

doi: 10.7690/bgzd.2016.03.008

基于 BP 神经网络的风洞传感器非线性误差修正方法

张 鹏, 杨兴锐, 严 翔, 殷造林, 李燕君

(中国空气动力研究与发展中心高速所, 四川 绵阳 621000)

摘要: 针对风洞试验时传感器测值受到非线性误差干扰的问题, 提出基于 BP 神经网络的风洞传感器非线性误差修正方法。利用 BP 神经网络强大的非线性映射能力, 通过神经网络模型融合传感器校准数据对传感器的测量误差进行计算, 并根据网络计算误差对传感器测值进行修正。试验结果表明: 该方法能有效地减小非线性误差对传感器测值的影响, 提高传感器的测量精度。

关键词: BP 神经网络; 风洞传感器; 误差修正

中图分类号: TP389.1 **文献标志码:** A

Nonlinear Error Correction Method of Wind Tunnel Sensor Based on BP Neural Network

Zhang Peng, Yang Xingrui, Yan Xiang, Yin Zaolin, Li Yanjun

(High Speed Institute, China Aerodynamics Research & Development Center, Mianyang 621000, China)

Abstract: Aiming at the problem that sensor measurement value is disturbed by the nonlinear error in wind tunnel test, a nonlinear error correction method about wind tunnel sensor measurement value is proposed based on BP neural network. Based on BP neural network nonlinear mapping ability, uses the neural network model fuse sensor adjust data to calculate sensor measurement error, then adjust the sensor value according to network calculation error. The test results reveal that this method can effectively reduce the influence of nonlinear error of sensor measurement value and improve the measuring accuracy of the sensor.

Keywords: BP neural network; wind tunnel sensor; errors correction

0 引言

风洞试验时, 传感器是测量飞行器模型力、力矩和压力等重要试验数据的仪器设备, 其测量精准度和稳定性直接影响风洞试验数据的真实性和可靠性。然而, 在风洞试验时, 由于受到风洞气流温度、电磁干扰、风洞流场脉动干扰和模型振动等多重因素的影响^[1-2], 风洞传感器的精准度和稳定性难以得到有效的保证; 另一方面, 在进行风洞试验时, 传感器的输入输出系统是一种难以用常规数学模型表述的复杂非线性系统, 此时采用常规的线性误差修正方法难以达到较好的误差修正效果。为此, 笔者利用神经网络强大的非线性映射能力, 提出了一种基于 BP 神经网络的传感器非线性误差修正方法。

1 神经网络修正传感器非线性误差原理

风洞试验时, 一个受外部因素影响(如风洞内气流温度 t 或流场脉动干扰 p) 的传感器输入输出系统可表达为: $y=f(x, t, p, \dots)$, 其中 y 为传感器输出值, x 为待测真值^[3]。存在一个逆函数 $x=g(y, t, p, \dots)$ 则可通过 y 及干扰因素 t 、 p 来反向求解 x 。

但风洞试验时, 传感器易受外界干扰因素(环境温度 t 、流场脉动、模型振动)与自身非线性误差的影响, 测值输出与目标参数之间不再是单一的线性输入输出关系, 该复杂非线性函数公式难以用常规的数学模型来描述, 同时传统的误差修正方法如函数拟合回归方法也难以取得较好的误差修正效果。

为此, 引入神经网络修正传感器非线性误差原理, 其实质是利用神经网络在任意精度下, 逼近任意非线性函数的特点构造一个补偿性的逆模型, 实现传感器的理想线性特性。BP 神经网络具有强大的非线性映射能力, 能够建立反映非线性输入输出关系的神经网络模型, 通过不断地训练使得神经网络模型逐渐逼近非线性输入输出系统, 从而达到较好的网络仿真效果。

基于 BP 神经网络的传感器非线性误差修正方法: 首先以同类传感器在近似工作环境下的测量值和非目标参数作为训练输入^[3], 对于压力传感器来说可以通过给定校准的信号输入来获得传感器测值的真实误差数据, 并以此作为神经网络的期望输出; 依据 BP 神经网络的算法规则, 调整网络权值等网

收稿日期: 2015-11-12; 修回日期: 2015-12-21

作者简介: 张 鹏(1985—), 男, 四川人, 硕士研究生, 工程师, 从事风洞信号处理研究。

络参数，通过不断地训练使得神经网络模型逐渐逼近真实的传感器非线性误差输入输出系统，从而有效地建立一个神经网络误差计算模型，并通过计算模型来计算传感器的非线性误差值；最后通过得到的非线性误差数据再反向对传感器的实际输出值进行修正，获得传感器的输出待测真值，从而有效地减小非线性误差对传感器数据的干扰影响。

传感器 BP 神经网络非线性误差修正结构如图 1。

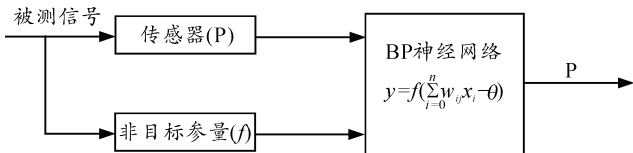


图 1 传感器 BP 神经网络非线性误差修正结构

基于 BP 神经网络的风洞传感器误差修正方法的流程^[4-5]如图 2。

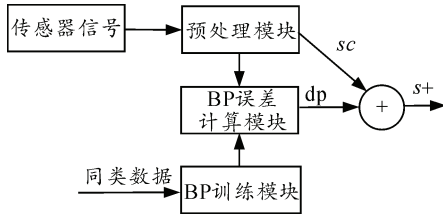


图 2 BP 网络修正流程

- 1) 数据预处理，对传感器信号 s 进行降噪、归一化处理，得到信号 sc ；
- 2) 利用同类数据训练 BP 神经网络模块；
- 3) 误差计算模块根据 sc 对误差进行预测得到 dp ；
- 4) 测值修正，由 sc 接受 dp 的修正，得到修正后的传感器测量值 $s+$ 。

2 建立BP神经网络误差计算模型

BP 神经网络作为一种按误差逆向传播算法训练的多层前馈网络，笔者将其应用于传感器非线性误差的计算过程中。为此，需首先建立神经网络误差计算模型^[1]，采用的神经网络结构是多层感知器结构。该网络共分 3 层：输入层、隐含层、输出层，其结构如图 3。

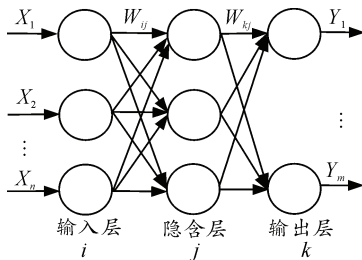


图 3 BP 神经网络结构

图 3 中： i, j, k 分别是输入层、隐含层和输出层； W_{ij} 和 W_{kj} 分别是输入和隐层之间的权值； θ_j, θ_k 分别为隐含层和输出层之间的权值。BP 利用梯度最速下降法，沿误差函数的负梯度方向改变权值，逐渐减小均方根误差，逼近非线性函数。计算方法如下：

- 1) 对神经网络进行初始化，随机设置各层权系数 W_{ij}, W_{kj} 和阈值 θ_j, θ_k 。
- 2) 提供网络训练样本数据。以传感器输出值作为输入向量： $\mathbf{X}_n(n=1, \dots, N)$ ，以校准误差作为目标输出向量： $\mathbf{Y}_n(n=1, \dots, N)$ ， n 代表第 n 对输入、输出样本，大 N 代表共有 N 组样本。每个 n 实施第 1)~5)。

- 3) 计算网络的隐层单元之状态及实际输出：

$$\left. \begin{aligned} O_{nj} &= f_j(\text{Net}_{nj}) = f_j\left(\sum_i W_{ji} O_i + \theta_j\right) \\ O_{nk} &= f_k(\text{Net}_{nk}) = f_k\left(\sum_j W_{kj} O_j + \theta_k\right) \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

- 4) 计算输出层和隐含层训练误差：

$$\left. \begin{aligned} \delta_{nk} &= O_{nk}(1 - O_{nk})(t_{nk} - O_{nk}) \\ \delta_{nj} &= O_{nj}(1 - O_{nj}) \sum_k \delta_k W_{kj} \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

- 5) 调整权值和阈值：

$$\left. \begin{aligned} W_{ji}(t+1) &= W_{ji}(t) + \eta \delta_j O_{pj} + \alpha(W_{ji}(t) - W_{ji}(t-1)) \\ \theta_j(t+1) &= \theta_j(t) + \eta \delta_j + \alpha(\theta_j(t) - \theta_j(t-1)) \\ W_{kj}(t+1) &= W_{kj}(t) + \eta \delta_k O_{pk} + \alpha(W_{kj}(t) - W_{kj}(t-1)) \\ \theta_k(t+1) &= \theta_k(t) + \eta \delta_k + \alpha(\theta_k(t) - \theta_k(t-1)) \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

其中： η 为 BP 算法的学习率； α 为 BP 算法的动量因子。

- 6) 当 n 每历经 $1, \dots, N$ 后，判断目标样本 $\mathbf{Y}_n(n=1, \dots, N)$ 和实际输出 $O_n(n=1, \dots, N)$ 之间的均方误差是否满足训练精度要求，若满足则转到 7)；否则转向 2)，并使 N 再次循环 $1 \sim N$ 次。

- 7) 停止。

文中神经网络结构：假设传感器非线性误差计算函数有 i 个输入参数， k 个输出参数，则 BP 神经网络的结构为 $i-j-k$ ，即输入层有 i 个节点，隐含层有 j 个节点，输出层有 k 个节点。在文中主要考虑环境温度变化对传感器非线性误差的影响，所以 BP 神经网络的输入层神经元的节点为 2，分别对应输入样本（传感器测值序列及风洞温度传感器测值序列），节点维数为样本的个数 n 。模型只有 1 个输出参数即传感器计算误差，故输出层节点个数为 1，对应维数为输出样本的个数 n 。本方法中选择隐含

层为5个神经元，激励函数为sigmoid函数的网络结构。

3 风洞传感器误差修正实例

某型号传感器为风洞试验的关键设备，其测值为电压值输出，在进行风洞试验时，由于气流温度的变化容易造成风洞环境温度的变化，此时传感器在运行时就会受到风洞内环境温度 t 的影响，其测值存在着一定的非线性误差。

在采用神经网络修正方法对数据误差进行修正前，利用标准压力输出单元 FULKE5520 给传感器 A 提供一组共 55 个标准电压值输入 $standard_1 = (-9\ 600, \dots, -8\ 000, \dots, 9\ 600)$ ，其对应的温度 $t_1 = (293.5, \dots, 290.5, \dots, 288.7)$ 。传感器 A 测得输出 $test_1 = (-9\ 617.234\ 0, -9\ 617.024\ 7, \dots, -2\ 016.334\ 58, \dots, 9\ 547.619\ 0)$ ，其实际误差值 $e_1 = (-17.234\ 0, -17.024\ 7, \dots, -16.334\ 58, \dots, 52.381\ 0)$ 。

同样利用标准压力输出单元 FULKE5520 给同类传感器 B 提供一组共 55 个标准电压值输入 $standard_2 = (-9\ 800, \dots, -8\ 000, \dots, 9\ 800)$ ，其对应的温度 $t_2 = (293.5, \dots, 290.5, \dots, 288.7)$ 。

传感器 B 测得输出 $test_2 = (-9\ 812.174\ 5, -9\ 812.151\ 2, \dots, -2\ 011.277\ 0, \dots, 9\ 744.768\ 4)$ 。

采用文中第 1、2 节所述方法，将传感器 A 的测值 $test_1$ 、温度 t_1 作为网络的训练输入样本，故 BP 神经网络的输入元节点为 2，经过标准压力信号输出校准后的误差 e_1 作为网络训练样本输出，则神经网络训练输出元为 1，对神经网络误差预测模型进行训练。为对已获取的同类传感器 B 的测量值 $test_2$ 进行非线性误差修正，此时只需要将 $test_2$ 和 t_2 作为神经网络的输入，则网络的输出 e_2 即为传感器 B 待求的预测误差值。最后，通过预测误差值 e_2 对传感器测量值进行修正，得到修正后的测量值。

采用 Matlab 编制程序，通过 Matlab 中的 newff() 和 train()、sim() 函数分别建立网络模型和进行测试仿真训练。采用训练数据验证网络仿真效果如图 4，从图中可看出：通过网络计算得到的误差值与真实误差值之间差值较小，能够满足数据修正的要求。

训练后将待修正数据作为神经网络的输入带入已经训练好的 BP 网络中求解传感器预测误差值，误差预测结果见图 5。最后通过预测误差值对实测数据进行修正，同时采用最小二乘拟合方法对信号

进行误差修正，并将 2 种方法的修正结果进行比较，比较结果如图 6 所示。

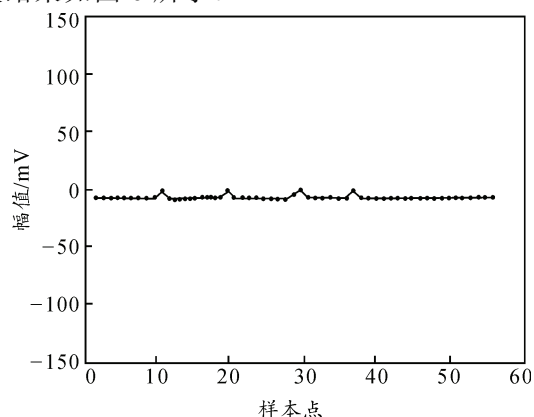


图 4 BP 网络与最小二乘拟合方法修正结果比较

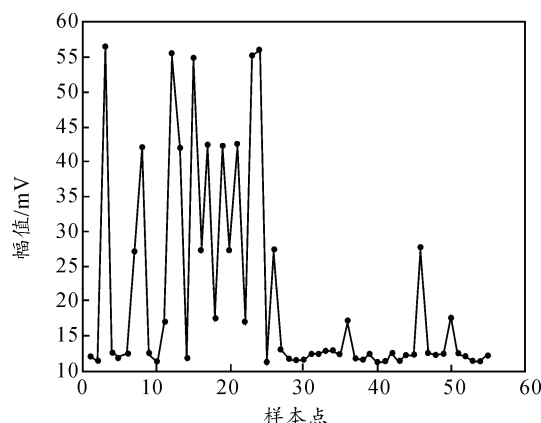


图 5 BP 网络预测误差

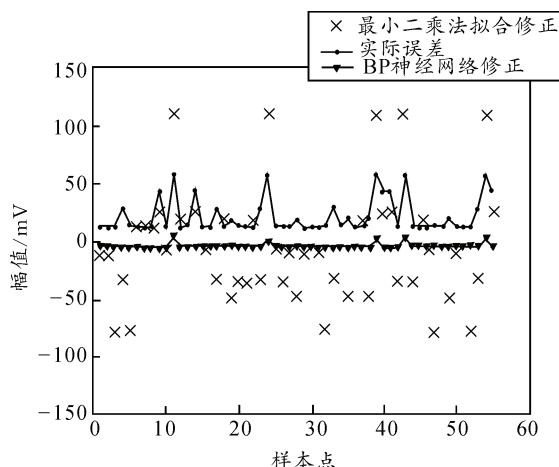


图 6 BP 网络与最小二乘拟合方法修正结果比较

由图 6 可知：由于受风洞气流温度等因素的影响，传感器的输入输出系统的非线性误差影响较大，此时采用传统的最小二乘法误差修正结果并不理想；另一方面，由于 BP 神经网络具有较强的非线性映射能力，此时采用 BP 神经网络误差修正得到的数据的非线性误差大大减小，修正前 55 组样本中最大误差值为 56.068 6，而修正后的最大误差值仅为

-5.183 2, 网络仿真输出误差缩小近 10 倍, 大大减小了风洞传感器的非线性误差, 在输入和输出数据之间形成了一一对应的非线性映射, 较好地补偿和消除了传感器的非线性误差。由图 4~图 6 的结果可看出: BP 神经网络修正方法能够有效地利用 BP 神经网络强大的非线性映射能力, 使传感器的网络输出模型逐渐地逼近真实的传感器输入输出系统, 从而克服传统线性拟合方法的数据缺失问题, 经方法处理后的数据的真实性、准确性得到了有效提高。

BP 神经网络具有强大的非线性映射能力, 能够建立反映非线性输入输出关系的神经网络模型, 通过不断地训练使得神经网络模型逐渐逼近非线性输入输出系统, 从而达到较好的网络仿真效果。

3 结束语

笔者针对风洞试验时传感器测值受到非线性误差干扰影响的问题, 利用 BP 神经网络强大的非线性映射能力, 提出了基于 BP 神经网络的风洞传感器测值误差修正方法, 给出了修正原理和具体的修

(上接第 30 页)

此外, 由于液压马达同变频电机一样具有调速和调转矩的特性; 因此有钻机尝试采用液压马达作动力来驱动滚筒和转盘, 类似图 5 和图 6, 只是将电机换成液压马达。但由于低速、大功率液压马达目前还不十分成功, 此方式还处于研究和实验中^[5]。

4 结论

笔者通过对中小型钻机传动方式的变化过程, 目前主要在用和新近出现的传动方式进行研究和分析, 可以看出: 中小型钻机的传动方式越来越简单, 技术越来越先进, 使得钻机技术的先进性、可靠性、轻便灵活性、安全舒适性以及维修维护的方便性等都变得越来越高, 这些方面的进步得益于整体工业的发展和石油工业技术的进步, 同时也推动和加快了石油工业的发展^[6]。虽然中小型钻机今后的发展重点是在技术性和轻便性 2 个方面, 但是在具体研究和钻机的管理等方面还应注重以下内容:

1) 机械钻机由于具有一定价格优势和维护的方便性, 以图 2 为代表方式在今后一定时期内还仍会受到欢迎, 但应加强齿轮技术的研究和突破, 进一步提高操作的方便性和运移的轻便灵活性。

2) 进一步加强大功率、宽频段电机技术的研究与开发, 使以图 5 为代表的直驱型的绞车尽早得到推广和应用。这种绞车不仅对陆地钻机, 而且在海

正步骤。测试结果表明: 基于 BP 神经网络的风洞传感器误差修正方法能够利用 BP 神经网络的非线性映射能力, 使得网络模型的输入输出特性逐渐逼近传感器的非线性输入输出特性, 从而有效地减小非线性误差对测量值的影响, 其拟合精准度明显优于常规方法, 提高了传感器测量的稳定性和精准度, 满足风洞试验数据精细化的要求, 为飞行器研制提供有力的保障。

参考文献:

[1] 王小川, 史锋, 郁磊, 等. Matlab 神经网络 43 个案例分析[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2011: 1-2.
 [2] 张鹏, 魏志, 王春. 基于小波变换的风洞连续信号降噪分析[J]. 兵工自动化, 2013, 32(5): 63-67.
 [3] 崔保健, 才滢, 阎道广. 基于 BP 神经网络的功率传感器数据融合[J]. 测量与设备, 2006(2): 23-25.
 [4] 董智萍, 丁洪昌, 朱婉莹, 等. 基于 BP 网络微位移传感器误差修正研究[J]. 长春理工大学学报, 2011(4): 49-52.
 [5] 沈文炜, 施惠昌. 基于循环神经网络的传感器漂移补偿方法[J]. 计算机工程与科学, 2005(12): 95-98.

洋地质调查与勘探等领域也具有很大的市场空间。

3) 加强液压技术的研究与应用, 尤其是国内企业应重视全液压钻机的跟进、研究和设计开发。未来, 液压与变频传动将会并驾齐驱成为中小型钻机的发展目标。

4) 对电机(或液压马达)与滚筒集成为一体型式的绞车, 由于直驱型式已经比较紧凑, 集成一体后体积和质量的优势就不再明显, 而维修的困难却会抵消技术的优势; 因此, 应用空间有限。

5) 加快中小型钻机顶驱技术的研究。顶驱装置的应用不仅是提高钻井速度和效率, 而且采用顶驱装置后转盘不再是主要的旋转设备, 这将大大改变传动方式和钻机的概念。

参考文献:

[1] 华东石油学院矿机教研室. 石油钻采机械(上册)[M]. 北京: 石油工业出版社, 1980: 322-346.
 [2] 陈如恒, 沈家俊. 钻井机械的设计计算[M]. 北京: 石油工业出版社, 1995: 67-98.
 [3] 邱宣怀. 机械设计[M]. 4 版. 北京: 高等教育出版社, 1997: 1-9.
 [4] 陈卓, 王爱斌, 汪元蛟, 等. 装备可靠性监管及控制[J]. 兵工自动化, 2012, 31(8): 17-18.
 [5] 任彦恒. 液压制动能再生系统研究及仿真[J]. 兵工自动化, 2014, 33(1): 4-6.
 [6] 孙正康, 梅志千, 李向国, 等. 基于 CPAC 的数控 PCB 钻床轴运动规划研究[J]. 机电工程, 2015, 32(8): 1066-1070.