

# 基于 PSO-BP 算法的压力传感器温度补偿研究

李 强, 周轲新

(西安理工大学自动化学院, 陕西西安 710048)

**摘 要:** 硅压力传感器在工业环境中使用时, 尤其是用于测量油井井下压力的时候, 环境温度变化范围通常比较大. 硅压力传感器由于其自身结构的原因, 输出压力值会呈现非线性变化, 大大的降低了压力传感器的测量精度. 本文是基于 PSO-BP 神经网络方法对压力传感器在温度变化时产生的误差进行补偿修正, 以达到系统精度要求. PSO-BP 算法的本意是使用 PSO 算法用于对 BP 神经网络的初始权值和阈值进行改进和筛选, 然后再使用 BP 网络对样本进行训练, 以提高系统的泛化能力和稳定性.

**关键词:** 硅压力传感器; 非线性变化; 补偿修正; PSO-BP 算法

**中图分类号:** TP183      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112 (2015)02-0412-05

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>      **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2015.02.032

## The Research of the Pressure Sensor Temperature Compensation Based on PSO-BP Algorithm

LI Qiang, ZHOU Ke-xin

(School of Automation, Xi'an University of Technology, Xi'an, Shaanxi 710048, China)

**Abstract:** When silicon pressure sensor is used in industrial environments, particularly for measuring downhole pressure in deep oil-well, the ambient temperature range is always large. Because of its unique structure, the value of pressure output appears nonlinear changes, greatly reducing the measurement accuracy of pressure sensor. This article is based on PSO-BP neural network method used in pressure sensor compensating and correcting the error when temperature changes to reach the system accuracy requirements. The intention of PSO-BP algorithm is to improve the initial weights and screen the thresholds of BP neural network, then train the samples by using BP neural network in order to improve the generalization ability and stability of system.

**Key words:** silicon pressure sensor; nonlinear changes; compensating and correcting; PSO-BP algorithm

## 1 引言

硅压力传感器在工业中应用非常广泛, 但当应用于环境温度变化范围比较大的场合, 尤其是在油井井下使用时, 温度变化会对压力传感器的输出产生很大的影响. 当温度变化时, 硅压力传感器的输出一般呈现非线性变化, 从而使得对压力传感器的输出进行补偿增加了不小的难度.

压力传感器的温度补偿方法从结构上分为硬件补偿和软件补偿两种. 其中硬件补偿方法精度很有限, 而软件补偿方法相比硬件补偿精度更高, 并且不增加成本. 因此压力传感器的软件补偿方法被作为一个研究的热点. 现在压力传感器的软件补偿方法主要分为查表法, 牛顿插值法, 曲线拟合法, BP 神经网络法等几种. 查表法和牛顿插值法不适用于精度要求比较高的场合, 而

曲线拟合法相比精度较高, 运算简单, 是目前应用比较成熟的方法之一. 在这几种方法中, BP 神经网络法补偿精度最高, 但该方法一般对硬件要求比较高, 并且初始的权值和阈值存在不确定性, 这使得整个 BP 网络的泛化能力存在很大偶然性.

本文提出了一种硅压力传感器 PSO-BP 网络补偿方法, 该方法主要通过粒子群算法 (PSO) 对 BP 神经网络算法的初始权值和阈值进行改进和筛选, 之后再对于压力传感器的温度进行补偿, 提高泛化能力, 降低偶然性.

## 2 PSO-BP 算法原理分析

### 2.1 BP 神经网络基本概念

BP 网络在训练时会随机初始权值和阈值<sup>[1]</sup>. 根据输入层、隐层和输出层相应的神经元个数, 初始化对应的权值和阈值. 当选择为三层神经网络时:

输入向量  $\mathbf{X} = (x_0, x_1, \dots, x_i, \dots, x_n)^T$ , 其中  $x_0 = -1$  为隐层神经元引入阈值设置的; 隐层输出向量  $\mathbf{Y} = (y_0, y_1, \dots, y_j, \dots, y_m)^T$ , 其中  $y_0 = -1$  为输出层引入阈值设置的; 输出层输出向量  $\mathbf{O} = (o_1, \dots, o_k, \dots, o_l)^T$ , 网络的期望输出  $d = (d_1, \dots, d_k, \dots, d_l)$ ;

输入层到隐层之间的权值矩阵和阈值矩阵为:

$$\mathbf{V} = (v_{11}, v_{12}, \dots, v_{1j}, \dots, v_{1m}; v_{21}, \dots, v_{2m}; \dots; v_{i1}, \dots, v_{im}; \dots; v_{n1}, \dots, v_{nm}) \quad (1)$$

$$\mathbf{B1} = (b_1, b_2, \dots, b_m) \quad (2)$$

隐层到输出层的权值矩阵和阈值矩阵为:

$$\mathbf{W} = (w_{11}, w_{12}, \dots, w_{1k}, \dots, w_{1l}; w_{21}, \dots, w_{2l}; \dots; w_{j1}, \dots, w_{jl}; \dots; w_{m1}, \dots, w_{ml}) \quad (3)$$

$$\mathbf{B2} = (b_1, b_2, \dots, b_l) \quad (4)$$

式中  $i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m; k = 1, 2, \dots, l$  分别表示输入层, 隐层, 输出层的神经元数。

当 BP 网络应用于压力传感器温度补偿时, 输入为温度  $T$  和压力  $U$ , 输出目标为实际压力  $P$ . 所以输入维数  $n = 2$ , 输出维数  $l = 1$ . 隐含层的神经元个数选择为 5 个, 即  $m = 5$ . 初始化时得到  $\mathbf{V}, \mathbf{B1}, \mathbf{W}, \mathbf{B2}$  的值分别为  $5 \times 2, 5 \times 1, 1 \times 5, 1 \times 1$  维矩阵. 再把这些矩阵变换成一维数组作为一组 PSO 算法的初始种群。

## 2.2 PSO 改进 BP 网络权值和阈值步骤

粒子群优化算法 (Particle Swarm Optimization, PSO), 源于生物社会学家对鸟群、鱼群或者昆虫捕食行为的研究, 是一种实现简单、全局搜索能力强且性能优越的启发式搜索技术<sup>[2]</sup>. 可视鸟群为粒子群, 将食物视为全局最优解, 将鸟群捕获食物的过程等价于粒子群寻找全局最优解的过程。

PSO 算法用于改进 BP 神经网络的过程如下:

①把 BP 网络初始的权值和阈值  $\mathbf{V}, \mathbf{B1}, \mathbf{W}, \mathbf{B2}$  变成一列, 作为 PSO 算法的一组初始种群, 当初种群为  $r$  组时, 记为  $x(r, s)$ .  $x(r, s)$  为一个粒子的初始位置,  $s$  为 BP 网络初始权值和阈值的个数  $s = n \times m + m \times l + m + l$ , 此处  $s = 21$ .  $r$  为自己选择初始粒子群的初始种群个数, 令  $r = 1, 2, \dots, 20$ .

②初始化速度向量  $v(r, s)$ , 定义适配值函数  $f(x)$ .  $f(x)$  选择为 newff 创建的前向网络,  $x$  为阈值和权值,  $f(x)$  的最后结果为  $\text{sim}(\text{net}, \text{In})$ . In 为归一化好的校验数据。

③计算每个粒子的适配值  $g(k)$ , 并记每个粒子的最优位置为  $pb$ , 整个粒子群的全局最优的粒子位置记为  $pg$ .  $k$  为粒子二维位置标识符号。

④对每个粒子进行更行, 更新公式为:

$$x(k+1) = x(k) + v(k+1). \quad (5)$$

$$v(k+1) = uv(k) + c_1 * \text{rand} * (pb - x(k))$$

$$+ c_2 * \text{rand} * (pg - x(k)) \quad (6)$$

$w$  为惯性权重,  $c_1$  为个体认知分量学习率,  $c_2$  为全体社会认知分量学习率。

⑤对每个粒子, 将其适配值与其历史最好位置进行比较, 若比历史位置更优, 则重新记历史最优位置  $pb$ .

⑥每个粒子的历史最优位置  $pb$  的适配值再与粒子群最优位置  $pg$  的适配值进行比较, 若  $pb$  的位置优于  $pg$ , 则记  $pb$  为  $pg$ .

⑦重复④, ⑤, ⑥步骤, 使最终得到训练完整粒子群的最优位置  $pBest$ .

## 2.3 PSO 算法的系数计算方式

### 2.3.1 惯性权重 $w$

惯性权重  $w$  是有 Shi 和 Eberhart 在 1998 年发表的论文中提出的<sup>[3]</sup>, 用来控制速度的增加, 改善 PSO 算法收敛性能. 一般来说, 较大的  $w$  将增强算法的全局搜索能力, 较小的  $w$  则可提高局部搜索能力. 为了提高系统的全局搜索性能,  $w$  可以选择为动态变化的. Eberhart 和 shi 提出过惯性权重线性递减 (L: inearly Decreasing Weight, LDW) 的 PSO 算法进行搜索寻优. 其关于惯性权重  $w$  的公式为:

$$w = w_{\max} - \frac{R(w_{\max} - w_{\min})}{R_{\max}} \quad (7)$$

其中  $R$  为当前迭代次数,  $R_{\max}$  为最大迭代次数.  $w_{\max}$  和  $w_{\min}$  为设置的最大、最小惯性权重。

考虑到惯性权重  $w$  影响着 PSO 算法的全局和局部搜索能力, 所以本文出了一种  $w$  大小可随适配值大小变化的改进方法, 即可令  $w$  为:

$$w = w_{\min} + \frac{f(x)}{f(x)_{\max}} (w_{\max} - w_{\min}) \quad (8)$$

$f(x)$  为粒子当前位置的适配值,  $f(x)_{\max}$  为整个粒子群所出现的最大适配值, 适配值  $f(x)$  越小代表当前位置越接近最优位置. 所以公式(8)的意义是若当前位置的适配值  $f(x)$  较大时, 表示偏离最优位置越远, 则增大权值  $w$  的值, 增加全局搜索能力. 若当前位置的适配值  $f(x)$  较小时, 表示离目标位置较近, 则减小权值  $w$  的值, 增加局部搜索能力。

### 2.3.2 认知学习率 $c_1, c_2$

学习率  $c_1, c_2$  分别是用来控制个体认知分量 ( $pb - x(k)$ ) 和群体认知分量 ( $pg - x(k)$ ), 称为加速常数, 均为非负数.  $c_1, c_2$  的确定一直没有明确的方法和公式, 主要通过经验值确定合适的值, 通常只能计算得到一个大概的范围, 保证粒子群迭代处于收敛的范围内. 已知粒子群的更新公式为公式(5)、(6). 为了计算学习率  $c_1, c_2$  要对更新公式

进行简化和变形. 首先省略  $\text{rand}$  项对公式(6)进行展开得到:

$$v(k+1) = wv(k) + c_1pb + c_2pg - (c_1 + c_2)x(k) \quad (9)$$

假设第  $k$  次计算的粒子的位置不为粒子的最优位置,则第  $k+1$  次的粒子最优位置仍为  $pb$ ,再根据公式(5)和(9)推出:

$$x(k+2) = x(k+1) + v(k+2) \quad (10)$$

$$v(k+2) = wv(k+1) + c_1pb + c_2pg - (c_1 + c_2)x(k+1) \quad (11)$$

由公式(5)(9)(10)(11)整理可得:

$$x(k+2) + (c_1 + c_2 - w - 1)x(k+1) + wx(k) = c_1pb + c_2pg \quad (12)$$

已知  $c_1pb + c_2pg$  不为零,为一常数,得到公式(12)

为常系数非齐次差分方程.先求其通解,设  $\lambda^k = x(k)$ ,为对应齐次方程一个解,带入公式(12)中得:

$$\lambda^2 + (c_1 + c_2 - w - 1)\lambda + w = 0 \quad (13)$$

其解为:

$$\lambda_{1,2} = \frac{-(c_1 + c_2 - w - 1) \pm \sqrt{(c_1 + c_2 - w - 1)^2 - 4w}}{2} \quad (14)$$

求解式(14),可求得常系数非齐次差分方程的解为  $x(k)$ .而在选择  $w, c_1, c_2$  值时,必须要保证粒子群迭代过程中  $x(k)$  趋于收敛,这样才能使得粒子群迭代时找到最优的位置.所以当  $k \rightarrow \infty$  时,  $x(k)$  要能趋于一常数,而不是发散的.对于常系数非齐次差分方程来说,要保证  $x(k)$  收敛,则  $\|\lambda_{1,2}\| < 1$ ,令  $c = c_1 + c_2$ ,  $w, c$  关系如下:

(1)当  $(c_1 + c_2 - w - 1)^2 - 4w > 0$ ,得到  $c^2 + w^2 - 2wc - 2c - 2w + 1 > 0$ ,再由  $\|\lambda_{1,2}\| < 1$ ,得  $c > 0$  和  $2w - c + 2 > 0$ .

(2)当  $(c_1 + c_2 - w - 1)^2 - 4w = 0$ ,得到  $c^2 + w^2$

$-2wc - 2c - 2w + 1 = 0$ ,再由已知得到  $\lambda_1 = \lambda_2 = \left\| -\frac{(c-w-1)}{2} \right\| < 1$ ,得  $-3 < w - c < 1$ .

(3)当  $(c_1 + c_2 - w - 1)^2 - 4w < 0$ ,得到  $c^2 + w^2 - 2wc - 2c - 2w + 1 < 0$ ,当  $k \rightarrow \infty$  时,有  $x(k) \rightarrow m$ ,  $m$  为一常数,则  $0 < w < 1$ .

综合以上  $w$  和  $c$  的关系如图 1 所示.如图可知  $c$  选择的区域必须在虚线框的范围内,这样才能保证粒子群算法是收敛的,同时使粒子群算法对 BP 网络的权值和阈值筛选时,达到最佳的全局最优解,得到最优的权值和阈值.

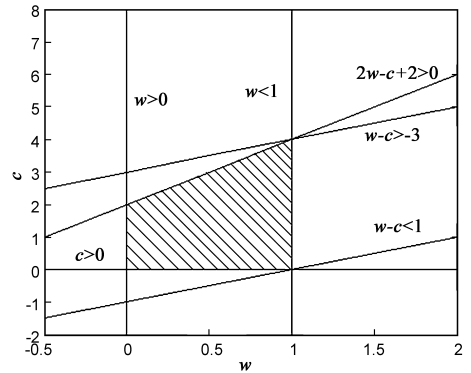


图1  $w, c$  关系图

### 3 测试仿真

本文所使用的数据是在宝鸡市渭滨华瑞传感技术研究所的实验室中测得,所选的压力传感器为俄华通公司的 DM 小型高输出型钛/硅-蓝宝石压力传感器,标定设备为活塞压力计和温控箱.实验测试数据如表 1 所示,压力单位为 MPa,温度单位是  $^{\circ}\text{C}$ :

表 1 压力传感器现场测试数据

压力/温度	-10	0	10	20	30	40	50	60	70	80
0	-10.29	-6.95	-3.55	-1.69	0.77	2.82	4.65	6.30	7.74	9.17
30	30.65	33.09	35.51	36.63	38.30	39.53	40.48	41.42	42.08	42.95
35	37.41	39.71	41.97	42.98	44.51	45.61	46.44	47.26	47.81	48.57
40	44.18	46.36	48.45	49.35	50.69	51.63	52.45	53.21	53.62	54.18
45	50.94	52.95	54.90	55.68	56.93	57.78	58.36	58.94	59.26	59.79
50	57.71	59.58	61.36	62.07	63.13	63.86	64.32	64.78	64.99	65.41
55	64.47	66.20	67.80	68.38	69.34	69.94	70.28	70.61	70.72	71.02
60	71.25	72.82	74.28	74.73	75.55	76.06	76.26	76.45	76.65	76.60
70	84.76	86.07	87.20	87.43	87.97	88.18	88.32	44.43	87.91	87.86
80	98.20	99.24	100.06	100.06	100.22	100.33	100.09	99.73	99.44	99.05
90	111.82	112.56	113.05	112.83	112.80	112.51	112.00	111.48	110.82	110.32
100	124.99	125.50	125.68	125.30	124.93	124.46	123.86	123.05	122.32	121.45

在对数据进行测试仿真时,是从标定数据中挑选一部分数据作为样本训练数据,另一部分作为验证测试数据.在选择样本训练数据时要尽可能的包含标准温度和标准压力的最大值和最小值,并且最好是等间距的数据.为了检验 PSO-BP 算法的效果,我们还做了曲线拟合法和 BP 神经网络法的仿真,作为对 PSO-BP 补偿算法的比较.评判标准为均方误差和最大误差两个标准.

从表 1 中选出的样本数据行列值和测试数据行列值如表 2 和表 3 所示.

表 2 样本温度和压力选择表

温度(°C)	-10	20	40	60	80	
压力(MPa)	0	30	45	60	80	100

表 3 测试温度和压力选择表

温度(°C)	0	10	30	50	70	
压力(MPa)	35	40	50	55	70	90

### 3.1 曲线拟合法补偿结果

曲线拟合方法用于压力传感器的温度补偿时的原理是通过实测压力  $p'$  和温度  $T$  确定多项式的系数<sup>[7]</sup>,最终满足如下关系:

$$P = \beta_0 + \beta_1 P' + \beta_2 P'^2 + \beta_3 P'^3 + \beta_4 P'^4$$

曲线拟合法对测试数据补偿结果如表 4 所示.

表 4 测试数据补偿结果

压力 \ 温度	0(°C)	10(°C)	30(°C)	50(°C)	70(°C)
35(MPa)	35.00	35.47	35.07	34.91	34.94
40(MPa)	40.03	40.46	40.04	39.96	40.02
50(MPa)	50.00	50.41	50.05	49.92	49.94
55(MPa)	55.00	55.37	55.05	54.92	54.95
70(MPa)	70.02	70.35	70.05	70.08	70.00
90(MPa)	90.13	90.39	90.10	90.02	90.08

由表 4 计算得到均方误差为 0.1914,最大误差为:0.47MPa.

### 3.2 BP 网络法补偿结果

BP 网络选择的样本温度和压力如表 2 所示,测试温度和压力如表 3 所示.最终的 BP 网络测试结果如表 5 所示.

表 5 测试数据补偿结果

压力 \ 温度	0(°C)	10(°C)	30(°C)	50(°C)	70(°C)
35(MPa)	35.00	35.00	35.00	34.98	34.88
40(MPa)	40.02	40.01	39.98	40.02	40.91
50(MPa)	50.00	49.99	50.00	49.97	49.85
55(MPa)	55.00	54.98	55.00	54.97	54.86
70(MPa)	70.01	70.01	70.05	70.12	69.91
90(MPa)	90.13	90.00	90.15	90.01	89.95

由表 5 计算得到均方误差为:0.0751,最大误差为:0.15MPa.

### 3.3 PSO-BP 网络法补偿结果与优势

可以看出 BP 网络方法相比曲线拟合法用于压力传感器温度补偿时,精度有了很大的提高.

使用 PSO-BP 网络补偿时,是应用 PSO 算法对 BP 网络的权值和阈值进行改进筛选,最后应用改进后的 BP 网络进行补偿.补偿结果与 BP 网络补偿相似,但相对 BP 网络补偿方法来说,改进后的 BP 网络克服了初始权值和阈值的不确定性,提高的系统的可靠性和稳定性.

为验证 PSO-BP 网络算法的可靠性和稳定性,分别用 BP 网络算法和 PSO-BP 网络算法连续训练测试 30 次,以均方误差和与最大误差作为评判标准.训练的前 10 次均方误差和最大误差如表 6 所示.

表 6 测试数据补偿结果

训练次数	BP 神经网络		PSO-BP 神经网络	
	均方误差	最大误差	均方误差	最大误差
1	4.7292	0.22	0.1023	0.17
2	0.0655	0.16	0.0703	0.19
3	0.1265	0.39	0.0555	0.12
4	0.0717	0.17	0.0675	0.19
5	0.0720	0.14	0.0698	0.16
6	0.3744	0.15	0.0504	0.15
7	0.0570	0.13	0.0858	0.17
8	0.0728	0.18	0.0764	0.16
9	0.0678	0.17	0.0604	0.17
10	0.0632	0.18	0.1286	0.18

运行 30 次曲线图如图 2 所示.

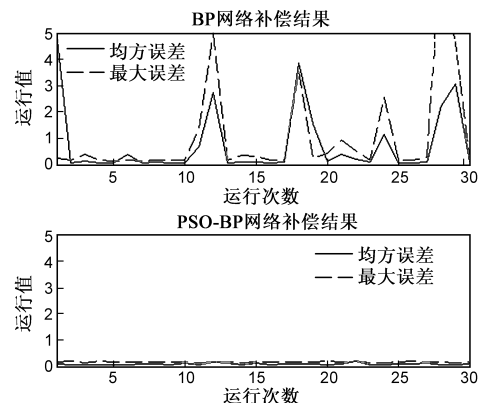


图 2 结果对比图

## 4 结果分析

由训练结果可知,BP 神经网络能达到比曲线拟合

法更高的精度.但 BP 网络在连续运行中,每次达到的精度都不同,存在很大的波动和偶然性,精度没法保障.而 PSO-BP 网络算法训练后,能把精度控制在一定范围内,提高了泛化能力,减小结果的波动和偶然性.在实际使用时,可根据系统的精度要求采集相应的样本数据量,精度要求越高,需要的样本数据越多.

本文设计的算法用于项目基于嵌入式潜油电泵监测系统设计中,该项目中要求实现高精度采集井下潜油电泵的压力信号并传输到井上显示出来.由于 PSO-BP 网络算法对硬件要求比较高,所以是在井上的嵌入式上位机上应用 PSO-BP 网络算法对井下采集的压力信号进行温度补偿,以还原井下真实压力值,达到系统设计的精度要求.

### 参考文献

- [1] 施彦,等.神经网络设计方法与实例分析[M].北京:北京邮电大学出版社,2009.54-63.
- [2] 孙增圻,邓志东,张再兴.智能控制理论与技术(第二版)[M].北京:清华大学出版社,2011,380-386.
- [3] 张选平,杜玉平,秦国强,覃征.一种动态改变惯性权的自适应粒子群算法[J].西安交通大学学报,2005,39(10):1039-1042.  
Zhang Xuan-ping, Du Yu-ping, et al. Adaptive particle swarm algorithm with dynamically changing inertia weight[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2005, 39(10): 380-386. (in Chinese)
- [4] Jinxia Ren, Shuai Yang. An improved PSO-BP network model [A]. Third International Symposium on Information Science and Engineering[C]. Shanghai, China: IEEE, 2010. 426-429.
- [5] Xiaoyan Jiang. Nonlinear errors correction of pressure sensor based on BP neural network[A]. Intelligent Systems and Applications[C]. Wuhan, China: IEEE, 2009. 1-4.
- [6] 廖倩倩,徐建中,席中.基于一种改进的 PSO 算法在风力机叶片优化中的应用[J].工程热物理学报,2008,29(5):773-776.  
Liao Cai-cai, Xu Jian-zhong, Xi Guang. Using an improved PSO algorithm in the wind turbine blades optimization design [J]. Journal of Engineering Thermophysics, 2008, 29(5): 773-776. (in Chinese)
- [7] 李强,梁莉,刘祯等著.具有温度补偿功能的智能压力传感器系统[J].仪器仪表学报,2008,29(9):1934-1938.  
Li Qiang, Liang Li, et al. Intelligent pressure sensor system with temperature compensation[J]. Chinese Journal of scientific instrument, 2008, 29(9): 1934-1938. (in Chinese)
- [8] 孙湘,周大为,张希望.惯性权重粒子群算法收敛性分析及参数选择[J].计算机工程与设计,2010,31(18):4068-4071.  
Sun Xiang, Zhou Da-wei Zhang Xi-wang. Convergence analysis and parameter selection of PSO Model with inertia weight[J]. Computer Engineering and Design, 2010, 31(18): 4068-4071. (in Chinese)
- [9] 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,2004,29(3):572-576.  
Su Ya, Sun Yi-cai, Li Guo-yu. Comparing the different arithmetic methods for the offset Drift compensation of pressure sensor[J]. Journal of sensing technology, 2004, 29(3): 572-576. (in Chinese)
- [10] 李国玉,孙以材,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):168-171.  
Li Guo-yu, Sun Yi-cai, et al. Information fusion of pressure sensor based on BP network[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2005, 26(2): 168-171. (in Chinese)
- [11] 张耀锋,孙以材,邢晓辉.基于人工神经网络的压力传感器的温度补偿[J].电子学报,2008,36(2):358-361.  
Zhang Yao-feng, Sun Yi-cai, Xing Xiao-hui. The temperature for pressure sensor based on artificial neural network[J]. Acta Electronica Sinica, 2008, 36(2): 358-361. (in Chinese)

### 作者简介



**李强** 男,1964 年生于陕西西安,副教授.研究方向为嵌入式计算机系统.1982 年毕业于陕西机械学院获得学士学位,1991 年于西安理工大学获得硕士学位.从事 LF 精炼炉过程控制系统、潜油电泵监测系统等项目.  
E-mail: qiangli@xaut.edu.cn



**周轲新** 男,1987 年生于陕西西安,硕士.就读于西安理工大学,检测技术与自动化装置专业,研究方向为嵌入式计算机系统,参与潜油电泵监测系统项目.  
E-mail: zhoukehoxin@126.com