

DOI:10.19651/j.cnki.cmt.2107428

压力变送器非线性校准及温度补偿方法的研究^{*}

朱志峰 张海宁

(西安工业大学 电子信息工程学院 西安 710021)

摘要: 新研制或生产的压力变送器需对它的技术性能指标进行全面检测,保证量值的精准输出。压力传感器经过一段时间储存积累使用或修理后也要对它主要的技术性能进行二次检定,保证其性能指标达到要求标准。现实生产中及工作环境的影响导致其输出产生非线性输出,因此提出一种基于三阶非线性多项式的逆模型进行压力变送器的非线性校准和采用改进粒子群优化算法的小波神经网络模型对其进行温度补偿校准。经过非线性校准后的输出最大绝对误差和常用的端基平移法相比,最大绝对误差从 6.026 5 减小到了 0.308 6,经过改进粒子群优化算法进行温度补偿校准后的输出精度从 0.386% 降低到 0.091%,实现了压力变送器高精度的输出。

关键词: 压力变送器;标定方法;非线性校准;神经网络;温度补偿

中图分类号: TP212 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.1050

Research on nonlinear calibration and temperature compensation method of pressure transmitter

Zhu Zhifeng Zhang Haining

(School of Electronic Information Engineering, Xi'an Technological University, Xi'an 710021, China)

Abstract: Newly developed or produced pressure transmitters need to conduct a comprehensive test of its technical performance indicators to ensure accurate output of the value. After a period of storage, accumulation, use, or repair of the pressure sensor, its main technical performance must be verified twice to ensure that its performance indicators meet the required standards. The impact of actual production and working environment causes its output to produce nonlinear output. Therefore, an inverse model based on the third-order nonlinear polynomial is proposed for the nonlinear calibration of the pressure transmitter and the WA network model using the improved particle swarm optimization algorithm is used for temperature compensation calibration. It performs temperature compensation calibration. The maximum absolute error of the output after nonlinear calibration is compared with the commonly used end-base translation method. The maximum absolute error is reduced from 6.026 5 to 0.308 6. The output accuracy after temperature compensation calibration by the improved particle swarm optimization algorithm is reduced from 0.386% to 0.091%, To achieve the high-precision output of the pressure transmitter.

Keywords: pressure transmitter; calibration method; nonlinear calibration; neural network; temperature compensation

0 引言

压力变送器是将压力信号转化为标准工业电信号输出的仪器或者装置^[1]。其制造大多数使用半导体工艺,新研制或生产的压力变送器需对它的性能指标进行全面检测,保证量值的精准线性化输出。其次在实际使用中,压力变送器工作受环境温度的影响其输出值也会发生变化,造成压力变送器的实际输出发生偏移,需要对其进行温度补偿校准环节。在实际的标定中,压力传感器的静态特性往往

不是呈现真正的线性关系,其中会有非线性项的存在。目前对于普遍场景下使用的压力传感器的非线性校准方法有端点连线法、端基平移法,以及最小二乘直线法,这些方法处理非线性程度较轻的场景时其线性误差较小,对于非线性程度较为严重的压力传感器基本的方法不能满足线性误差和精度要求,除此之外为了改善压力传感器的温度特性,近些年来许多学者根据不同类型的压力传感器进行相关温度补偿方法的研究,这也是学术界和工程界的热点。电阻应变式压力传感器的温度补偿方法主要分为硬件补偿和软

收稿日期:2021-07-28

^{*} 基金项目:压力变送器批量自动标定系统(2019-GY078)项目资助

件补偿^[2]。早期硬件补偿主要是通过测量电桥中加入补偿电阻来调节桥臂电阻值实现温度补偿,随着现代工艺的完善和制造流程的规整,硬件补偿基本上达到了最大限度。传感器的信号调理技术发展很快,逐渐向着集成化,智能化和数字化方法发展^[2],如 TI 公司推出的基于 PGA309 信号调理芯片的方式补偿温度漂移,非线性等参数。软件补偿通过分析压力和温度之间的关系,研究一种温度补偿算法和一些硬件的支持,实现相对灵活,维护也方便且容易保证较高精度。常见的软件补偿方法有:插值法,多项式拟合法,神经网络方法^[3-4]。文献[5]采用查表法进行温度补偿,查表法需要大量的测量数据,这会增加算法的计算时间和存储空间。文献[6]采用多项式算法对压力传感器在不同的温度下造成的零点误差和灵敏度误差进行计算,然后存储于表格再采用插值查找法进行补偿,使得运算资源消耗过大。文献[7-9]采用 BP 神经网络算法和改进的 BP 算法对压力传感器进行温度补偿,经过补偿后的温度灵敏度系数相较于补偿之前提高了 2 个数量级。以上学者对于压力传感器的温度补偿处理方法取得了一定的效果,但是也存在明显的不足,BP 神经网络算法本身就存在一些问题,如网络在训练过程中的计算量大,陷入局部极小值,收敛速度慢等特点^[10-12]。粒子群算法对 BP 神经网络的初始化参数的设置起到一定的优化作用,可以加速网络的收敛速度。小波神经网络相比于前向的神经网络,它的基元和整个结构是依据小波分析理论确定的,可以避免 BP 神经网络等结构设计上的盲目性;其次,小波理论是全尺度分析,不仅有全局最优解,还保持局部细节最优解,在学习能力上比 BP 网络更强大。因此本文使用三阶非线性逆模型进行压力传感器的非线性校准,基于改进粒子群算法优化的小波神经网络模型进行温度环节,并通过电阻应变式压力传感器进行实验研究,结果表明使用改进的 WA-PSO-BP 补偿模型产生的误差极小,有效的提高了压力传感器的高精度要求。

1 压力变送器非线性校准原理

压力变送器的校准是将压力变送器的压力量程分度匹配在压力变送器的标准输出上,使得压力变送器实际输出准确逼近标准输出曲线^[12]。压力变送器是线性传感器,因此在理想状态下,压力变送器的标准输出-压力曲线为一元直线,其标准输出-压力曲线公式为:

$$y = kx + b \quad (1)$$

其中,自变量 x 为压力变送器输入气压参数;因变量 y 为压力变送器的输出(可为电压、电流或数字量); k 和 b 则为标准输出-压力曲线系数。现实中其输出为非线性的,因此需要对其线性化^[13]。如图 1 所示,当压力传感器受到压力的作用,通过 AD 转换电路输出之后,加上一个非线性校正环节对其输出线性化,尽可能转换为与输入同样的量值,使其线性化输出。

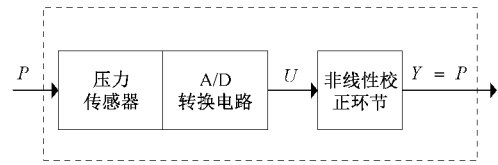


图 1 压力变送器非线性校正模型

首先对压力传感器的实际输入-输出特性进行函数特例化,即通过输出特性为其建立函数模型,本文对电阻应变式压力传感器的非线性特性采用纯软件方法进行修正。压力传感器的正模型可以表示为:

$$U = f(p) \quad (2)$$

其中, p 为被测压力, U 为压力传感器的电压输出,如图 1 所示,为压力传感器非线性补偿环节,可以在传感器测量部分后串联一个非线性校正环节 $y = g(U)$, 使补偿后的输出 y 相对于 p 具有理想的线性特性,即 $y = p$, 从而有:

$$y = p = f^{-1}(U) \quad (3)$$

由式(3)可知,若校正环节具有与传感器正模型成反函数的输出特性,即逆模型,则可以实现对传感器输出非线性的校正,结合实际问题,根据精度的要求选择 $n=3$, 即选取三阶非线性多项式来表示实际传感器的输出特性,对于高次项用另一个函数替换,通过建立的逆模型完成非线性的转化:

$$p = \alpha_0 + \alpha_1 U + \alpha_2 U^2 + \alpha_3 U^3 + \varepsilon \quad (4)$$

由式(4)可知,确定非线性校正环节的关键在于系数 $\alpha_0 \sim \alpha_3$ 的求解,由多项式(4)计算得到的 $p_k(U)$ 值与标准的压力值 \overline{p}_k 之间必然存在误差 Δ_k , 其方差为:

$$\Delta_k^2 = (p_k(U) - \overline{p}_k)^2 \quad (5)$$

其中, $k = 1, 2, \dots, n$; n 为标定点个数,其均方误差 S 可表示为:

$$S = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \Delta_k^2 = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (p_k - (\alpha_0 + \alpha_1 U + \alpha_2 U^2 + \alpha_3 U^3))^2 = S(\alpha_0, \alpha_1, \alpha_2, \alpha_3) \quad (6)$$

由式(6)可见,均方误差 S 是系数 $\alpha_0 \sim \alpha_3$ 的函数,根据多元函数求极值条件,将函数 $S(\alpha_0, \alpha_1, \alpha_2, \alpha_3)$ 分别对 $\alpha_0 \sim \alpha_3$ 求偏导数,并令各偏导数等于 0, 即:

$$\frac{\partial S}{\partial \alpha_0} = 0, \frac{\partial S}{\partial \alpha_1} = 0, \frac{\partial S}{\partial \alpha_2} = 0, \frac{\partial S}{\partial \alpha_3} = 0 \quad (7)$$

整理可得方程组为:

$$\begin{cases} \alpha_0 n + \alpha_1 A + \alpha_2 B + \alpha_3 C = V \\ \alpha_0 A + \alpha_1 B + \alpha_2 C + \alpha_3 D = X \\ \alpha_0 B + \alpha_1 C + \alpha_2 D + \alpha_3 E = Y \\ \alpha_0 C + \alpha_1 D + \alpha_2 E + \alpha_3 F = Z \end{cases} \quad (8)$$

其中, $A = \sum_{k=1}^n U_k$ 为压力传感器输出值 U_k 之和, $V = \sum_{k=1}^n \overline{p}_k$ 为标准压力值 \overline{p}_k 之和。

$$B = \sum_{k=1}^n U_k^2, C = \sum_{k=1}^n U_k^3, D = \sum_{k=1}^n U_k^4, E = \sum_{k=1}^n U_k^5, \\ F = \sum_{k=1}^n U_k^6, X = \sum_{k=1}^n U_k \cdot \overline{p_k}, Y = \sum_{k=1}^n U_k^2 \cdot \overline{p_k}, \quad (9)$$

$$Z = \sum_{k=1}^n U_k^3 \cdot \overline{p_k} \quad (10)$$

当标准标定压力值 $\overline{p_k}$ 和其对应输出电压值 U_k 确定后,通过求解线性方程组式(8),可计算得到待定系数 $\alpha_0 \sim \alpha_3$,代入式(4)即可得到非线性校正环节表达式。

2 压力变送器温度补偿校准研究

温度变化而产生的压力传感器零点漂移,灵敏度系数变化降低了传感器的测量精度。因此,对传感器进行温度补偿是压力传感器测量系统中不可缺少的一部分^[14-15]。利用微处理器对压力传感器温漂进行补偿的方法比较简单、实用,而且补偿精度可以满足日常使用需求,已经成为压力传感器温度补偿的主要方式。最常见的软件补偿方法有查表法、线性拟合法。查表法当查的数据点越多时,占用的系统资源就越大。线性拟合法是用解析表达式逼近离散数据的方法^[16]。综上所述,传统的温度补偿算法补偿效果达不到实际要求的精度,为了减小或者消除压力变送器不受温度因素的影响,本文采用改进的神经网络模型对压力变送器进行温度补偿。

2.1 改进的 PSO-BP 网络模型

针对 BP 神经网络目前主要存在的问题,在大量研究和对比的基础上,本文提出了采用改进的 WA-PSO-BP 网络模型的解决方案。首先采用改进的 PSO 算法对 BP 神经网络的权值和阈值进行优化时,使用 PSO 算法较强的全局搜索能力可以有效解决 BP 神经网络容易陷入局部最优问题,粒子群算法中的种群中 N 个粒子都在目标全局趋于内进行寻优,可以提高 BP 神经网络的稳定性;粒子群以目标函数的均方误差作为适应度函数进行寻优,不需要均方误差函数的梯度信息,不用考虑误差函数是否连续可微,具有更广泛的适应性。在使用标准粒子群优化算法前提下,在速度进化方程中引入惯性权重 ω ,并对惯性权重 ω 变化公式更新为:

$$x_{ij}(t+1) = x_{ij}(t) + v_{ij}(t+1) \quad (11)$$

$$v_{ij}(t+1) = \omega v_{ij}(t) + c_1 r_{1j}(t)[p_{ij}(t) - x_{ij}(t)] + c_2 r_{2j}(t)[p_{gij}(t) - x_{ij}(t)] \quad (12)$$

$$\omega = \omega_{\max} - (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \times L \quad (13)$$

$$L = [\log_k(1 + \frac{k-1}{t_{\max}}) + \frac{fitness_{goal}}{fitness(i)}] / 2 \quad (14)$$

式中: $i = 1, 2, \dots, M$, i 表示第几个粒子, M 为粒子总数, j 表示粒子的第 j 维, t 表示此时优化的次数, ω 为惯性权重因子,其大小影响整体的寻优能力, $v_{ij}(t)$ 为 t 时刻 i 在 j 维子空间的速度,即每次迭代中例子移动的距离, $x_{ij}(t)$ 为 t 时刻 i 在 j 维子空间的位置, c_1, c_2 为加速因子, r_{1j}, r_{2j} 为相对独立的随机函数, r_{1j} 用来改变粒子当前位置与自身历史

最优位置的调整分量, r_{2j} 用来改变粒子当前位置与群体历史最优位置的调整分量, $p_{ij}(t)$ 为 i 所优化的第 j 个参数中的历史最优解, $p_{gij}(t) = \min\{p_{ij}(t)\}$ 为所有粒子在所优化的第 j 个参数中的历史最优解, ω_{\max} 和 ω_{\min} 分别为惯性权重的最大值和最小值, t_{\max} 为粒子群算法最大迭代次数, k 控制非线性函数的下凹程度, $fitness_{goal}$ 为目标适应度, $fitness(i)$ 为当前粒子的适应度。粒子的最好位置由如下关系决定, $f(x)$ 为最小化的目标函数:

$$p_i(t+1) = \begin{cases} p_i(t), & f(x_i(t+1)) \geq f(p_i(t)) \\ x_i(t+1), & f(x_i(t+1)) < f(p_i(t)) \end{cases} \quad (15)$$

2.2 基于小波函数的 BP 网络

经典的 BP 神经网络中传递函数一般是一个能量具有无限性,不能保证解的唯一性且不能定量地确定何种规模的网络可以逼近所要求的分辨尺度^[16]。而小波神经网络是将隐结点的 S 函数由小波基函数 Morlet 小波来代替。可避免 BP 神经网络等结构设计上的盲目性;其次网络权重系数线性分布和学习目标函数的凸性,使网络训练过程从根本上避免了局部最优等非线性优化问题,而且小波神经网络有较强的函数学习能力和推广能力^[17-18]。由小波函数构成的网络结构如图 2 所示。

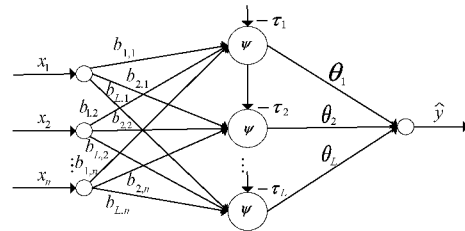


图 2 小波神经网络结构

小波神经网络的输出可以表示为:

$$\hat{y} = \sum_{i=1}^L \psi(X - \tau_i) \quad (16)$$

$$X = b_{i1}x_1 + b_{i2}x_2 + \dots + b_{in}x_n \quad (17)$$

其中, b_{ij} ($i = 1, 2, \dots, L; j = 1, 2, \dots, n$) 为尺度因子; τ_i ($i = 1, 2, \dots, L$) 为平移因子; θ_i ($i = 1, 2, \dots, L$) 为网络的权值; L 为需要选定的小波神经元的个数; b_{ij}, τ_i, θ_i 组成小波神经网络的参数集合,记为 W 。对于上述小波神经网络优化问题,把网络参数 W 看做粒子,选取误差目标函数 $J(W)$ 的值作为粒子的适应度,然后采用上节给出的改进粒子群优化算法寻找全局最优的小波神经网络参数 W 。WA-PSO-BP 网络模型具体流程如图 3 所示。

3 实验结果与分析

对于电阻应变式压力传感器非线性特性,通过建立基于三阶非线性多项式的逆模型对其线性化转化,通过压力传感器标定实验获取压力值和对应输出电压值,本文选取量程为 80 bar 的电阻应变式压力传感器,在常温 20 °C 下,

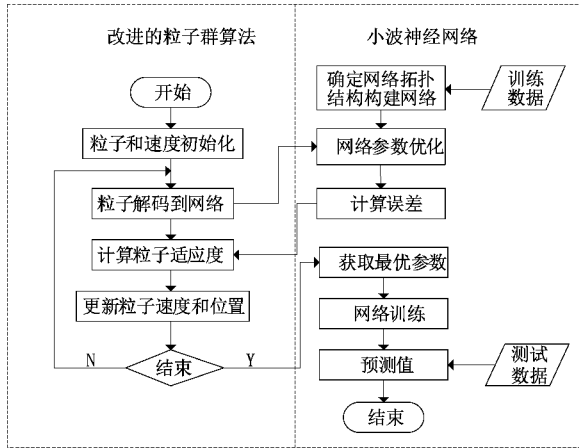


图 3 WA-PSO-BP 网络模型流程

选取 11 个点进行标定,记录压力传感器的实际输出值。如表 1 所示。

3.1 非线性校准结果分析

根据表 1 的数据可以计算出三阶非线性拟合方程表达式,通过计算求得:

$$\alpha_0 = -12.188\ 3, \alpha_1 = 57.780\ 1$$

$$\alpha_2 = -29.183\ 2, \alpha_3 = 11.069\ 1$$

从而求得压力传感器三阶非线性校正逆模型的表达式为:

$$p = \alpha_0 + \alpha_1 U + \alpha_2 U^2 + \alpha_3 U^3 = -2.188\ 3 + 57.780\ 1U - 29.183\ 2U^2 + 11.069\ 1U^3 \quad (18)$$

将表 1 中压力传感器电压输出值 U_k 代入式(18),可经过非线性校准后的系统输出值,如表 2 所示。压力传感

表 1 T=20℃ 压力传感器实际输出数据

样本号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
p_k/bar	0	8	16	24	32	40	48	56	64	72	80
U_k/mV	0.039 2	0.189 8	0.379 3	0.596 4	0.829 5	1.067 2	1.298 1	1.500 7	1.663 5	1.805 2	1.924 2

表 2 本文校准方法校准后的数据及误差

样本号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
p_k/bar	0	8	16	24	32	40	48	56	64	72	80
U_k/mV	0.032 5	7.802 8	16.133 2	24.239 7	31.978 0	39.691 4	47.852 9	56.209 5	64.126 7	72.132 0	79.801 4
Δ_k	0.032 5	-0.197 2	0.133 2	0.239 7	-0.022 0	-0.308 6	-0.147 1	0.209 5	0.126 7	0.132 0	0.198 6

器经过三阶非线性逆模型校正后,实现了从非线性到线性化的输出,最大绝对误差为 0.308 6,压力传感器的精度计算为测量范围内允许的最大绝对误差与满量程输出之比,则有经过校准后的压力传感器的精确度(精度)公式为:

$$\delta = \frac{|y_m - y_t|_{\max}}{y_{FS}} \quad (19)$$

其中, y_m 为测量输出值; y_t 为标准输出值。根据式(19)计算可知,校准后的压力传感器的精度为 0.386%,满足 0.5%的实际要求。经过三阶非线性逆模型校正后的输出特性曲线如图 4 所示,其保证了系统输出的线性化。

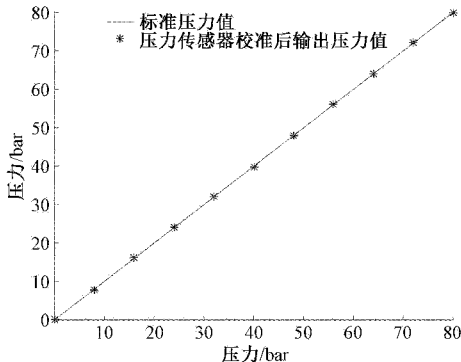


图 4 压力传感器非线性校准与标准值比较

通过三阶非线性逆模型校正后的输出和标准标定压力值基本上是一致的,保证了压力传感器的线性输出。同时使用现代工业生产中用到的端基平移法和最小二乘法校准方法进行计算其精度,具体如下。

1)端基平移法:在测量两端点间连直线作为拟合直线 $Y = a_0 + bX$,由表 1 实验数据可知:

$$y = -1.663\ 7 + 42.440\ 3x \quad (20)$$

由式(20)可知,最大绝对误差为 6.026 5,则由端基法校准的压力传感器精度由式(19)计算可得 $\delta = 7.53\%$ 。

2)最小二乘法:根据测量点的离散数据由最小二乘原理来拟合直线 $Y = a_0 + bX$,由表 1 实验数据可知:

$$y = -0.764\ 9 + 39.706\ 9x \quad (21)$$

由式(21)可知,最大绝对误差为 4.360 9,则由最小二乘法校准的压力传感器精度由式(19)计算可得 $\delta = 5.45\%$ 。

由表 3 可知,使用现实工业生产中的基于端基平移法和最小二乘直线法进行非线性校准最大绝对误差分别为 6.026 5、4.360 9,精度分别为 7.53%、5.45%,而使用本文的三阶非线性逆模型校准方法后最大绝对误差为 0.308 6,其精度为 0.386%,相比端基平移法和最小二乘法压力变送器精度提高了 15 倍左右,且达到了 0.5%FS 标准等级的要求。从图 5 可以看出,使用端基平移法和最小二乘直

线性校准后的输出还存在较小的非线性变化,而通过本文的校准方法实现了线性化过程且其校准后的输出精度也达到了 0.5%FS 的标准要求。

表 3 不同非线性校准方法对比

校准方法对比	绝对误差	精度/%
端基平移法	6.026 5	7.53
最小二乘直线	4.360 9	5.45
本文校准方法	0.308 6	0.386

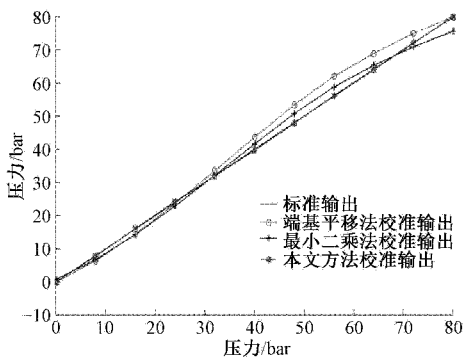


图 5 压力传感器各校准方法输出结果分析

如图 6 所示,从 3 种校准方法的误差分布可知,传统方法输出误差分布较大且对实际输出非线性较为严重的曲线进行校准,其输出误差远达不到所要求的精度,而采用本文的校准方法误差分布基本上是接近于零轴附近,校准效果较好。

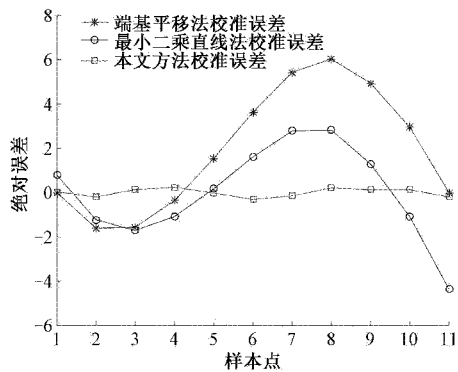


图 6 压力传感器各校准方法误差分析

3.2 WA-PSO-BP 网络模型温度补偿结果分析

温度补偿利用本文提出的 WA-PSO-BP 模型进行温度非参量因素的消除,为了验证本文温度补偿模型方法的高效性和准确性,通过与经典的模型进行对比,对网络训练参数的设置如表 4 所示。

在不同的压力下温度的变化对压力变送器标定的输出影响如图 7 所示,图中表示从 0~80 bar 的压力下温度的变化引起压力变送器标定输出曲线发生非线性变化。很明显可以看出,在复杂的温度环境下,压力变送器的输出受到了严重的影响。

表 4 网络训练参数设置

网络模型	BP	PSO-BP	WA-PSO-BP
学习率	0.01	0.01	0.01
最大次数	1 000	1 000	1 000
损失函数	MSE	MSE	MSE
优化算法	LM 算法	改进 PSO	WA-PSO
激活函数	Sigmoid	Sigmoid	Morlet 函数

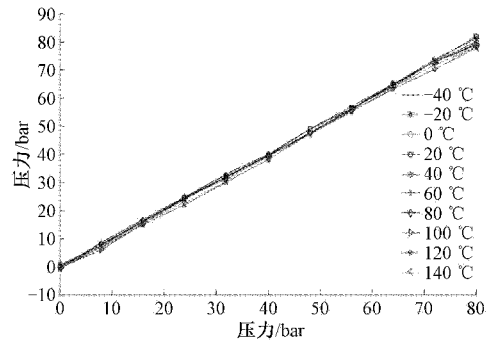


图 7 不同温度下压力传感器校准输出

从图 8 中可以明显地看出,BP 神经网络模型和 PSO-BP 神经网络模型对压力传感器的零点漂移有很好地消除作用。在未补偿前最大绝对误差为 1.053 9,经过 BP 补偿后的最大绝对误差减小为 0.315 7,而经过改进 WA-PSO-BP 网络模型补偿后的最大绝对误差为 0.049 3,其精度为 0.091%,基本消除了温度因素对压力传感器输出的影响。

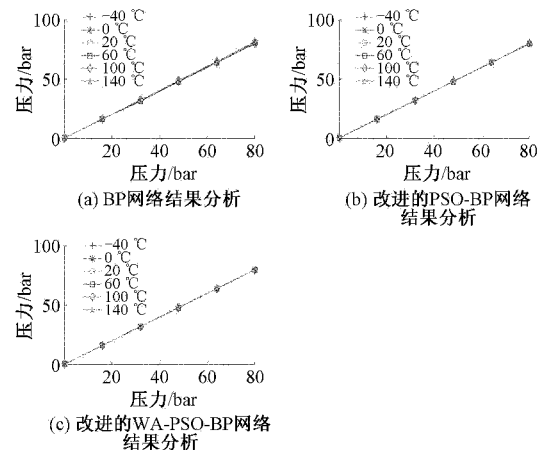


图 8 各温度补偿模型结果对比分析

如图 9 所示,在没有进行压力传感器温度补偿之前,其绝对误差最大达到了 1 左右,大部分分布在 $\pm 0.4 \sim 1$ 之间,经过 PSO 优化的 BP 神经网络温度补偿之后的绝对误差有所减小,从图 9 中可以看出,基本分布在 $\pm 0.1 \sim 0.2$ 之间,而使用本文 WA-PSO-BP 模型补偿后绝对误差基本趋于零轴且较稳定,很好地完成了温度补偿环节。

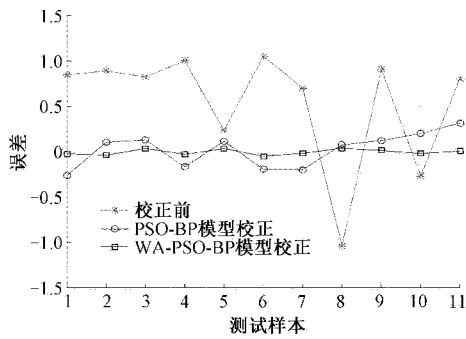


图 9 不同温度补偿模型误差对比

4 结 论

本文提出三阶非线性逆模型的校准方法进行非线性校准,然后采用改进的 WA-PSO-BP 网络模型进行温度补偿校准。通过本文两种方法的结合校准后,最大绝对误差从 6.026 5 减小到了 0.308 6 再减小到了 0.049 3,其输出精度从最大 7.53%减小到了 0.386%再到 0.091%。完成了高精度要求的压力变送器标定方法的研究。后续可以将此校准方法和网络模型应用于具体的压力变送器温度补偿校准系统中,对高精度需求的压力变送器有一定的工业应用价值。

参考文献

- [1] 宗有旺. 传感器信号调理方法及测试设备解决方案的研究[D]. 西安:西安电子科技大学,2019.
- [2] 李彦芳. 压力传感器温漂及非线性校准技术研究[J]. 测控技术,2013,32(7):8-10.
- [3] 潘慕绚,刘杨琳,李瑜. 面向硅压阻式压力传感器温度补偿的组合方法[J]. 航空动力学报,2021,36(6):1188-1196.
- [4] 崔晨. 压力变送器制造车间 MES 的设计与实现[J]. 自动化仪表,2018,39(1):30-34.
- [5] 陈红涛,薛子刚. BME680 压力传感器非线性补偿和温度补偿方法及实现[J]. 海军航空工程学院学报,2020,35(2):200-204,222.
- [6] HASAN W Z W, SHAFIE S, AHMAD S, et al. Self-calibration algorithm for a pressure sensor with a real-time approach based on an artificial neural network [J].

Sensors,2018,DOI:10.3390/s18082561.

- [7] 张倩,左锋,卢文科. 基于 DE 优化 BP 的压阻式压力传感器的温度补偿研究[J]. 测控技术,2018,37(12):70-73,93.
- [8] 马宏光,曾同辉,黄勃. 基于 WOA-BP 的压力变送器温度补偿研究[J]. 仪表技术与传感器,2020(6):33-36.
- [9] 刘贺,李淮江. 基于 BP 神经网络的压力传感器温度补偿方法研究[J]. 传感技术学报,2020,33(5):688-692,732.
- [10] ZHOU G W, ZHAO Y L, GUO F F, et al. A smart high accuracy silicon piezoresistive pressure sensor temperature compensation system[J]. Sensors, 2014, 14(7): 12174-12190.
- [11] 李佳君,卢文科. 用 BP 神经网络法对压力传感器进行温度补偿[J]. 工程与试验,2015,55(1):66-69,79.
- [12] 孙艳梅,刘树东. 压力传感器温度补偿的一种新方法[J]. 光通信研究,2011(1):62-64.
- [13] 许浩源,李媛媛. GA-BP 神经网络对 SAW 压力传感器测量数据的拟合[J]. 电子测量与仪器学报,2021,35(4):7-14.
- [14] 罗元成,张进. 基于遗传支持向量机算法的压力变送器温度补偿方法[J]. 四川兵工学报,2015,36(8):115-118.
- [15] HU ZH Q. Positioning system performance based on different pressure sensors [J]. Sensors & Transducers, 2014, 172(6): 21-26.
- [16] 郭志君,卢文科. 基于 NSGA-II & BP 的应变片式压力传感器温度补偿研究[J]. 中国测试,2020,46(6):72-77.
- [17] 陈剑翔. 硅铝异质结压力传感器芯片及其测量系统研究[D]. 南京:南京信息工程大学,2018.
- [18] 田伟山. 基于 BP 神经网络的压力传感器温度补偿的 FPGA 实现[D]. 哈尔滨:黑龙江大学,2020.

作者简介

朱志峰,硕士研究生,主要研究方向为测控技术、智能传感器、嵌入式系统应用。

E-mail:zzf_6886@163.com

张海宁,硕士生导师,主要研究方向为测控技术、智能传感器、信息传输与智能处理、嵌入式系统应用。