

基于BP网络微位移传感器误差修正研究

董智萍¹, 丁洪昌², 朱婉莹², 李振辉²

(1.中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 长春 130022;

2.长春理工大学 机电工程学院, 长春 130022)

摘要: 对微位移传感器非线性误差的修正存在诸多问题, 该误差是提高微位移传感器测量精度的“瓶颈”。本文介绍了用神经网络校正传感器系统非线性误差的原理和方法, 提出了基于BP神经网络传感器非线性误差校正对测量数据进行修正。修正结果表明该方法是准确有效的, 而且网络结构简单, 准确度高。

关键词: BP神经网络; 传感器; 非线性误差; 校正

中图分类号: TP212

文献标识码: A

文章编号: 1672-9870 (2011) 04-0049-04

Research on Errors Correction of Micro-displacement Sensor Based on BP Neural Network

DONG Zhiping¹, DING Hongchang², ZHU Wanying², LI Zhenhui²

(1. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Science, Changchun 130033;

2. (College of mechanical and electric engineering, Changchun University of Science and Technology, Changchun 130022)

Abstract: There are many problems about errors correction of micro-displacement sensor, which are so difficulty that we could not be skill in improving the precise of micro-displacement sensor. The principle and the methods for correcting the nonlinear errors of the sensor system with a neural network are introduced. Nonlinear errors correction of sensors based on BP neural network, which include its model, algorithm and realized techniques are presented. The results of computer simulations illustrate that not only the inverse modeling based on BP neural network can compensate the effect of the nonlinearity, but also the construction of the neural network is simple and the precision is good.

Key words: BP neural network; sensors; nonlinear errors; correction

在仪器仪表系统中,传感器是其一个重要的组成部件。传感器特性的优劣及输出信息的可靠性是评价整个系统质量的关键。如今随着工业生产质量的提高,人们对控制系统中传感器的稳定性、准确度、和工作条件要求越来越高。然而,由于传感器的输入输出间特性的非线性、参数随时间和环境条件的变化而漂移等许多原因^[1],使得测量的精度偏低。因此,为了提高传感器的测量精度,常需要对其非线性误差进行校正。

本文针对微位移传感器由于制造工艺不可避免的制造偏心、刻划误差、发光、接收系统安装误差和电路硬件漂移等固有误差和系统误差,提出一种比对测量的标定方法,该方法通过获取微位移传感

器在精密直线导轨移动时,得到激光双频干涉仪测量值和传感器示值,再利用相关的数学算法拟合出一个变换多项式,作为补偿测量点误差值的基础。目前,最常用的拟合算法多为插值方式。但实验表明插值拟合不能真实地描述线位移的非线性示值误差,特别是当示值误差不是很大时,其描述性更差。因此,提出一种基于神经网络微位移传感器误差修正方法,该方法通过精密直线导轨提供微小的线位移,并由激光双频干涉仪测出微小线位移较准确的真值,微位移传感器得出测量值,利用这些测量数据采用BP神经网络优化算法训练得到误差修正模型,最终,通过修正网络模型得到传感器的真值。

收稿日期: 2011-09-16

作者简介: 董智萍 (1967-), 女, 硕士, 工程师, 主要从事光栅传感器方面的研究, E-mail: 13894833118@163.com。

1 神经网络修正传感器非线性误差原理

假设一个受外界影响(比如环境温度)的传感器系统可表示为 $y=f(x, t)$, 式中 y 为传感器的输出量, x 为传感器的输入量, t 为环境温度。希望根据测得的 y 求得未知参数 x , 即 $x=g(y, t)$ 。由于传感器受环境因素及其自身的非线性误差的影响, 使 $f(x, t)$ 呈非线性, 而理想中 $f(x, t)$ 是线性的。因此, 需要用一些方法对所测得数据进行筛选, 消除和补偿。以前的研究人员会用一段近似线段(其量程和准确度受限)代替所测非线性段或者用硬件补偿的方法将所测得非线性段补偿成线性段。这些方法难以做到全程补偿, 并且准确度低、量程短, 导致应用受到限制。因此, 神经网络是消除和补偿传感器系统的非线性特性的一种新方法, 如图1所示。

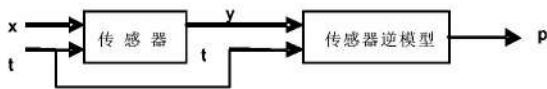


图1 非线性误差校正

Fig.1 Diagram of nonlinear error correction

传感器系统的输出量 $y=f(x, t)$ 通过一个补偿性的逆模型, 该模型的函数特性为 $p=kx=kg(y, t)$, 式中 p 为神经网络补偿后的输出量; k 为常数。很显然 $g(x, t)$ 是非线性函数, 当其非常复杂时将难以用解析式表达。用神经网络校正传感器的非线性, 其实质是利用神经网络在任意精度下逼近任意的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。因此, 补偿模型的建立就成为校正传感器非线性特性的关键。人工神经网络具有良好优化非线性的能力, 其中BP (backpropagation)神经网络的强大的非线性映射能力^[2], 使任意连续的非线性函数(如: 传感器逆模型)和映射均可采用三层网络建模加以实现。

2 BP 网络模型

神经网络是一种近似模拟生物神经元的数学模型, 神经元通过与其相连的所有神经元输出的加权累计来接受能量, 当所接受的加权总和大于它的阈值, 神经元被激活后, 信号被传送到与其相连更高级的神经元。

目前, BP网络是应用最广泛的神经模型之一, 它是一单向传播的多层前馈网络。BP神经网络通

过数次对简单的非线性函数的复合, 可近似任意复杂的函数或映射。因此, 可以将BP神经网络看成是输入到输出的高度非线性映射(函数)。

BP算法由信息的正向传递和误差的反向传播组成, 信息经过隐含层的逐层处理并传递到输出层, 每层神经元的状态仅受上一层神经元的影响。如果在输出层没有得到所期望的输出值, 误差信号将按照输入通路原路返回并逐层修改神经元的权值, 从而使误差达到期望目标。通常, 均方根误差来定量的反映神经网络训练的学习性能, 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。在实际应用中标准的BP网络算法存在收敛速度慢^[3], 易“陷进”局部极小点等弊端。目前将高斯-牛顿法和梯度下降法结合后, BP算法成为一种利用标准的数值优化技术的快速算法, 使其同时具备高斯-牛顿法的局部收敛性和梯度下降法的全局特性。由于LM算法利用了近似的二阶导数信息, 具有较高的训练速度和收敛精度。本文采用LM (Levenberg-Marquardt)法进行网络训练。

LM优化方法的权值调整率^[4]如下所示:

$$\omega = (J^T J + \mu I)^{-1} \cdot J^T e$$

其中: e —网络误差向量; J —网络误差对权值微分的雅可比(Jacobian Matrix bian)矩阵; μ —标量系数(当 μ 很大时此式接近于梯度法, 当 μ 很小时此式变成了 Gauss-Newton法, 在计算过程中, μ 是自适应调整的); I —单位矩阵。

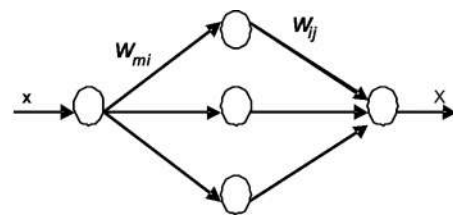


图2 含有一个隐层的BP神经网络
Fig.2 BP network of one hidden layers

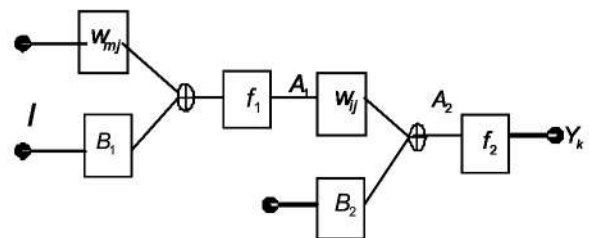


图3 网络结构简化图
Fig.3 Network structure scheme

如图2所示, 由于以光栅尺实测值和干涉仪测

量值作为坐标数据,因此设定输入层为两个节点,即校正前实测的任意坐标值 $X_k=[x_k, y_k]$;第一隐层为 I ,既有 i 个神经元,其中的任一神经元用 i 表示;输出层亦为两个节点,即BP网络运算得到的网络坐标值 $Y_k=[m_k, n_k]$;期望输出为 $d_k=[d_{xk}, d_{yk}]$ 。 w_{mi} 表示输入层与第1隐层权值矩阵; w_{ij} 表示第一隐层到输出层权值矩阵。则神经网络联接权值结构矩阵如图3所示。

由此,可得出LM神经网络计算坐标位置的函数关系为:

$$A_1 = f_1(w_{im} * X_k + B_1)$$

$$A_2 = f_2(w_{ij} * A_1 + B_2) = f_2(w_{ij} * f_1(w_{im} * X_k + B_1) + B_2)$$

3 实例

3.1 标定方案设计

本设计通过精密直线导轨提供微小线位移,并由激光双频干涉仪得出微小线位移较准确的真值,光栅尺微位移传感器得出测量值。该系统由激光头、长度干涉仪、测量反射镜、光栅尺位移传感器组成。系统测量原理由图4所示,将激光头、长度干涉仪置于和光栅尺位移传感器安装在固定的位置,测量反镜安装在运动部件上。

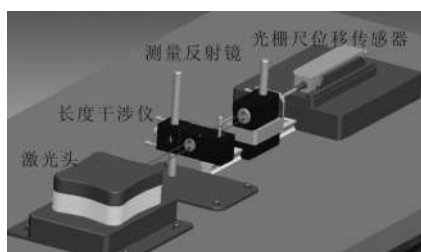


图4 线位移误差测量设计方案

Fig.4 Linear displacement error measurement design

双频激光干涉仪是在单频激光干涉仪的基础上发展的一种外差式干涉仪,被测信号载波在一个固定频差上,使整个系统成为交流系统,大大提高了抗干扰能力,特别适合于在现场条件下使用。双频激光干涉仪与不同的光学部件组合,还可测量长度、速度、角度、直线度、平行度、垂直度、平面度等^[5],素有“小型计量室”之称。本设计中双频激光干涉仪主要用于测得由精密直线导轨提供的微小线位移。

光栅尺微位移传感器(简称光栅尺),是由一对光栅副中的主光栅和副光栅进行相对位移时,在光的干涉与衍射共同作用下产生明暗相间的规则条纹图形,称之为莫尔条纹。经过光电器件转换使明暗相间的条纹转成正弦变化的电信号,再经放大器

放大和整形电路整形后得到两路相差为90°的正弦波或方波,送入光栅数显表显示计数。光栅尺位移传感器经常应用于直线位移或角位移的测量。其测量输出的信号是位数字脉冲,具有检测范围大,检测精度高^[6],响应速度快的特点。

3.2 获取标定数据

在精密直线导轨上,如图4所示测量反镜移动微小步长的位移,每变化一次位置,记录一次双频激光干涉仪和光栅尺位移传感器测量的数据,测量结果如表1所示。

精密测量时,在诸多影响测量误差的因素中,被测件温度造成的误差影响最大,必须予以高度重视。被测件温度误差,包括被测件温度的测量误差和因被测件各部位温度的不均匀性而导致的测量误差。为了减小这项误差,严格要求在测量时不仅要准确测量被测件的温度而且要在长时间恒温的条件下进行,以确保被测件各部位温度的一致性。在测量环境较恶劣的场所,也可以用定期检定的端尺或线纹尺作为标准,先用其标定后进行测量。即是用一个高精度的实物基准代替环境参数控制,虽然测量精度不是很高,但在不具备良好测量环境的情况下不失为一种可行的办法。被测件温度不在20°C时由于线膨胀系数不准确是另一对测量影响较大的因素。因为在被测件温度偏离20°C越远一般金属材料的线膨胀系数误差就越大,只有当被测件温度为20°C^[7]时,该项误差才被忽略。因此在精密测量中,应尽量保持在20°C左右的环境条件下进行。

表1 干涉仪和光栅尺位移传感器测量数据比较

Tab.1 The comparison between interferometer and a grating

	光栅尺实测值(um)	干涉仪测量值(um)	实际误差值(um)
1	0.0	0.000	0.000
2	10.7	9.985	0.701
3	23.4	20.038	3.369
4	29.5	29.951	-0.471
5	40.6	39.999	0.650
...
2001	19978.5	19979.975	-1.485

3.3 修正结果

利用实际测得光栅尺实测值和干涉仪测量值的2000组数据,采用MATLAB编制程序,进行网络训练。在网络训练中,网络所采用的激活函数和隐层神经元很大程度上决定了网络解决问题的能力与功效。要训练一个BP网络,首先计算出网

络加权输入矢量及网络输出和误差矢量,然后求出误差平方和。当所训练矢量的误差平方和小于误差目标,训练停止;否则在输出层计算误差变化,且采用反向传播学习规则来调整权值^[8],并重复此过程。因此,为了保证输入数据和输出数据无量纲且加快程序运行时的收敛速度,在训练前需对样本数据进行归一化处理,同时为得到训练误差结果还原数据的真实性,在训练后需对样本数据进行反归一化处理。神经网络具有可微性,激活函数有线性型、logsig对数S型(sigmoid)传递函数及tansig正切对S型(sigmoid)传递函数三种。本设计中,网络的第一隐层,第二隐层以及输出层的传递函数分别采用tansig、tansig、logsig^[9]时,在实际的训练及仿真中可取得较快的收敛速度和较好的训练结果。

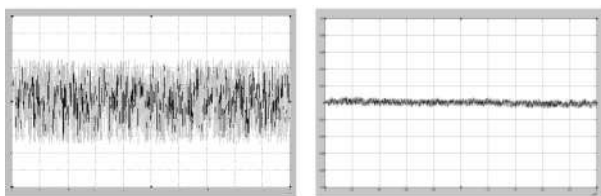
基于BP网络优化算法的误差修正方法,建立误差修正网络模型,对测量数据进行修正,其修正结果与最小二乘拟合方法进行比较,比较结果如表2所示。

表2 BP网络与最小二乘拟合方法修正结果比较

Tab.2 The comparison between BP and Least-squares

	实际误差(um)	BP网络修正(um)	最小二乘拟合修正(um)
1	0.000	0.000	0.012
2	0.701	0.001	0.009
3	3.369	0.001	0.013
4	-0.471	0.000	0.007
5	0.650	0.000	0.010
...
2001	-1.485	-0.004	-0.018

由此可以发现,经过人工神经网络BP模型处理的传感器输出信号大大优于用加权最小二乘方法处理的信号,形成输入至输出——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。计算机仿真训练结果如图5所示:



(a)修正前

(b)修正后

图5 BP修正前后图像

Fig.5 Picture of error before and after BP correction

用BP神经网络训练校正后的非线性误差大大减小。如图5所示校正前2000组样本中最大误差

值为5.004421537631,而校正后的最大误差值为0.00758590757621,网络仿真输出误差缩小近1000倍,大大减小传感器的非线性误差,满足工业现场使用要求。因此,表明提出的基于BP神经网络的传感器逆模型对其非线性校正是可行有效的,传感器神经网络模型的拟合准确度明显优于常用方法。

4 结束语

传感器神经网络逆模型的建立,是其实现智能化、线性化的基础。本文提出的基于BP神经网络的传感器的逆模型对传感器非线性误差的校正是非常有效的。这种方法充分利用了人工神经网络的非线性特性、泛化性、自适应能力和学习能力。通过网络的仿真训练学习,逐渐逼近传感器的输入—输出特性,行之有效地补偿和克服了传感器的非线性误差,从而大幅度地提高了传感器测量准确度。通过以上仿真实验数据表明:BP神经网络能够很好的应用于传感器的非线性误差校正,该方法具有收敛速度很快和逼近能力强等特性,能够满足现代工业现场的使用要求。

参考文献

- [1] 施惠昌.一种利用函数链神经网络的传感器建模新方法[J].传感器技术,2000,19(3):21-25.
- [2] 王化祥,张淑英.传感器原理及应用[M].天津:天津大学出版社,1988:4-19.
- [3] 焦李成.神经网络的应用与实现[M].西安:西安电子科技大学出版社,1993:25-45.
- [4] Hagan M T, Demuth H B. Neural Network Design [M]. Boston: PWS Publishing Company, 1996: 8-92.
- [5] 蔡煜东,姚林声.传感器非线性校正的人工神经网络方法[J].仪器仪表学报,1994,15(3):299-303.
- [6] 汪晓东.RBF神经网络在传感器校正中的应用[J].仪器仪表学报,2003,24(1):96-99.
- [7] 汪晓东,万旭,赵鹏程,等.基于神经网络的传感器静态误差综合修正法[J].仪器仪表学报,1997,18(3):310-313.
- [8] 施惠昌.一种利用函数链神经网络的传感器建模新方法[J].传感器技术,2000,19(3):21-24.
- [9] 李海富,王春阳,裴宁,等.基于RBF神经网络的瓦斯检测技术研究[J].长春理工大学学报:自然科学版,2010,33(2):156-158.
- [10] 魏兵,夏明安,王为,等.传感器的神经网络建模[J].湖北工学院学报,2003,18(5):35-37.