

# 压力变送器温度补偿技术研究

黄建明 张明达

(西安航天计量测试研究所 西安 710100)

**摘要:**对压力变送器误差补偿原理进行深入研究,采用BP神经网络算法对由温度变化造成的压力传感器输出结果的误差进行补偿。首先分析压力变送器测量影响因素,建立神经网络补偿模型,其次通过部分实验样本数据进行训练得到具体神经网络结构,并通过剩余实验样本数据验证神经网络的有效性。实验结果表明,该方法有效的抑制了温度对压力传感器输出的影响,提高了传感器测量结果的稳定性和准确性,可以在变送器设计、生产中采用该方法进行温度补偿。

**关键词:**压力传感器;温度补偿;神经网络

**中图分类号:** TP212.4 TN06 **文献标识码:**A **国家标准学科分类代码:** 510.8040

## Research on temperature compensation of pressure transmitter

Huang Jianming Zhang Mingda

(Measuring and Testing Institute under Xi'an Aerospace Corporation Research Center, Xi'an 710100, China)

**Abstract:** The error compensation principle of pressure transmitter is deep studied, BP neural network algorithm is used to compensate the output error caused by temperature change of the pressure sensor. First the factors affecting the measurement of pressure transmitter is analysed, A neural network model is established, next part of the experimental data for training to get neural network structure, And the effectiveness is verified by the experimental data of residual neural network, The results show that the method can effectively restrain the influence of temperature on the output of the pressure sensor and improve the stability and accuracy of the sensor, the method of temperature compensation can be used in the transmitter design, production.

**Keywords:** pressure transmitter; temperature compensation; neural network

### 1 引言

压力变送器设计中使用复合硅将压力信号转化为电压信号,由于硅材料特性复合硅输出会受到温度的变化影响,使压力变送器存在温度漂移特性,严重影响测量精确度。因此,消弱温度变化引起的测量误差使压力变送器开发过程中需要解决的关键问题<sup>[1-3]</sup>。目前在变送器补偿的方法研究种主要分为硬件补偿和软件补偿两种。

硬件补偿方法常采用配对压敏元件来消弱温度带来的影响,但使用该方法对变送器的体积和电路复杂度提出较高要求,同时增加了变送器的生产成本。而采用软件算法修正可以将修正算法写入压力变送器的处理器中,不需要增加硬件成本和硬件设计复杂度,且补偿的效果较好,能达到更高的准确度要求。目前软件温度修正算法较多,效果也不尽相同,本文采用BP神经网络算法来消弱温度

对应变测量的误差。

### 2 误差补偿原理

传感器测量影响因素往往不唯一,测量结果是多种测量因素共同作用的结果。在大多情况下,传感器只针对一种可变因素进行检测,其他可变因素尽可能消除。因此,传感器测量结果可表示为  $y = f(x, a_1, a_2, \dots, a_n)$ , 其中  $y$  为测量结果,  $x$  为检测目标因素,  $a_1, a_2, \dots, a_n$  为  $n$  个非测量目标因素。为了消弱非目标因素对测量结果的影响,一般采用软件补偿算法进行修正。本文采用BP神经网络对传感器结果进行修正<sup>[4-6]</sup>,如图1所示。

由于测量结果受多因素影响,测量结果与测量目标因素之间的不再是线性关系。BP神经网络具有较好的非线性映射能力,将非测量目标因素造成的影响消弱,使测量目标因素与处理结果不断接近线性关系。在图1中,测量数

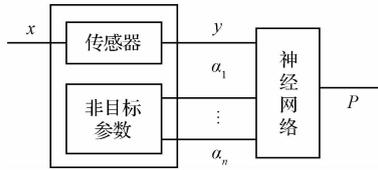


图1 传感器补偿原理

据  $y$  和非目标因素数据作为神经网络模型的输入值,  $P$  为模型输出值。  $P$  与测量目标  $x$  因素接近线性关系  $P=kx$ ,  $k$  为常量, 通过模型输出结果可以很好的计算处测量目标因素的值。

### 3 BP神经网络对温度补偿模型研究

在使用BP神经网络进行温度补偿时, 首先需要建立网络模型。BP神经网络结构中有1个输入层、1个输出层和(1...n)个隐含层组成。隐含层的层数和层内节点数影响整个网络性能。目前有研究证明, 可以使用1个隐含层实现对在封闭区间连续函数的逼近, 即采用3层网络结构就可以实现多维函数的映射<sup>[7]</sup>, 因此本研究采用3层BP神经网络结构。在网络结构模型中, 输入层和输出层节点数与实际要解决的问题相关, 压力变送器影响因素主要由压力和温度, 输出为电信号。由此可以确定在网络模型中输入层节点数为2, 输出层节点数为1。隐含层节点数目的确定目前没有公认的标准, 隐含层节点设置过少, 则需要增加训练次数, 也容易影响训练误差; 节点设置过多时, 将需要更多的训练时间, 还容易产生过拟合现象。因此,

隐含层节点数确定是网络模型需要重点关注的地方, 一般采用经验进行估值, 作为试凑法的初始值<sup>[8]</sup>。经验估值的方法如下:

$$L = \sqrt{(m+n)} + a \quad (1)$$

式中:  $L$ 、 $m$ 、 $n$  分别为隐含层节、输入层和输出层节点数,  $a$  为调节常数取值在1~10取值。改变  $L$  的取值, 用同样一个样本集进行训练, 使误差最小时对应的节点数作为隐含层节点数<sup>[9-10]</sup>。

通过使用不同隐含层节点数进行训练, 最终确定隐层有6个节点较合适。所以网络输入层、隐含层、输出层节点数分别为2, 6, 1。隐含层激励函数为tansig, 输出层激励函数为purelin, 训练函数为traincgb, 训练次数为1000次, 目标误差为0.0001。

### 4 实验过程及结果

#### 4.1 压力传感器测量实验<sup>[11-12]</sup>

在实现过程中使用主要器具有高温实验箱、标准温度计、活塞压力计、数字多用表等设备。由于变送器量程为( $P_0 \sim P_0 + 10$ ) kPa,  $P_0$  为环境大气压。取7个温度点作为测量温度分别为23.4℃、30℃、37℃、44℃、54℃、60℃和70℃, 选取10个压力点进行测试分别为101.4、102.4、103.4、104.4、105.4、106.4、107.4、108.4、109.4和110.4 kPa。测量过程输入值和输出值记录, 如表1所示。

选用零位温度系数  $\alpha_0$ , 灵敏度温度系数  $\alpha_s$  和温度附加误差  $\delta$  表示温度对传感器精度的影响。

表1 压力传感器标定实验数据

P/kPa		101.4	102.4	103.4	104.4	105.4	106.4	107.4	108.4	109.4	110.4
T/℃	$U_T$ /mV	$U_P$ /mV									
23.4	234	7.0	21.5	43.0	61.8	81.0	101.1	121.5	142.2	163.4	183.5
30.0	300	4.8	18.8	39.8	59.2	78.9	98.7	118.2	137.0	155.8	179.9
37.0	370	4.4	16.0	37.2	56.3	75.8	93.4	112.4	131.3	148.2	171.9
44.0	440	3.8	11.8	28.1	46.6	63.6	84.5	102.4	120.0	139.5	158.7
54.0	540	3.4	9.2	26.3	44.4	62.0	82.1	100.4	118.4	138.0	156.3
60.0	600	1.8	7.4	21.2	37.6	54.1	73.1	92.0	107.8	126.9	148.7
70.0	700	0.9	4.8	18.5	31.3	49.6	67.4	84.5	99.8	118.9	137.3

$$\delta = \frac{|U_{pmax} - U_{pmin}|}{U_p(T_1)} \quad (2)$$

由表1中的数据可知,  $T_2 - T_1 = 70 - 23.4 = 46.6^\circ\text{C}$ ,  $U_p(T_1) = 183.5$  mV, 满量程电压输出值为  $U_{FS} = 200$  mV,  $U_{pmax} - U_{pmin} = 183.5 - 137.3 = 46.2$  mV, 则:

$$\alpha_0 = \frac{|\Delta U_{0max}|}{U_{FS}} \cdot \frac{1}{\Delta T} = \frac{7.0}{200 \times 46.6} \times 100\% = 0.075\%$$

$$\alpha_s = \frac{46.2}{46.6 \times 183.5} = 5.4028 \times 10^{-3} / ^\circ\text{C}$$

$$\delta = \frac{46.2}{183.5} \times 100\% = 25.18\% \quad (3)$$

#### 4.2 温度补偿

使用BP神经网络进行温度补偿来消弱温度对最后测量结果的影响, 按照3节所述建立温度补偿的BP神经网络模型<sup>[13-15]</sup>。BP网络模型中使用  $U_p$  和  $U_T$  作为网络模型输入, 标定值  $P$  作为网络输出值, 隐含层节点确定为6个, 将之前温度标定实验所采集到的数据(共70组)分成训练样本和检验样本, 训练样本60组, 检验样本10组, 如表2、3所示。

表2 训练样本数据

训练样本序号	1	2	3	4	...	56	57	58	59	60
$U_T/mV$	234	234	234	234	...	700	700	700	700	700
$U_P/mv$	21.5	43.0	61.8	81.0	...	31.3	49.6	67.4	84.5	99.8

表3 检验样本数据

检验样本序号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
$U_T/mV$	234	300	370	440	440	540	540	600	700	700
$U_P/mv$	7.0	18.8	37.2	46.6	63.6	82.1	100.4	107.8	118.9	137.3

经过神经网络处理过后的检验样本的输出值如表4所示。

表4 算法处理后检验样本输出数据

温度/°C	23.0	30.0	37.0	44.0	44.0	54.0	54.0	60.0	70.0	70.0
标定值/kPa	101.4	102.4	103.4	104.4	105.4	106.4	107.4	108.4	109.4	110.4
预测值/kPa	101.412	102.328	103.410	104.391	105.359	106.419	107.455	108.329	109.421	110.405

通过表4数据可以得到经过BP神经网络拟合后的压力值与标定压力值的最大绝对误差为0.072 kPa,预测误差控制在0.01%之内,温度补偿效果明显,网络具有很好的泛

化能力,说明了建立的BP神经网络模型是成功可行的。

最后将整个70组数据对同时作为训练样本和检验样本代入神经网络中进行拟合,拟合后的数据如表5所示。

表5 数据融合后传感器输出值

压力温度	101.4	102.4	103.4	104.4	105.4	106.4	107.4	108.4	109.4	110.4
23.4	101.412	102.425	103.454	104.498	105.416	106.405	107.419	108.479	109.459	110.398
30.0	101.391	102.328	103.346	104.440	105.408	106.395	107.397	108.363	109.337	110.377
37.0	101.380	102.379	103.410	104.461	105.429	106.409	107.447	108.434	109.332	110.431
44.0	101.429	102.488	103.372	104.391	105.359	106.380	107.374	108.301	109.332	110.380
54.0	101.425	102.329	103.371	104.383	105.402	106.419	107.455	108.451	109.492	110.378
60.0	101.419	102.422	103.447	104.347	105.338	106.370	107.404	108.329	109.369	110.489
70.0	101.388	102.312	103.459	104.379	105.487	106.504	107.426	108.368	109.421	110.405

由表5中的数据可知,在温度为23.4°C~70.0°C范围内经过温度补偿以后的最大误差  $\Delta P_{max} = 108.479 - 108.301 = 0.178$  kPa,  $T_2 - T_1 = 70 - 23.4 = 46.6$ °C,可以得到:

$$\text{零位温度系数 } \alpha_0 = \frac{|\Delta U_{0max}|}{U_{FS}} \cdot \frac{1}{\Delta T} = \frac{0.029}{10 \times 46.6} \times 100\% = 0.00622\%$$

$$\text{灵敏度温度系数 } \alpha_s = \frac{0.178}{46.6 \times 108.479} = 3.5211 \times 10^{-5} / ^\circ\text{C}$$

$$\text{满量程时相对误差 } \delta = \frac{0.178}{108.479} = 0.1641\% \quad (4)$$

得到的结果:温度补偿后比补偿前灵敏度温度系数  $\alpha_s$  和温度附加误差分别都改善了2个数量级,零位温度系数改善了1个数量级。

## 5 结论

通过实验证明采用BP神经网络算法可以有效的消

除温度对测量数据的影响,补偿效果良好并在实际压力变送器生产过程中得到实际应用。

## 参考文献

- [1] 胡泽,李强,葛亮.低功耗无线压力变送器研究设计[J].自动化仪表,2013,34(12):87-90.
- [2] 王强.平压平模切机工作压力在线检测系统研究[D].西安:西安理工大学,2009.
- [3] 袁锡明,戴建华.基于单片机控制的智能压力变送器设计与实现[J].化工自动化及仪表,2012,39(5):608-611.
- [4] 郑志霞,冯勇建.MEMS接触电容式高温压力传感器的温度效应[J].电子测量与仪器学报,2013,27(12):1141-1147.
- [5] 祖强,钱峰.微机械陀螺温度特性及其补偿算法研究[J].电子测量技术,2011,34(1):51-54.

(下转第66页)