

# 基于人工神经网络的压力传感器的温度补偿

张耀锋, 孙以材, 邢晓辉  
(河北工业大学微电子所, 天津 300130)

**摘要:** 为了在一定的温度和压力下有效改善传感器的非线性及温度变化引起的误差输出特性, 提出了一种人工神经网络算法对其实现软件补偿. 它包含4个权值的调整, 分别代表输出信号的一次项、二次项以及温度的一次项、二次项系数, 经过迭代以后获得一个最佳输出公式. 该公式既能够满足样本值, 也能够满足非样本值, 并最终可校验神经网络迭代结果的正确性.

**关键词:** 压力传感器; 人工神经网络; 温度补偿; 软件算法

**中图分类号:** TN304 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2008) 02-0358-04

## The Temperature Compensation for Pressure Sensor Based on Artificial Neural Network

ZHANG Yao-feng, SUN Yi-cai, XING Xiao-hui

(Microelectronic Research Institute, Hebei University of Technology, Tianjin 300130, china)

**Abstract:** A new algorithm based on artificial neural network is presented as a software compensation to improve the non-linearity of pressure sensor and the output error characteristics caused by the variation of temperatures. It consists of the regulation for four weights, which stand for the coefficients of one and two powers of output signals and temperatures, respectively. An optimum output formula is obtained after a lot of iterations. This formula satisfies both sample values and other values among them and can check the correctness of the final iteration results of this artificial neural network computing.

**Key words:** pressure sensor; artificial neural network; temperature compensation; software algorithm

### 1 引言

压阻式压力传感器是利用半导体的电阻率随应力变化的性质而制成的半导体器件, 它在半导体材料的基片上用集成电路工艺制成扩散电阻, 并将它直接作为敏感元件. 硅压阻式压力传感器的核心部分是一弹性硅膜片, 集成在硅片上的四个等值电阻连成惠斯通电桥. 当被测压力作用于硅片上时, 电阻值发生变化, 电桥失去平衡, 产生电压输出. 在输入压力  $P$  数值不变的情况下, 工作温度  $T$  以及其它因素的变化都将引起传感器的电压输出  $U$  发生变化<sup>[1,2]</sup>, 其中温度变化对其影响最大. 因此必须采取有效措施, 减少并补偿温度影响带来的误差. 本文将温度作为非目标参量采用一种新的人工神经网络算法对传感器进行了软件补偿, 改善了传感器的测量精度和可靠性.

### 2 压力传感器的温度补偿方法

压力传感器的温度补偿一般有硬件补偿和软件补偿两种方法. 硬件补偿主要采用硬件电路来消除其影

响, 但难以做到全额补偿, 且存在补偿电路硬件漂移等问题; 软件补偿可以分为数值分析法和人工智能法(专家系统、神经网络、遗传算法和模糊系统). 基于数值分析的温度补偿方法, 最常采用的是最小二乘曲线拟合法或多段折线逼近法. 最小二乘法是基于梯度变化量的计算来求最优解的, 是一种局部搜索技术, 容易进入局部最优, 但很难得到全局最优解. 多段折线逼近法的算法较复杂, 拟合精确度不高<sup>[3,4]</sup>. 考虑到传统的基于数值分析方法的不足, 本文采用了人工神经网络理论对压力传感器进行温度补偿<sup>[5]</sup>. 人工神经网络有很强的非线性建模能力, 能完成复杂的非线性映射功能, 同时, 神经网络具有自组织、自学习及推理的自适应能力<sup>[6,7]</sup>.

### 3 神经网络结构

#### 3.1 样本数据及其计算

一个理想的压力传感器, 其输出电压  $U$  可描述为输入压力  $P$  和温度  $T$  的二元函数, 即  $U = f(T, P)$ , 其反函数为  $P = f^{-1}(T, U)$ , 为此可建立如下计算关系:

期望值	温度 $t$ 及其所对应的输出电压 (mV)	压力计算值
$P$	$t_1 \ t_2 \ t_3 \ \dots \ t_i \ \dots \ t_m (i=0 \dots m)$	$P$
$P_1$	$U_{11} \ U_{12} \ U_{13} \ \dots \ U_{1i} \ \dots \ U_{1m}$	$P_1 = W_1 U_{11} + W_2 U_{12} + \dots + W_m U_{1m}$
$P_2$	$U_{21} \ U_{22} \ U_{23} \ \dots \ U_{2i} \ \dots \ U_{2m}$	$P_2 = W_1 U_{21} + W_2 U_{22} + \dots + W_m U_{2m}$
...	...	...
$P_j$	$U_{j1} \ U_{j2} \ U_{j3} \ \dots \ U_{ji} \ \dots \ U_{jm}$	$P_j = W_1 U_{j1} + W_2 U_{j2} + \dots + W_m U_{jm}$
...	...	...
$P_n$	$U_{n1} \ U_{n2} \ U_{n3} \ \dots \ U_{ni} \ \dots \ U_{nm}$	$P_n = W_1 U_{n1} + W_2 U_{n2} + \dots + W_m U_{nm}$

其中  $P$  为压力的期望值,  $P$  是通过神经网络计算出的压力值,  $W_i$  为权值,  $U_{ji}$  是第  $j$  个样本在压力  $P$  下, 温度  $t_i$  时的输出电压. 为计算压力  $P$  须测出各个温度  $t_i$  所对应的输出电压  $U_{ji}$ .

### 3.2 上述神经计算的神经网络结构

本文采用的人工神经网络分为输入层和输出层, 层与层之间采用全互连方式, 同一层单元之间不存在相互连接. 此算法由信息的正向传播和误差的反向传播组成. 输入信息从输入层经过网络计算从输出层传出, 如果输出层没有得到期望的结果, 则将误差信号沿原来的通路返回并修改网络的权值, 直到误差最小, 最终达到期望的目标值<sup>[8,9]</sup>. 神经计算的神经网络结构如下:

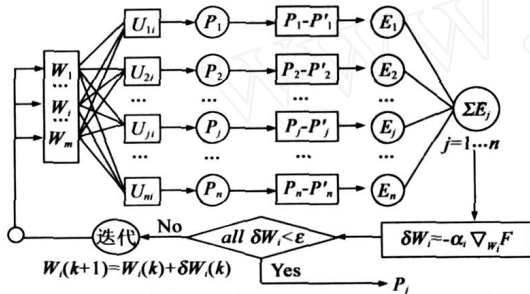


图 1 神经网络结构图

网络的训练关系式为:

$$P_j = \sum_{i=1}^m W_i U_{ji} \quad (1)$$

式中  $W_i$  为权值,

$$E_j = P_j - P_j = \sum_{i=1}^m W_i U_{ji} - P_j \quad (2)$$

$E_j$  为样本误差,

$$F = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^m E_j^2 \quad (3)$$

$F$  为系统误差,

$$W_i(k+1) = W_i(k) + \Delta W_i(k) \quad (4)$$

权值的迭代关系,

$$\Delta W_i = -\alpha_i \nabla_{W_i} F \quad (5)$$

$\alpha_i$  为学习率,

$$\nabla_{W_i} F = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^m 2 E_j \times \frac{\partial E_j}{\partial W_i} = \sum_{j=1}^m E_j \times \frac{\partial E_j}{\partial W_i} \quad (6)$$

式中  $\frac{\partial E_j}{\partial W_i} = U_{ji}$ , 代入式(5), (6)得

其中  $U_{ji}$  是压力  $P_j$  和温度  $t_i$  时样本值的输出信号, 式(5)中学习率  $\alpha_i$  与样本温度  $t_i$  有关, 但各样本温度输出的电压  $U_{ji}$  是等价的, 因此  $\alpha_i$  可以取统一值, 与  $i$  无关. 这里我们取  $\alpha_i = 0.1$ . 这种方法的缺点是当压力不在样本值时还需对各个温度  $t_i$  所对应的输出电压  $U_{ji}$  进行插值, 优点是迭代简单, 收敛快.

### 4 改进的神经网络算法

上述方法必须要测全部各温度点  $t_1, t_2, \dots, t_m$  的输出压力信号才能得知某一个与样品值一致的压力输出, 虽然计算简单, 实际上行不通.

为此对神经网络结构进行了改进, 解决了以下 2 个问题.

(1) 知道某一样品温度  $t_i$  及测得某一样本输出  $U_{ji}$ , 便可推出某一样本压力  $P_i$ .

(2) 知道某一任意温度  $t$  及某一任意输出  $U$ , 便可推知某一连续测量的压力  $P$  (非样本压力  $P_j$ ).

改进的神经网络结构如下:

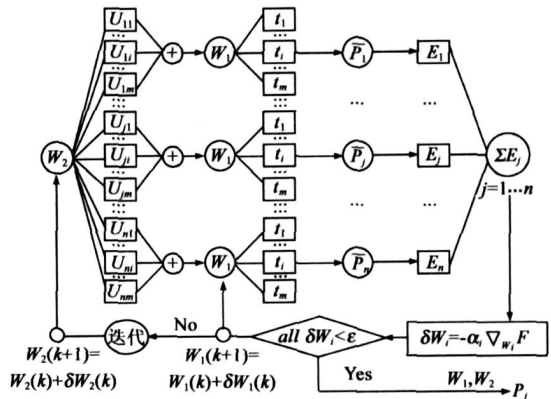


图 2 改进的神经网络结构图

其中输出压力  $P = W_1 t + W_2 U$

$$P_j = W_1 t_i + W_2 U_{ji}, \quad i = 1, \dots, m \quad (9)$$

$$\bar{P}_j = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (W_1 t_i + W_2 U_{ji}) \quad (10)$$

标定压力不变时的测定的平均压力值

$$E_j = \bar{P}_j - P_j = \frac{1}{m_{i=1}} (W_1 t_i + W_2 U_{ji}) - P_j \quad (11)$$

$$F = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^m E_j^2 = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^m \frac{1}{m_{i=1}} [(W_1 t_i + W_2 U_{ji}) - P_j]^2 \quad (12)$$

$$W_1(k+1) = W_1(k) + \Delta W_1(k) \quad (13)$$

$$W_2(k+1) = W_2(k) + \Delta W_2(k) \quad (14)$$

$$W_i = - \frac{\partial F}{\partial W_i} \quad (15)$$

因为  $\frac{\partial E_j}{\partial W_2} = \frac{1}{m_{i=1}} U_{ji}, \frac{\partial E_j}{\partial W_1} = \frac{1}{m_{i=1}} t_i$

$$\nabla_{W_1} F = \frac{1}{m_{j=1} i=1} [(W_1 t_i + W_2 U_{ji}) - P_j] (t_i) \quad (16)$$

将其代入式(15)

$$\nabla_{W_2} F = \frac{1}{m_{j=1} i=1} [(W_1 t_i + W_2 U_{ji}) - P_j] (U_{ji}) \quad (17)$$

将其代入式(15)

$$\begin{aligned} W_1 &= - \frac{\partial F}{\partial W_1} \\ &= - \frac{1}{m_{j=1} i=1} [(W_1 t_i + W_2 U_{ji}) - P_j] (t_i) \end{aligned} \quad (18)$$

$$\begin{aligned} W_2 &= - \frac{\partial F}{\partial W_2} \\ &= - \frac{1}{m_{j=1} i=1} [(W_1 t_i + W_2 U_{ji}) - P_j] (U_{ji}) \end{aligned} \quad (19)$$

上述方法的优点是计算简单,也可以采用下列方法进行计算,尽管计算复杂一点,但效果更佳,精度更高.计算方法同上,这种方法的计算公式为:  $P = W_1 t + W_2 t^2 + W_3 U + W_4 U^2 + \epsilon$ ,迭代的网络图如下:

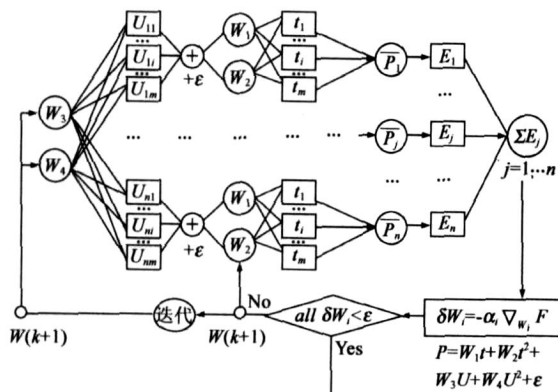


图3 迭代的神经网络结构图

### 5 压力传感器的温度补偿

表1列举了通过硬件电路测量的部分数据.在数据测量时,外加1.5mA的恒流源作为压力传感器的激励,环境温度是利用二极管测定的,当环境温度为  $t$  时,二极管的输出  $U_T$ (mV) 反映温度  $t$ ,其中  $U_S$  为压力传感器的实际输出电压,记录数据如表1.

从表1数据可以看出压力传感器的温度漂移很大,由于硬件补偿比较困难且精度不高,所以采用软件补偿是一种既简便又精确的方法.我们应用图3所示的人

工神经网络算法对数据进行了软件补偿,计算结果比较精确,得到下式:

$$P = 0.8901 + 0.05510 U + 0.00152 t + 0.00080 U^2 + 0.00002 t^2$$

温度测量输出电压  $U_T$  与温度  $t$  的关系为:  $(U_T - U_0)/(t - t_0) = -2$  (mV), 式中  $U_0 = 644$  (mV),  $t_0 = -2$ , 可得:  $t = 320 - U_T/2$ , 所以

$$P = 0.8901 + 0.05510 U + 0.00152 \times (320 - U_T/2)^2 + 0.00080 U^2 + 0.00002 \times (320 - U_T/2)^2$$

表1 压力传感器实验数据

压力 P/Mpa		0	0.04	0.05	0.06	0.07	0.08	0.09	0.10	0.11	0.12	0.13
-2 (644mV)	$U_S$ / mV	25.6	23.2	22.6	22.1	21.6	21.1	20.6	20.2	19.8	19.4	19.0
8 (624mV)	$U_S$ / mV	26.8	24.0	23.4	22.9	22.3	21.9	21.3	20.9	20.4	20.0	19.6
22 (596mV)	$U_S$ / mV	28.7	25.4	24.7	24.1	23.5	22.9	22.4	21.9	21.4	20.9	20.5
35 (570mV)	$U_S$ / mV	31.6	26.8	26.1	25.3	24.7	24.1	23.5	22.9	22.4	21.9	21.4
50 (540mV)	$U_S$ / mV	34.4	29.0	27.9	27.0	26.2	25.5	24.8	24.2	23.6	23.0	22.5

为验证神经网络算法对传感器温度补偿的精确性和有效性,我们选出五组利用神经网络算法计算出被测压力的融合值,结果如表2所示:

表2 融合处理结果

非目标参量	被测压力 P/Mpa(目标参量)									
	检测值	融合值	检测值	融合值	检测值	融合值	检测值	融合值	检测值	融合值
-2 (644mV)		0.03937		0.06012		0.08066		0.10051		0.11925
8 (624mV)		0.04050		0.05984		0.07910		0.09996		0.12010
22 (596mV)	0.04	0.03969	0.06	0.05985	0.08	0.08084	0.10	0.10010	0.12	0.12096
35 (570mV)		0.04051		0.06064		0.07934		0.10034		0.11960
50 (540mV)		0.04000		0.06060		0.08025		0.10019		0.11918

如表2数据显示,当环境温度在 -2 到 50 的范围内输出的压力融合误差为  $\frac{0.00067}{0.04} \times 100\% = 1.575\%$ ,可以看出此人工神经网络算法的融合值基本达到了我们预期的效果,融合精度较高.

### 6 结论

本文采用一种新的人工神经网络计算方法对压力传感器进行了温度补偿.由于神经网络具有非线性特性、自适应和学习能力,只要能获取传感器的输入和输

出数据,通过人工神经网络融合,可以逼近其输入输出特性。融合结果表明,其拟合精度较高,实现了压力传感器的温度补偿,完全可以满足实际应用的需要。

#### 参考文献:

- [1] 孙以材,刘玉岭. 压力传感器的设计与应用[M]. 北京:冶金工业出版社,2000.
- [2] 曲国福. 压阻式压力传感器的在线综合补偿[J]. 传感器技术,2003,22(8):45-46.
- [3] 侯立群,张智娟,仝卫国. 基于 RBF 神经网络的传感器非线性误差校正方法[J]. 传感器技术,2004,23(3):43-44.
- [4] 苏亚,孙以材,李国玉. 压力传感器热零点漂移补偿各种计算方法的比较[J]. 传感技术学报,2004,17(3):375-378.
- [5] Hagan M T. 戴葵(译). 神经网络设计[M]. 北京:机械工业出版社,2002:14-15.
- [6] AR Mirszal, Artificial Intelligence[M]. Chapman and Hall, London,1990.

- [7] HN Robert, Neuro Computing[M]. Addison-Wesley Publishing Company, New York,1990.
- [8] 刘君华. 智能传感器系统[M]. 西安:西安电子科技大学出版社,1998.
- [9] 李国玉,孙以材,潘国峰,等. 基于 BP 网络的压力传感器信息融合[J]. 仪器仪表学报,2005,26(2):168-176.

#### 作者简介:



张耀锋 男,河北工业大学信息工程学院微电子所在读硕士研究生。研究方向为传感器及微机自动控制。E-mail:happy606life@126.com

孙以材 男,河北工业大学教授、博士生导师,1961年毕业于上海交通大学。从事智能传感器与单片机应用、电子薄膜研究,发表论文100余篇,其中入世界三大索引38篇,出版专著四部,译作2部,省市奖3项。

www.cnki.net