

基于神经网络的气压传感器非线性校正

贾克斌^{1,2,3}, 王彦明^{1,2,3}, 杨加春⁴, 刘鹏宇^{1,2,3}

(1. 北京工业大学信息学部, 北京 100124; 2. 先进信息网络北京实验室, 北京 100124;

3. 北京工业大学计算智能与智能系统北京市重点实验室, 北京 100124;

4. 天津华云天仪特种气象探测技术有限公司, 天津 300392)

摘要: 为了解决气压传感器非线性校正困难、校正结果精度低的问题, 基于小波函数建立反向传播 (back propagation, BP) 神经网络模型, 采用 Levenberg-Marquardt 算法进行网络参数更新, 实现了气压传感器的非线性校正. 实验结果表明: 传统 BP 神经网络使气压传感器均方根误差由最初的 2.10 降低到 0.68, 减少了 67.6% 的测量误差; 而提出的小波 BP 神经网络则使其降低到 0.28, 进一步减少了 19% 的测量误差, 更好地满足了高空探测的精度要求, 具有良好的泛化能力, 可以推广到类似传感器的非线性校正中.

关键词: 气压传感器; 温漂; 非线性校正; 小波变换; Levenberg-Marquardt (LM) 算法; 神经网络

中图分类号: TP 212.1

文献标志码: A

文章编号: 0254-0037(2021)01-0040-10

doi: 10.11936/bjtxb2019110002

Nonlinear Correction of Pressure Sensors Based on Neural Network

JIA Kebin^{1,2,3}, WANG Yanming^{1,2,3}, YANG Jiachun⁴, LIU Pengyu^{1,2,3}

(1. Faculty of Information Technology, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China;

2. Beijing Laboratory of Advanced Information Networks, Beijing 100124, China;

3. Beijing Key Laboratory of Computational Intelligence and Intelligent System, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China;

4. Tianjin Huayuntianyi Special Meteorological Detection Technology Co., Ltd., Tianjin 300392, China)

Abstract: To overcome the difficulty of nonlinear correction of pressure sensors and to solve the problem of low accuracy of correction results. A back propagation (BP) neural network model was established based on wavelet function, and the Levenberg-Marquardt algorithm was used to update network parameters to realize the nonlinear correction of pressure sensors. Results show that the traditional BP network reduces the mean square error (MSE) of the pressure sensor from 2.10 to 0.68, and reduces the measurement error by 67.6%. The wavelet BP network is reduced to 0.28, which further reduces the measurement error by 19%. It can better meet the precision requirements of high altitude detection and has good generalization ability, which can be extended to the nonlinear correction of similar sensors.

Key words: pressure sensor; temperature drift; nonlinearity correction; wavelet transform; Levenberg-Marquardt (LM) algorithm; neural network

随着全球气候变化, 高空探测在气候预测中越来越重要. 气象探测是获取大气变化信息的重要手段, 在高空探测过程中, 气压值是重要的参数之一,

气压传感器测量精度直接影响到最终探测结果. 在气象测量过程中, 气压传感器受外界环境影响会表现出非线性特性, 其原因有多方面: 1) 由于传感器

收稿日期: 2019-11-12

基金项目: 国家重点研发计划资助项目(2018YFF01010100); 国家自然科学基金资助项目(61672064)

作者简介: 贾克斌(1962—), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事多媒体信息处理与通信技术、生物医学信息处理方面的研究,

E-mail: kebinj@bjut.edu.cn

自身材质、设计方案、制作流程等条件的限制,非线性特征不能完全消除^[1];2) 传感器标定环境存在干扰,使传感器特性点发生漂移,测量结果产生偏差,从而造成非线性^[2]。

传感器设计原因造成的非线性误差在其出厂时已经存在,无法进行优化,因此,环境干扰是影响传感器测量精度的主要因素,通过对传感器进行标校实验,采集干扰因素来进行误差补偿,成为传感器校正的主流思路^[3]。

为改善传感器工作性能,实现非线性校正,相关科研人员进行了大量的实验,通过对传感器采集的数据进行分析来设计相应的补偿机制,从而实现传感器的校正。文献[4]采用非线性积分器进行相位校正,提高了控制系统的稳定性;文献[5]采用串并联电阻网络对热敏传感器进行校正,使温度传感器测量精度显著提升。然而,通过硬件电路进行校正,成本高、精度低、集成复杂,不利于实际生产应用^[5-7]。随着计算机技术的发展,通过软件算法对传感器进行误差补偿来实现非线性校正成为主要的研究方法。软件补偿主要有查表法和曲线拟合法。文献[8]通过查表法对高分2号图像业务化大气进行校正,将误差降低到0.8%;文献[9]通过最小二乘法对磁场传感器进行校正,达到了较高的精度。查表法忽略了标校点的测量误差,拟合法只能反映传感器整体趋势,都是几个离散测量点对传感器整体模型的逼近,不能满足复杂情况下的非线性拟合。

神经网络技术在传感器非线性校正方面已取得一定成果。文献[10]采用反向传播(back propagation, BP)神经网络法对角度传感器进行标校,有效地减少了测量误差,提高了测量的准确性。文献[11]通过运用BP神经网络对颜色传感器进行标定,提升了传感器感光精度。但是,传统BP神经网络存在局部最小值、收敛速度慢等缺点,仍需要进一步优化以适应气压传感器的非线性校正。

本文以气压传感器为例,在温度、气压等外界环境影响下,通过标校设备对气压传感器进行数据采集与标校实验。对传统BP神经网络进行优化,将小波函数作为神经网络隐藏层的激活函数,并引入Levenberg-Marquardt(LM)算法对各层参数进行更新,得到了气压传感器非线性校正的模型。实验证明,所提出的方法在模型精度、收敛速度方面均优于传统BP神经网络,可以更加快速、准确地完成气压传感器的非线性校正,满足了高空探测的需要,具有较高的实用价值。

1 传感器非线性校正原理

气压传感器的非线性误差由其物理特性和环境干扰组成^[12-14],前者由传感器的物理材料和设计方案造成,使传感器具有滞后性、非线性,后者由传感器的工作电路、外界环境造成,使其受到噪声干扰,对传感器特性造成影响,产生测量误差^[15-17]。气压传感器系统模型如图1所示^[18]。

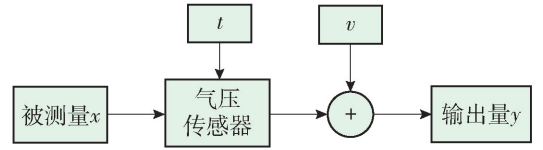


图1 气压传感器系统非线性模型

Fig. 1 Nonlinear model of pressure sensor system

气压传感器模型为

$$y = f(x, t) + v \quad (1)$$

式中: y 为传感器输出的测量气压值; x 为被测实际环境中的气压; t 表示环境变量,如温度、湿度等; v 为传感器系统受到的干扰噪声。

函数 $f(x, t)$ 是一未知的复杂函数,该函数与气压传感器的特性以及外界环境因素有关^[18]。由气压传感器特性可得,对于特定的环境变量 t , x 与 y 是一一对应关系,则存在某一特殊函数 $X = g(y) = g(f(x, t)) = x$,即寻找函数 g 使传感器经过校正后输出值能准确反映所测气压大小^[19-21],其校正原理如图2所示。

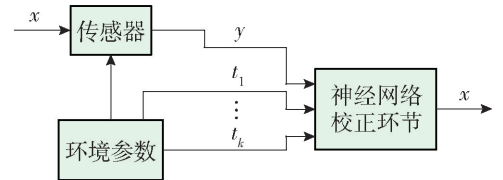


图2 气压传感器校正原理

Fig. 2 Calibration principle of pressure sensor

2 BP神经网络模型及改进算法

2.1 经典BP神经网络

在神经网络中,最常用的是如图3所示的BP神经网络,其计算量相对较小,非线性拟合程度较高^[22-24]。BP神经网络训练过程可分为输入数据正向计算和误差反向传播2个阶段。

在正向计算过程中,从输入层输入数据,通过层间连接权重加权求和并将结果传递到隐藏层的激活函数中,最后经过激活函数非线性映射传递到输出

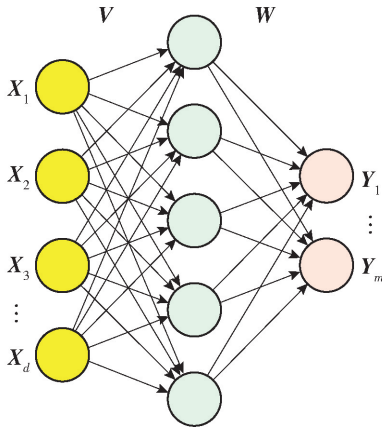


图3 BP神经网络结构

Fig. 3 BP neural network structure

层. 如果在输出层不能获得预期的输出值, 则执行反向传播, 通过修改神经元之间的连接权重将误差损失最小化^[25].

传统 BP 神经网络采用梯度下降法进行参数更新, 其输入层和隐藏层网络参数更新为

$$\Delta V_{ih} = \alpha e_h X_i = \alpha \left(\sum_{j=1}^l W_{hj} g_j \right) H_h (1 - H_h) X_i \quad (2)$$

$$\Delta \beta_h = -\alpha e_h \quad (3)$$

隐藏层和输出层网络参数更新为

$$\Delta W_{hj} = \alpha g_j H_h = \alpha (Y_j - Y'_j) Y_j (1 - Y_j) H_h \quad (4)$$

$$\Delta \beta_j = -\alpha g_j \quad (5)$$

式中: α 为学习率; g_j 和 e_h 为误差信息; X_i 为输入层第 i 个神经元输入; H_h 为隐藏层第 h 个神经元输出; Y'_j 为输出层第 j 个神经元输出; Y_j 为对应的真实值^[26-29].

2.2 Levenberg-Marquardt 算法

鉴于 BP 神经网络在非线性拟合中存在对初始权重敏感、收敛速度慢等缺点, 本文利用 LM 法对传统 BP 神经网络进行优化, 以提高网络的收敛速度, 各层权重更新表达式为

$$W_{n+1} = W_n - [J^T J^n + uI]^{-1} J_n^T E_n \quad (6)$$

式中: I 为单位矩阵; u 为比例因子; E 为网络预测误差; J 为雅可比矩阵, 该矩阵包含预测误差对网络各层参数的一阶导数, 公式为

$$J = \begin{bmatrix} \frac{\partial E_1}{\partial W_1} & \cdots & \frac{\partial E_1}{\partial W_n} \\ \vdots & & \vdots \\ \frac{\partial E_j}{\partial W_1} & \cdots & \frac{\partial E_j}{\partial W_n} \end{bmatrix} \quad (7)$$

LM 算法根据网络误差变化对权值进行更新, 如果模型权值更新后网络预测误差增加, 则 u 可能

太小, 导致 LM 算法接近高斯-牛顿法, 并且存在发散的可能性. 与此同时, u 进行放大以接近梯度下降法. 相反, 如果误差较小, 则该算法处于收敛阶段, 此时 u 变小并将 LM 算法近似为高斯-牛顿法, 以加速收敛^[30-32]. 使用 LM 算法可以解决传统 BP 神经网络中极值点附近精度低和收敛慢的问题, 使网络模型参数更快更准确地逼近误差最小值^[33].

2.3 小波分析

小波变换是分析信号的一种重要方法, 与傅里叶变换相比, 排除了稳态信号的制约, 能更好地满足实际工程应用, 并且起到时域分析的效果. 小波变换以衰减的小波基函数为基础, 以不同的分辨率对数据进行处理, 实现对拟合函数的逼近.

在传统 BP 神经网络中, 隐藏层选择 Sigmoid 函数作为激活函数进行非线性变换, 其输出值范围为 $[-1, 1]$, 函数形状如图 4 所示. 对于气压传感器这一非线性的元器件, Sigmoid 函数映射能力较差, 无法精确地完成校正.

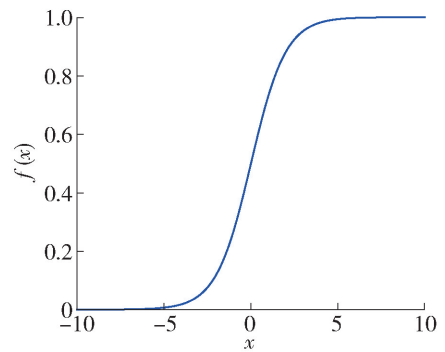


图4 Sigmoid 函数图形

Fig. 4 Sigmoid function graph

以小波函数替换原有的 Sigmoid 函数作为隐藏层节点的激活函数, 通过一系列小波母函数的组合来逼近测量值, 达到气压传感器校正的目的.

本文选择 Morlet 小波作为网络隐藏层的激活函数, 其在降水量分析、大气环境预测、激光器校准^[34-39]等方面取得显著的成果. Morlet 小波函数的表达式为

$$h(x) = C \cos(ux) \exp\left(-\frac{x^2}{2}\right) \quad (8)$$

式中: C 为重构时的归一化常数, 取值为 1; u 用来控制小波函数的形状. 图 5 为不同 u 值对应的 Morlet 小波函数形状对比图. 通过实验确定 u 值, 从而确定 Morlet 小波函数形状以达到最佳的校正效果, 获得最高的传感器测量精度.

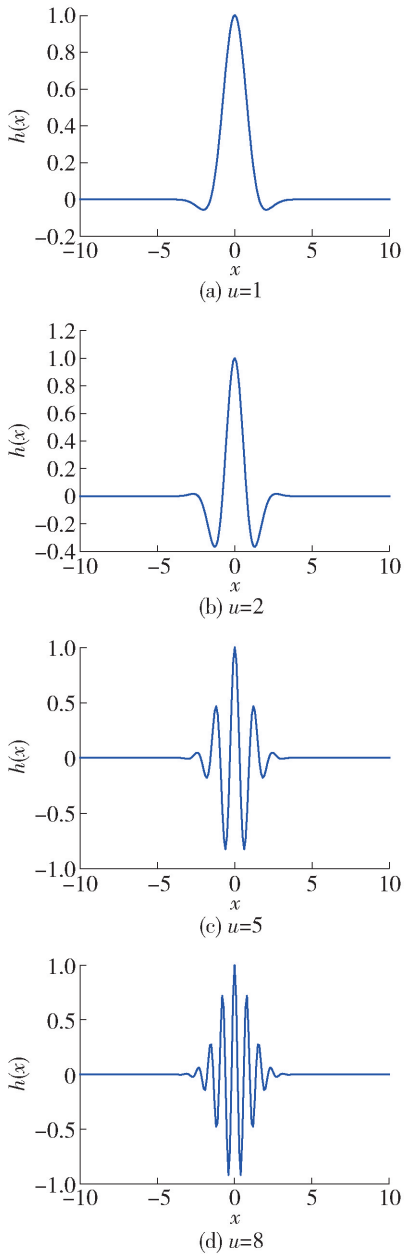


图5 u 值与 Morlet 函数形状对比

Fig. 5 Comparison of the u value and the Morlet function

3 网络模型构建

3.1 样本数据集

为了测试神经网络对气压传感器的非线性校正效果,需首先获得训练样本数据. 因此,需要利用标准设备对气压传感器进行标校实验,气压传感器的测量值不仅与大气气压有关而且与所处温度有关,需采用控制变量法进行标校.

根据高空气象探测规范,气压测量值为 500 ~ 1 100 hPa 时,传感器测量误差 $|\varepsilon| \leq 1$ hPa; 气压测量值为 5 ~ 500 hPa 时,传感器测量误差 $|\varepsilon| \leq 0.7$

hPa^[40-42]. 因此,标校气压范围为 5 ~ 1 100 hPa,根据高空探测需要,标校温度范围为 -30 ~ 40 °C. 在 35 °C 下,部分采集数据如表 1 所示.

图 6 所示为在不同温度下气压传感器对应的测量误差分布图. 由此图可以看出,该气压传感器存在较大温漂效应,温度对传感器测量结果影响较大,通过神经网络进行校正后可以克服温度对气压传感器的影响,使测量值更加接近真实值.

表 1 气压传感器采集的数据

Table 1 Data collected by pressure sensor

测量温度/ °C	测量气压/ hPa	标准气压/ hPa	测量误差/ hPa
35	1 103.20	1 100	3.20
35	906.27	900	6.27
35	702.44	700	2.44
35	501.56	500	1.56
35	302.58	300	2.58
35	103.78	100	3.78
35	10.55	50	5.55

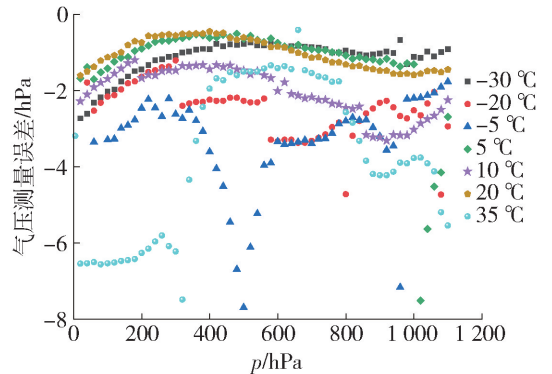


图 6 不同温度下传感器测量误差分布

Fig. 6 Distribution of sensor measurement error at different temperatures

3.2 网络参数设置

根据通用近似定理,只要具备单个隐藏层和有限个神经元的神经网络,就能以任意精度拟合任意的函数. 由此选用 3 层 BP 神经网络进行训练,由气压传感器测量数据可知,影响因素为温度、气压 2 个变量,所以输入层有 2 个神经元;隐藏层神经元的数目对网络性能有着重要的影响,通过对不同神经元数目进行实验以确定合适的隐藏层结构^[20];经网络计算后,使其输出对应的标准气压,因此,输出层有 1 个神经元. 将气压传感器的测量气压、测量温度

输入到 BP 神经网络中,经过神经网络推理过程,使其输出对应的标准气压以达到传感器校正的目的。

对于表 1 所采集的不同温度范围、不同压力范围的数据,一共有 800 条,为了使训练结果能够正确反映样本的内在规律,同时又为了避免出现过拟合,将所有的数据按照 8:2 划分为训练集和测试集,由训练集数据对网络进行训练,使网络模型参数达到最优,用测试集对最终网络进行测试以检测模型的泛化能力^[43-47]。

由随机函数产生 $[0 \sim 1]$ 的各层网络初始权重值,偏置值设置为 0,其他参数设置如表 2 所示。

表 2 网络训练参数设置

Table 2 Network training parameter setting

参数名称	参数设置
学习率	0.000 1
最大轮数	10 000
损失函数	均方根误差
优化算法	梯度下降法 LM 算法
激活函数	Sigmoid 函数 Morlet 小波函数

4 校正结果及性能对比

4.1 隐藏层神经元个数对比

为了比较隐藏层神经元个数对标校精度的影响,通过设置不同隐藏层神经元个数来进行对比实验。其中激活函数均采用 Sigmoid 函数,采用梯度下降法训练 10 000 次,统计各个神经元下对应的均方根误差(mean squared error, MSE) σ ,其实验结果如表 3 所示,神经元个数与标校误差变化如图 7 所示。

表 3 神经元个数与均方根误差

Table 3 Amount of neurons and MSE

数量	σ	数量	σ
5	1.58	50	0.70
10	1.14	80	0.73
15	0.78	100	0.72
20	0.68	300	0.80
30	0.69	500	0.85

由图 7 可以看出,当隐藏层神经元个数较少时,MSE 随着神经元个数的增加而降低。由表 3 可得,

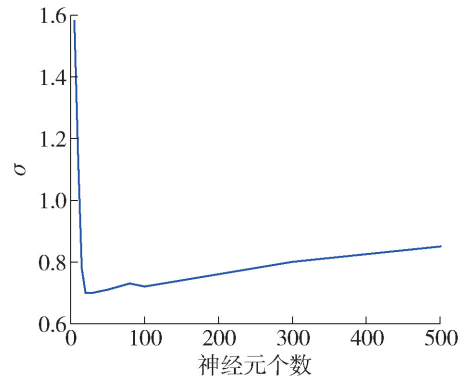


图 7 神经元个数与均方根误差

Fig. 7 Amount of neurons and MSE

当神经元节点超过 20 个时,随着神经元个数的增加,MSE 基本趋于稳定,网络校正能力达到上限。当继续增加神经元个数,网络模型复杂度增加,需要更长的训练周期才能达到最终收敛。由此可知,将网络隐藏层神经元个数选为 20 可以达到标校精度与模型复杂度之间的平衡,快速、准确地实现气压传感器的非线性校正。

4.2 收敛速度对比

为了比较 LM 算法与传统梯度下降法对网络收敛速度的影响,隐藏层函数均采用 Sigmoid 函数,随机产生 10 组初始权重,分别采用 2 种网络参数优化算法进行训练,记录训练过程中 $\sigma \leq 0.7$ 时所需训练周期,其实验结果如表 4 所示。训练过程中,梯度下降法损失值变化过程如图 8 所示,LM 算法如图 9 所示。

表 4 收敛速度性能比较

Table 4 Comparison of convergence rate performance

序号	梯度下降法	LM 算法
1	3 825	5
2	2 022	5
3	2 460	8
4	4 041	5
5	7 092	8
6	3 034	10
7	5 923	4
8	4 423	4
9	1 095	7
10	7 431	4
平均周期	4 135	6

由表 4 可得,对于随机的网络权重初始值,梯度下降法所需训练周期有较大差异,对权重初始值敏

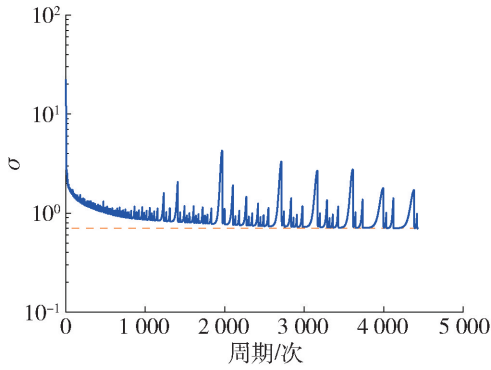


图 8 梯度下降法损失变化

Fig. 8 Loss change of gradient descent method

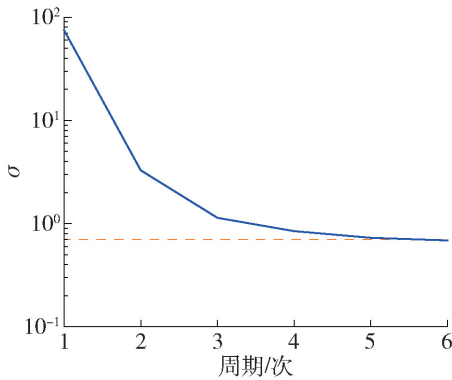


图 9 LM 算法损失变化

Fig. 9 Loss change of LM method

感. 由图 8 可以看出, 采用梯度下降法进行网络训练, 在收敛过程中存在抖动现象, 不能直接逼近最小值. 相比之下, LM 算法能够克服梯度下降法的不足, 快速准确地完成收敛. 基于 LM 算法的平均训练周期为 6 次左右, 远快于传统 BP 算法. 由此可知, LM 算法能够克服梯度下降法的不足, 更加快速地进行收敛, 提高了网络的稳定性.

4.3 小波函数形状对标校效果影响

由图 5 可知, 对于 Morlet 小波函数, 不同 u 值对应不同的小波形状, 通过实验来测试不同 u 值对最终标校结果的影响以确定最佳的激活函数.

将相同的测试数据输入到 BP 神经网络中, 经过训练使网络达到最终收敛, 计算经过校正后的数据与标准测量值之间的 MSE, 其实验结果如表 5 所示.

由实验结果可知, 当 $u = 8$ 时, 标校误差存在极小值, $\sigma = 0.28$, 即将激活函数 u 值设置为 8 可得最佳校正效果.

4.4 标校精度对比

神经网络的预测精度是评价其性能的重要指

标, 为了比较 Sigmoid 函数与小波函数对最终标校结果的影响, 采用梯度下降法对网络进行训练, 部分标校结果如表 6 所示.

表 5 u 值与均方根误差关系

Table 5 Relationship between u value and MSE

u	σ	u	σ
1	0.59	6	0.38
2	0.53	7	0.33
3	0.52	8	0.28
4	0.46	9	0.35
5	0.42	10	0.40

表 6 标校精度对比

Table 6 Comparison of calibration accuracy

标准气压	标校前气压	标校后气压	
		Sigmoid 函数	小波函数
1 100	1 103.20	1 098.81	1 100.55
1 000	1 002.50	999.26	1 000.24
900	906.27	899.07	900.46
800	806.23	799.40	800.17
700	702.44	699.59	700.03
600	601.61	599.66	600.18
500	501.35	499.74	500.10
300	302.58	299.37	299.96
200	204.23	199.11	199.97
100	103.78	99.07	100.08
5	10.55	4.88	5.13
σ	2.10	0.68	0.28

通过表 6 可以看出, 2 种 BP 神经网络模型都能够有效地对气压传感器进行校正, 使 MSE 在规定的范围内. 由整体 MSE 可知, 采用小波函数作为激活函数比 Sigmoid 函数预测精度更高, σ 降低了 0.4, 使气压传感器达到了更高的测量精度, 更利于高空气象探测.

为进一步分析 Sigmoid 函数与小波函数对气压传感器标校结果的影响, 绘制了图 10 所示的气压传感器测量误差曲线以及经过 2 种激活函数校正后对该误差曲线的逼近情况. 由图可知, 与 Sigmoid 函数相比, 采用小波函数作为激活函数具有更好的逼近

能力,能更准确地进行误差补偿,提高测量精度,实现气压传感器校正.

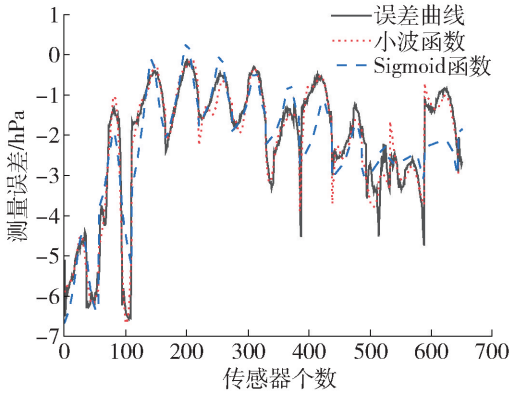


图 10 误差补偿对比

Fig. 10 Contrast of error compensation

图 11 所示为气压传感器校正前特性曲面网格图.可以看出,由于气压传感器非线性误差的存在,导致特性曲面发生弯曲,测量精度降低.

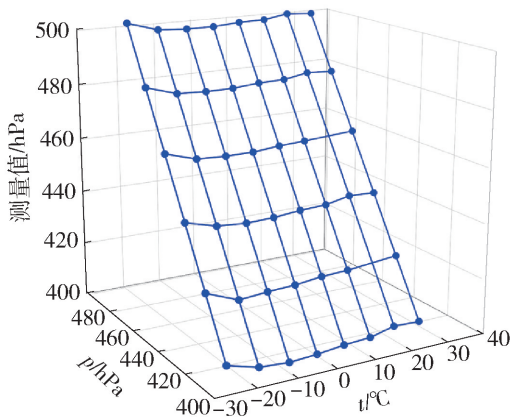


图 11 校正前特性曲面网格

Fig. 11 Characteristic surface mesh before correction

气压传感器采集的数据经过本文提出的校正算法后其特性曲面如图 12 所示.由图 11、12 对比可得,经过校正后,气压传感器特性曲面更加平滑,有效地减少了气压传感器的非线性误差,提高了气压传感器的测量精度.

4.5 预测能力对比

为了测试所建立模型的泛化能力以及网络是否出现过拟合,选取在不同温度下的不同气压值作为测试集数据进行模型检验.其部分测试结果如表 7 所示.

由表 7 可知,无论对于传统 BP 神经网络还是基于小波函数的 BP 神经网络,经过神经网络校正后,传感器测量精度都得到了显著提升.由实验结果可以看出,测试集的平均误差与训练集接近,没有

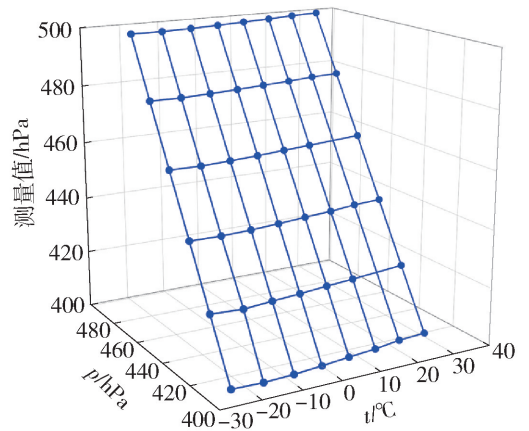


图 12 校正后特性曲面网格

Fig. 12 Characteristic surface mesh after correction

过拟合现象发生,基于小波函数的 BP 神经网络校正值比传统 BP 神经网络校正值误差更小,更接近实际值,更能准确地实现气压传感器的非线性校正,具有更高的精度以及泛化能力.

表 7 测试集标校精度对比

Table 7 Comparison of calibration accuracy of the test set

标准气压	标校前气压	标校后气压	
		Sigmoid 函数	小波函数
1 100	1 101.58	1 099.87	1 100.19
1 000	1 003.03	999.95	999.42
900	901.71	900.00	900.26
800	804.46	800.17	800.46
700	701.29	700.35	700.35
600	602.02	600.24	600.21
500	500.47	500.13	499.96
400	400.46	399.95	400.24
300	301.28	299.74	300.35
200	200.75	199.45	200.49
100	101.76	98.91	99.41
5	10.67	5.21	5.52
σ	2.10	0.69	0.30

5 结论

1) 针对气压传感器输入输出的非线性问题,通过引入神经网络校正环节进行标校,实现了气压传感器的校正,满足了高空探测的要求.

2) 针对传统 BP 神经网络收敛速度慢、对初始权值敏感、容易陷入局部极小值的缺点,引入 LM 优化算法,使网络收敛速度明显加快。

3) 与 Sigmoid 函数相比,通过引入小波函数,使标校精度进一步提高,推广能力进一步加强,能够更加精确地测量高空气压。

参考文献:

- [1] 周伟,包建东,丁良华. 传感器标定的非线性校正研究[J]. 测试技术学报, 2013, 27(4): 358-361.
ZHOU W, BAO J D, DING L H. Nonlinear correction of sensor calibration[J]. Journal of Test and Measurement Technology, 2013, 27(4): 358-361. (in Chinese)
- [2] 景婧. 应变式称重传感器的非线性校正[J]. 计算机应用研究, 2013, 30(1): 189-191.
JING J. Nonlinear compensation of strain-type weighing sensor[J]. Application Research of Computers, 2013, 30(1): 189-191. (in Chinese)
- [3] HEYE B, JOHAN H, BERND S, et al. Effective calibration of low-cost soil water content sensors[J]. Sensors, 2017, 17(1): 208-220.
- [4] 赵晓华,曹雷,陈梅莲,等. 非线性积分器的控制系统校正作用分析[J]. 北京工业大学学报, 2002, 28(2): 138-141.
ZHAO X H, CAO L, CHEN M L, et al. Analysis of control system correction effect of nonlinear integrator[J]. Journal of Beijing University of Technology, 2002, 28(2): 138-141. (in Chinese)
- [5] 周胜海. 传感器非线性的硬件校正方法[J]. 传感器技术, 2002, 21(5): 1-4.
ZHOU S H. Correction methods of sensor characteristic nonlinearity by hardwares [J]. Journal of Transducer Technology, 2002, 21(5): 1-4. (in Chinese)
- [6] YAO Z, WANG Z, FORREST Y L, et al. Empirical mode decomposition-adaptive least squares method for dynamic calibration of pressure sensors[J]. Measurement Science and Technology, 2017, 28(4): 45-55.
- [7] MATTHEWS C, PENNECCHI F, EICHSTAEDT S, et al. Mathematical modelling to support traceable dynamic calibration of pressure sensors[J]. Metrologia, 2014, 51(3): 326-338.
- [8] 舒敏,闻德保,张浩,等. 高分2号图像业务化大气校正查找表的设计与实现[J]. 北京工业大学学报, 2017, 43(5): 683-690.
SHU M, WEN D B, ZHANG H, et al. Design and implementation of operational atmospheric correction lookup tables for GF-2 image[J]. Journal of Beijing University of Technology, 2017, 43(5): 683-690. (in Chinese)
- [9] 张琦,潘孟春,陈棣湘,等. 基于线性化参数模型的三轴磁场传感器校准方法[J]. 传感技术学报, 2012, 25(2): 215-219.
ZHANG Q, PAN M C, CHEN D X, et al. Scalar calibration of tri-axial magnetometer with linearized parameter model [J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2012, 25(2): 215-219. (in Chinese)
- [10] LI Y, FU P, LI Z, et al. Biaxial angle sensor calibration method based on artificial neural network[J]. Chemical Engineering Transactions, 2015, 46: 361-366.
- [11] HU W J, LIU X H. Study on BP neural network for colorimetric calibration of mini-color sensor[J]. Optical Technique, 2006, 32(2): 183-189.
- [12] YANG R, TAN K K, TAY A, et al. An RBF neural network approach to geometric error compensation with displacement measurements only[J]. Neural Computing and Applications, 2017, 28(6): 1235-1248.
- [13] 白鹏,张喜斌,陈长兴,等. 基于支持向量机的压力传感器校正模型[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2007, 8(5): 37-40.
BAI P, ZHANG X B, CHEN C X, et al. A correction model of pressure sensor based on support vector machine [J]. Journal of Air Force Engineering University(Natural Science Edition), 2007, 8(5): 37-40. (in Chinese)
- [14] RAHDAN A, BOLANDI H, ABEDI M. Design of on-board calibration methods for a digital sun sensor based on Levenberg-Marquardt algorithm and Kalman filters[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2020, 33(1): 339-351.
- [15] 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(1): 96-98.
WANG X D. Application of RBF neural networks in sensor calibration [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2003(1): 96-98. (in Chinese)
- [16] ASHIQUZZAMAN A, LEE H, UM T. Energy-efficient lot sensor calibration with deep reinforcement learning [J]. IEEE Access, 2020(8): 97045-97055.
- [17] 鞠潭,于纪言,王晓鸣,等. 基于地磁辅助的弹载两轴陀螺传感器校正方法研究[J]. 兵工学报, 2018, 39(10): 1919-1926.
JU T, YU J Y, WANG X M, et al. A calibration method of magnetometer-aided two-axis gyro sensor in the projectile-borne environment [J]. Acta Armamentarii, 2018, 39(10): 1919-1926. (in Chinese)
- [18] 何伟铭,宋小奇,甘屹,等. 传感器校正的优化灰色神经网络建模方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(3): 504-512.
HE W M, SONG X Q, GAN Y, et al. Research on

- optimized grey neural network modeling method for sensor calibration[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(3): 504-512. (in Chinese)
- [19] 林生荣, 张辉. 三轴加速度传感器校正方法研究[J]. 传感器与微系统, 2011, 30(11): 72-74.
LIN S R, ZHANG H. Study of three-axis acceleration sensor calibration method [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2011, 30(11): 72-74. (in Chinese)
- [20] TU Y, ZHOU H, LANG W, et al. A novel cross-sensor calibration method to generate a consistent night-time lights time series dataset [J]. International Journal of Remote Sensing, 2020, 41(14): 5482-5502.
- [21] ZHU Z, AU S, WANG X R. Instrument noise calibration with arbitrary sensor orientations[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019(117): 879-892.
- [22] ATC G. Back-propagation neural networks for modeling complex systems [J]. Artificial Intelligence in Engineering, 1995, 9(3): 143-151.
- [23] 李小芳, 谢剑猛. 压力传感器的校正的改进超限学习机方法[J]. 仪表技术与传感器, 2016(9): 90-93.
LI X F, XIE J M. Corrected improving extreme learning machine of pressure sensor [J]. Instrument Technique and Sensor, 2016(9): 90-93. (in Chinese)
- [24] MOKHTARI A, GHODRAT M, JAVADPOOR L, et al. Wind speed sensor calibration in thermal power plant using Bayesian inference [J]. Case Studies in Thermal Engineering, 2020(14): 10621-10629.
- [25] 姚绪梁, 林浩, 鲁光旭, 等. 一种基于线电压差积分的无位置传感器无刷直流电机换相误差检测和校正方[J]. 电工技术学报, 2019, 34(22): 4651-4660.
YAO X L, LIN H, LU G X, et al. Line voltage difference integral method of commutation error adjustment for senseless brushless DC motor [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2019, 34(22): 4651-4660. (in Chinese)
- [26] 郭伟, 张栋, 李巨韬, 等. 改进型 BP 神经网络对电容称重传感器的非线性校正[J]. 传感技术学报, 2012, 25(10): 1354-1360.
GUO W, ZHANG D, LI J T, et al. Nonlinear calibration of capacitance weighing sensor with improved BP neural network model [J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2012, 25(10): 1354-1360. (in Chinese)
- [27] LIU T. Nonlinear correction of sensor using genetic algorithm and support vector machine [J]. Journal of Electronic Measurement & Instrument, 2011, 25(1): 56-60.
- [28] 刘天键, 王劲伯, 朱善安. 基于神经网络的铂电阻温度传感器非线性校正方法[J]. 仪器仪表学报, 2002, 23(5): 518-521.
LIU T J, WANG S B, ZHU S A. Approaches to non-linearity compensation of platinum resistor based on neural network in temperature measurement [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2002, 23(5): 518-521. (in Chinese)
- [29] 姜桂艳, 常安德, 牛世峰, 等. 基于 BP 神经网络的交通数据序列动态可预测性分析方法[J]. 北京工业大学学报, 2011, 37(7): 1019-1026.
JIANG G Y, CHANG A D, NIU S F, et al. Dynamic predictability analysis for traffic data serials based on BP neural network [J]. Journal of Beijing University of Technology, 2011, 37(7): 1019-1026. (in Chinese)
- [30] CUI Y J, XIONG H L, ZHENG K, et al. On the application of BP neural network based on Levenberg-Marquardt algorithm in the diagnosis of mental disorders [C] // 2012 2nd International Conference on Consumer Electronics, Communications and Networks. Washington, D. C. : IEEE Computer Society, 2012: 1940-1943.
- [31] ZHUANG J J, LIU Q. Research and application of an optimized BP neural network based on adaptive genetic algorithm [J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2012, 35(5): 41-45.
- [32] PENG X J, YANG K T, YUAN X H. A novel pressure sensor calibration system based on a neural network [J]. Journal of Semiconductors, 2015, 36(9): 095004.
- [33] 赵弘, 周瑞祥, 林廷圻. 基于 Levenberg-Marquardt 算法的神经网络监督控制 [J]. 西安交通大学学报, 2002, 36(5): 523-527.
ZHAO H, ZHOU R X, LIN T Q. Neural network supervised control based on Levenberg-Marquardt algorithm [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2002, 36(5): 523-527. (in Chinese)
- [34] 徐继红. 乌鲁木齐河流域 60 余年降水量的 Morlet 小波分析 [J]. 水资源开发与管理, 2018(3): 70-72.
XU J H. Morlet wavelet analysis of precipitation over 60 years in Urumqi river basin [J]. Water Resources Development and Management, 2018(3): 70-72. (in Chinese)
- [35] 李翔, 朱全银. 基于动态基函数的强回归小波神经网络 [J]. 北京工业大学学报, 2014, 40(7): 1084-1090.
LI X, ZHU Q Y. Strong regression wavelet neural network based on the dynamic basis functions [J]. Journal of Beijing University of Technology, 2014, 40(7): 1084-1090. (in Chinese)
- [36] HAM S, LEE Y, JUNG W, et al. CMOS image sensor

- with analog gamma correction using nonlinear single-slope ADC[C]//Proceedings IEEE International Symposium on Circuits & Systems. Piscataway: IEEE, 2006: 3578-3581.
- [37] SHANKER A P, RAVI N S. Morlet wavelet analysis of tropical convection over space and time: study of poleward propagations of intertropical convergence zone [J]. Geophysical Research Letters, 2004, 31 (2): 1-3.
- [38] WANG Z Y, LIU Z G, DENG W, et al. Optical-frequency scanning-rate calibration of external cavity diode lasers using adaptive complex-shifted morlet wavelets[J]. Review of Scientific Instruments, 2019, 90 (6): 12-21.
- [39] 李婵芝, 杨柱元, 官心果, 等. 基于小波神经网络的股票预测[J]. 云南民族大学学报(自然科学版), 2019, 28(2): 156-159.
- LI L Z, YANG Z Y, GUAN X G, et al. Stock price prediction based on the wavelet neural network [J]. Journal of Yunnan University of Nationalities (Natural Sciences Edition), 2019, 28 (2): 156-159. (in Chinese)
- [40] WU D F, WU S, WANG Y W, et al. High-speed and accurate non-linear calibration of temperature sensors for transient aerodynamic heating experiments [J]. Transactions of the Institute of Measurement and Control, 2014, 36(6): 845-852.
- [41] TANG L B, TANG L X, SHENG H Y. Forecasting volatility based on wavelet support vector machine [J]. Expert Systems With Applications, 2009, 36(2): 2901-2909.
- [42] DUSSAULT J M, KOHLER C, GOUDEY H, et al. Development and assessment of a low cost sensor for solar heat flux measurements in buildings [J]. Solar Energy, 2015, 122: 795-803.
- [43] 陶砾, 杨朔, 杨威. 深度学习的模型搭建及过拟合问题的研究[J]. 计算机时代, 2018(2): 14-17.
- TAO L, YANG S, YANG W. Research on the model building and over-fitting of deep learning [J]. Computer Era, 2018(2): 14-17. (in Chinese)
- [44] FENG W, CHEN H, ZHANG Z J. Short-term traffic flow prediction based on wavelet function and extreme learning machine[C]//Proceedings 2017 IEEE 8th International Conference on Software Engineering and Service Science. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2017: 531-535.
- [45] 赵学智, 邹春华, 陈统坚, 等. 小波神经网络的参数初始化研究[J]. 华南理工大学学报, 2003, 31(2): 77-79.
- ZHAO X Z, ZOU C H, CHEN T J, et al. Parametric initialization of wavelet neural networks [J]. Journal of South China University of Technology, 2003, 31(2): 77-79. (in Chinese)
- [46] 侯国莲, 张怡, 张建华. 基于形态学-小波的传感器故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2009, 29(14): 93-98.
- HOU G L, ZHANG Y, ZHANG J H. Fault diagnosis for sensors based on morphology-wavelet [J]. Proceedings of the CSEE, 2009, 29(14): 93-98. (in Chinese)
- [47] 姚李孝, 宋玲芳, 李庆宇, 等. 基于模糊聚类分析与BP网络的电力系统短期负荷预测[J]. 电网技术, 2005, 29(1): 20-23.
- YAO L X, SONG L F, LI Q Y, et al. Power system short-term load forecasting based on fuzzy clustering analysis and BP neural network [J]. Power System Technology, 2005, 29(1): 20-23. (in Chinese)

(责任编辑 梁洁)