研制转型阶段,

需对其进行大量的发动机整体试车。在试车状态下,发动机与试车机架紧固联接,试车机架与动架紧固联接,试车台机架结构如图 2。



图 2 发动机试车台机架几何模型  
Fig.2 Geometry model of the frame

对机架几何模型划分网格,软件为 MSC 公司的 PATRAN,实体网格的划分采用 10 节点四面体单元 Tet10,梁采用 2 节点单元 Bar2,梁与实体的紧固联接状态采用刚性域 MPC 模拟,建立的动力学模型如图 3。在动架上端固定状态下进行模态计算,结果如表 1 所示。



图 3 发动机试车台机架动力学模型  
Fig.3 Dynamics model of the frame

表 1 机架结构固有频率计算结果

Tab.1 Computational frequency results of the frame

阶次	频率/Hz	振 型
1	46.604	垂直发动机摇摆方向
2	46.998	发动机摇摆方向
3	81.559	扭转方向
4	100.02	垂直发动机摇摆方向

2.2 模态试验

为了更深入地了解发动机试车状态下的固有动态特性,对试车台机架进行了模态试验,试验采用比利时 LMS 公司的 Test.Lab7B 模态分析软件、SCADASⅢ数据采集前端,测量传感器和冲击力锤为美国 PCB 公司的 333B50 和 086B20,试验采用冲击响应法,得到的前 2 阶模态频率及振型如表 2 所示。

表 2 机架模态试验结果

Tab.2 Modal test results of the frame

阶次	频率/Hz	阻尼/%	振 型
1	13.852	4.655	垂直发动机摇摆方向
2	18.875	1.942	发动机摇摆方向
3	21.34	3.503	垂直发动机摇摆方向
4	24.307	2.473	发动机摇摆方向

可以看出,理论计算与模态试验结果相差甚远,原因在于:试车台机架在垂直方向的预紧力作用下与试车台基体的力传感器接触;在其它方向上,机架与台体也不是完全的紧固联接,边界存在一定的刚度和阻尼。因此建立精确的动力学模型的重点是识别出边界真实状况。

2.3 参数识别

模态试验分析发现,机架振型均在水平方向,没有出现扭转方向的振型,因此以  $X$ 、 $Y$ 、 $Z$  三个方向的线弹簧来模拟边界刚度,同时暂不识别对结构低频特性影响较小的阻尼,模型见图 4。



图 4 机架边界刚度模拟

Fig.4 Stiffness boundary simulation of the frame

如前所述,本例以机架前四阶模态频率为神经网络的输入,待识别的刚度参数  $K_x$ 、 $K_y$ 、 $K_z$  为输出,利用模态计算确定线弹簧的刚度范围大致在:  $K_x=K_y:1\times10^6\sim1\times10^8\text{N/m}$ ;  $K_z:1\times10^7\sim5\times10^9\text{N/m}$ 。按照正交实验准则<sup>[3]</sup>,通过有限元软件 MSC. NAS-

TRAN 建立 3 因子 6 水平 36 样本的  $L_{36}$  ( $6^3$ ) 正交设计表, 训练算法采用加入动量项和学习率可变的改进 BP 算法<sup>[4]</sup>。

尽管改进 BP 算法具有很强的自适应能力, 然而训练过程中出现局部极值的可能性依然存在。为了解决这一问题, 新加坡国立大学的 Y G Xu, G R Liu 等人<sup>[5]</sup> 在将神经网络用于复合层板损伤检测时, 使用了一种增加训练样本的方法, 基本过程是: 在原始样本完成初始训练之后进行测试, 若误差较大, 将测试样本中的响应数据和对应的特征量加入到原始样本中组成新的样本进行训练, 然后再对网络进行测试, 如此往复循环直至测试误差满足要求为止。

神经网络的输入输出层节点分别对应模态频率和刚度参数的个数, 隐含层节点数确定方法很多, 但没有成熟的理论依据, 根据经验公式最终确定为 10。样本数据经过归一化处理<sup>[5]</sup>之后输入神经网络进行初始训练, 从图 5 可以看出初始训练的测试误差较大, 不满足成熟网络的要求, 采用上述增加训练样本的方法进行训练。在第四次训练之后, 测试误差最大为 13.6%, 平均误差仅为 2.84%, 说明网络已经训练成熟。

将表 2 中机架的前四阶模态代入网络进行识别, 结果显示第三阶和第四阶误差较大, 结果不理想。因此在保证前两阶模态识别精度的前提下, 仿真得到的边界刚度分别为:  $K_1=5.18\times 107\text{N/m}$ 、 $K_2=8.71\times 107\text{N/m}$ 、 $K_3=4.89\times 109\text{N/m}$ 。基于此边界刚度条件经有限元计算得到机架前两阶频率 (表 3)。

表 3 模态试验和网络仿真结果对比  
Tab.3 Comparison of results between  
simulation and experimentation

阶 次	1	2
模态试验/Hz	13.852	18.875
神经网络识别/Hz	13.194	18.909
相对误差/%	4.75	0.18
振 型	垂直发动机 摇摆方向	发动机摇摆 方向

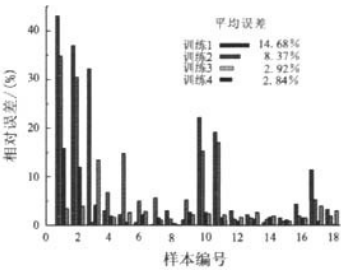


图 5 网络测试误差  
Fir.5 Test error of the neural network

3 结论

在建立火箭发动机试车台机架动力学模型的过程中, 使用神经网络方法识别了机架的边界刚度, 网络训练过程中使用了一种循环增加训练样本的方法, 实践证明该方法避免了网络训练振荡或陷入平坦区, 出现局部极值的现象, 提高了网络的精度, 减小了全局误差。然而受试验条件的限制, 部分模态的识别结果不理想, 因此希望在试验方法改进的基础上能对机架边界刚度做更进一步的研究。

参考文献:

[1] Akihiro Suzuki, Keisuke Kamiya. Identification Technique for Nonlinear Boundary Conditions of a Circular Plate[J]. Journal of Sound and Vibration, 2006(289): 130-147.

[2] 彭岚, 何大鹏, 李友荣. 基于 BP 神经网络的工业锅炉房负荷预测[J]. 工业加热, 2005, 35(5): 31-33.

[3] Chang C C, Chang T Y P, Xu Y G. Adaptive Neural Networks for Model Updating of Structures [J]. Smart Mater.Struct, 2000 (9): 59-68.

[4] 朱曙光, 义永光, 谭俊杰, 刘心志. 气体火焰燃烧状态在线识别和预报 [J]. 南京理工大学学报: 自然科学版, 2008, 32(4): 468-471.

[5] Xu Y G, Liu G R. Adaptive Multilayer Perception Networks for Detection of Cracks in Anisotropic Laminated Plates [J]. International Journal of Solids and Structures, 2001 (38): 5625-5645.

(编辑: 王建喜)