

应用 BP 神经网络校正铂电阻温度传感器非线性性的方法

杜福嘉^{1,2} 汪达兴¹

(1 中国科学院国家天文台南京天文光学技术研究所, 南京 210042; 2 中国科学院研究生院, 北京 100049)
(2005 年 3 月 22 日收稿; 2005 年 4 月 25 日收修改稿)

Du F J, Wang D X. Nonlinear rectification method of platinum resistance by BP neural network.
of the Chinese Academy of Sciences, 2006, 23(2): 155 ~ 158

Journal of the Graduate School

摘 要 应用 BP 神经网络算法对铂电阻温度传感器进行非线性校正, 给出了 BP 神经网络的结构和训练权值的方法, 在训练网络时对输入量进行了归一化处理. 并应用此训练的网络对一实际的温度采集系统进行校正. 此方法实现简单, 大大方便了铂电阻温度传感器在温度测量中的应用.

关键词 铂电阻, 非线性校正, BP 神经网络

中图分类号 O551

1 引言

温度是国际单位制 7 个基本物理量之一, 温度测量在工业和科学研究中得到了广泛的应用. 测量温度比较常用的传感器主要有: 热电偶传感器、热电阻传感器、红外线测温传感器等. 铂电阻温度传感器由于具有测量范围大、测量精度高、性能稳定、示值复现性好和耐腐蚀等特点, 因此在实际温度测量中获得了广泛的应用. 热电阻的测温原理是基于金属导体的电阻值随温度的增加而增加这一特性来进行温度测量的.

按照国际电工委员会的铂电阻技术标准, 铂电阻电阻和温度的关系在 $-200 \sim 650$ 的整个温度测量范围内被分成两段, 即在温度为 $-200 \sim 0$ 时, 其电阻与温度的关系特性为:

$$R(t) = R_0 (1 + At + Bt^2 + C(t - 100)t^3)$$

在正温度区 $0 \sim 650$ 可以用电阻—温度的二次多项式函数表示:

$$R(t) = R_0 (1 + At + Bt^2)$$

其中, $A = 3.9083 \times 10^{-3}$, $B = -5.775 \times 10^{-7}$, $C = -4.27350 \times 10^{-12}$.

对于 Pt100 分度号热电阻, 其 $R_0 = 100$. 这时铂电阻温度传感器的温度—电阻关系曲线如图 1 所示, 这里只画出了 $0 \sim 500$ 的曲线, 其中曲线 1 是实际的铂电阻温度—电阻曲线, 直线 2 是线性化直线

$R(t) = R_0 + \frac{R(500) - R_0}{500}t$. 由图 1 铂电阻温度—阻值关系可见, 在 $0 \sim 650$ 测温范围内存在非线性项

Bt^2 , 且 B 为负值, 因此电阻的变化率随温度上升而下降, 是单调上凸特性. 在实际应用中, 为了保证一定的测量精度及在测量系统中的应用, 有必要对其进行非线性校正和补偿. 近年来, 关于铂电阻非线性校正已提出多种方法, 主要有查表法、反馈法、函数变换法、函数逼近等, 这些方法都得到不同程度的应用^[1~4].

近年来人工神经网络以其高度非线性映射,自组织结构,高度并行和不需预先建模等优点为解决实际问题提供了一个崭新的手段.本文就是应用 BP 网实现对铂电阻非线性进行校正,该方法简单、实用、有效.大大方便了铂电阻温度传感器在测控系统中的应用.

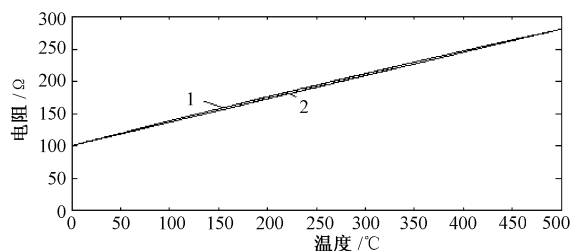


图 1 温度—电阻关系

2 BP 神经网络的原理

人工神经网络 (artificial neural network, ANN) 是近年来发展起来的模拟人脑生理过程的人工智能技术.它由大量简单的神经元广泛互连形成复杂的非线性系统,它不需要任何先验公式,就能从已有数据中自动地归纳规则,获得这些数据的内在规律,具有很强的非线性映射能力,特别适合于因果关系复杂的非确定性推理、判断、识别和分类问题.

基于误差反向传播 (backpropagation, BP) 算法的多层前馈网络 (Multiple layer feedforward network, BP 网络),是目前应用最多也是最成功的网络之一. BP 算法也叫反向传播算法,它是最速下降算法的近似,其中性能指数是均方误差 $F(e) = E[e^2] = E[(t - a)^2]$. 其中 a 为神经网络的输出, t 为对应的目标输出. 在多层网络中,网络权值和误差的关系较为复杂,为了计算导数,需要使用微积分的链法则.

BP 神经网络的结构如图 2 所示,这是一个三层网络,分别是输入层、中间隐层和输出层. 隐层和输出层的权值分别为 $IW_{1,1}$ 和 $LW_{2,1}$, 隐层和输出层的偏置值分别为 b_1 和 b_2 . 神经网络的输入 P^1 为 2×1 阶矩阵. 中间隐层激活函数采用 tansig 函数,即 $a^1 = \frac{e^{n^1} - e^{-n^1}}{e^{n^1} + e^{-n^1}}$, 其中 $n^1 = IW_{1,1} \cdot P^1 + b_1$. 输出层激活函数采用 purelin 函数,即 $a^3 = n^2$, 其中 $n^2 = LW_{2,1} \cdot a^1 + b_2$.

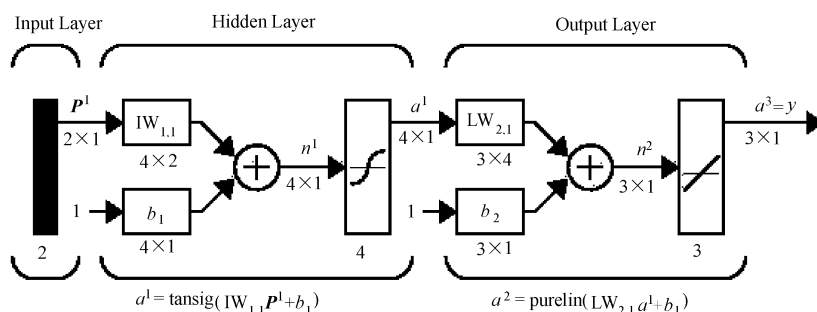


图 2 BP 神经网络的基本结构

BP 神经网络算法的步骤是:第一步是通过网络将输入向前传播,第二步是通过网络将误差反向传播,最后使用近似的最速下降法更新权值和偏置值^[5].

3 用 BP 神经网络校正铂电阻非线性的方法

由铂电阻的阻值—温度关系式 $R(t) = R_0(1 + At + Bt^2)$ 和图 1 可知,其在 $0 \sim 500$,对应于 $R(t)$ 的温度值是唯一的,其反函数是: $t = \frac{-A - \sqrt{A^2 - 4B \left(1 - \frac{R(t)}{R_0}\right)}}{2B}$. 对于 Pt100 铂电阻而言,其 $R_0 = 100$,则可以建立以 $R(t)$ 为自变量,温度 t 为因变量的函数关系式. 由于 BP 网络可以以任意精度逼近函数,所以以此关系式为基础,用训练样本训练 BP 网络. 则可以得到与实际的输入输出曲线基本完全拟合的曲线.

本设计采用三层网络,输入层为一个节点,即输入的铂电阻值. 中间隐层采用五个节点,激活函数采

用 sigmoid 函数,即 $f(u) = \frac{1}{1 + e^{-u}}$ 输出层一个节点,激

活函数采用 purelin 函数. 由于隐层采用了 sigmoid 函数,而 sigmoid 函数的输出为 0 ~ 1, 当输入数值过大时, sigmoid 函数输出接近于 1, 为了更好地训练网络, 把训练样本的输入输出归一化. 即把输入输出样本值转化为 -1 ~ 1, 转化公式为: $P_n = 2 \cdot (P - P_{\min}) / (P_{\max} - P_{\min}) - 1$, 其中 P 为网络输入, P_n 为归一化后的结果, P_{\min} 和 P_{\max} 分别是输入的最小和最大值. 为了训练网络, 首先在

电阻的取值范围 (100, 281) 任取 100 个值, 计算与各个电阻值对应的温度值组成目标值. 然后用这 100 组输入值和目标值训练网络. BP 网络的目标函数一般是误差平方和 e^2 , e 是各个训练点上的误差. 使得误差平方和小于 0.001. 以误差平方和为目标函数的误差曲线如图 3 所示, 因为训练误差很小, 虽然误差的平方和小于 0.001, 但是在单个点上误差有可能还过大, 为了尽量减小校正误差, 在此系统中选择误差绝对值的最大值作为目标函数, 即目标函数为: $\max(\text{abs}(e))$. 在此目标函数下, 训练次数为 38 次时达到要求.

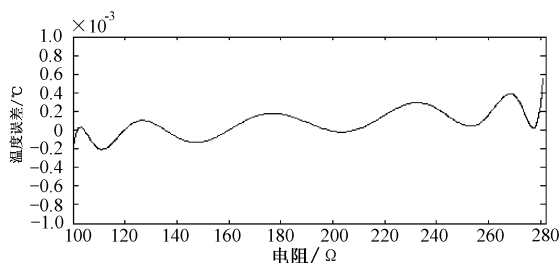
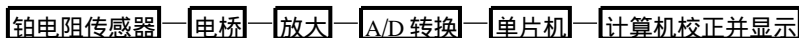


图 3 校正误差曲线

4 应用训练的网络对实际的温度采集系统进行校正

设计的温度采集系统组成如下所示:



通过铂电阻直接接触被测目标检测温度, 由于铂电阻的阻值随温度变化量不大, 为了提高测量精度, 选用温度系数好的精密电阻和铂电阻组成电桥. 注意所选用的电阻要保证流过铂电阻上的电流不要超过 1mA, 否则由于铂电阻自身的热效应, 会使铂电阻的阻值发生改变. 为了适合 A/D 转换器的输入范围并且为了提高信噪比, 对电桥输出电压要进行放大. 把放大的信号经 A/D 转换为数字量之后, 送入单片机中对信号进行预处理, 如进行软件滤波. 最后把精确的电压值通过 RS232 总线送入计算机用神经网络对铂电阻的非线性进行校正.

由于铂电阻输出电压是通过电桥并经放大电路输出到计算机, 则在神经网络的输入时, 要把输入的电压折算为铂电阻的实际电阻值. 对采集到的电压数据, 可以暂时存放到一个数组中, 等采集到一定数量的数据时, 统一用神经网络进行运算, 得到实际的温度值. 也可以边采集边用神经网络校正得到实际的温度值.

在此系统中, 数据采集误差主要分布在: A/D 转换器的量化误差、电源波动产生的纹波干扰. 为了减小量化误差, 尽量采用位数比较高的 A/D 转换芯片, 对于此系统, A/D 转换器的分辨率为 16 位, 则 A/D 转换器的量化电平为 $5/2^{16}$ V (A/D 转换器的输入范围是 0 ~ 5V). 对于电源产生的纹波干扰, 主要是通过使用纹波系数小的精密电源对系统进行供电, 并在系统中通过硬件和软件对信号进行滤波, 以提高信噪比, 抑制干扰.

为了测试 BP 神经网络的校正效果, 在本系统中, 首先在 100 ~ 281 之间等间距地选取 20 个点, 则输入的电阻矩阵为 $P = [100, 109, 118, \dots, 271]$, 通过神经网络校正后的结果如下:

电阻值/	109	118	127	...	253	262	271
校正值/()	23.1066	46.3741	69.8036	...	443.5758	470.1986	497.0665
真实值/()	23.1068	46.3736	69.8037	...	443.5762	470.1987	497.0668
误差值/()	0.0002	0.0005	0.0001	...	0.0004	0.0001	0.0003

图 4 是通过实测电阻值测试 BP 神经网络校正效果图, 其中连续曲线为铂电阻—温度关系曲线, 而

“+”为在铂电阻所取点的校正值. 由图 4 可见, 对于任何输入的电阻值, 神经网络都可以精确地给出对应的温度值. 在所选的测试样本中, 各个分量的总误差为 0.0058, 则平均误差为 0.00029, 实现了铂电阻温度传感器的高精度校正, 取得了满意的效果.

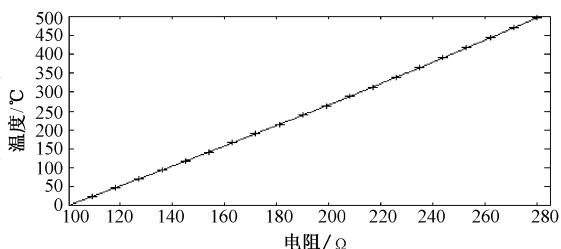


图 4 测试网络校正效果曲线

5 结束语

应用 BP 神经网络对铂电阻的非线性进行校正, 非常简单方便, 精度高. 本系统设计方法, 不仅适用于铂电阻温度传感器, 也适合于其他具有非线性特点传感器的数据采集系统.

但是由于神经网络的训练算法很复杂, 因此此方法只能应用于微机进行数据处理的场合, 在对现在以单片机为主组成的数据采集系统中, 神经网络的应用还受到很大的限制.

References

- [1] Hu FZ. The nonlinear characteristic and linear method of platinum resistance temperature sensor. *Instrument Technology*, 2000, 1: 14 ~ 21 (in Chinese)
- [2] Zhang H. The nonlinear rectification method of platinum resistance temperature sensor. *Mining Science Technology*, 2003, 3: 25 ~ 29 (in Chinese)
- [3] Sun YX, Hong XW, Wang ZJ. The linear method of platinum resistance temperature sensor. *Measure and Control Technology*, 1989, 2: 34 ~ 39 (in Chinese with English abstract)
- [4] Wang HP. Research on temperature measurement by platinum resistance transducer. *Journal of Fushun Petroleum Institute*, 2003, 23 (2): 58 ~ 60 (in Chinese with English abstract)
- [5] Martin TH, Howard BD, Mark HB. *Neural Network Design*. Beijing: China Machine Press, 2002. 197 ~ 212 (in Chinese)

附中文参考文献

- [1] 胡凤忠. 铂电阻温度传感器的非线性特性和线性化方法. *仪表技术*, 2000, 1: 14 ~ 21
- [2] 张红. 铂电阻温度传感器非线性的校正. *矿业科学技术*, 2003, 3: 25 ~ 29
- [3] 孙毓星, 洪学文, 王卓军. 铂电阻温度传感器的线性化方法. *测控技术*, 1989, 2: 34 ~ 39
- [4] 王红萍. 铂电阻温度传感器测温研究. *抚顺石油学院学报*, 2003, 23 (2): 58 ~ 60
- [5] Martin TH 等著. *神经网络设计*. 北京: 机械工业出版社, 2002. 197 ~ 212

Nonlinear Rectification Method of Platinum Resistance by BP Neural Network

DUFu-Jia^{1,2} WANGDa-Xing¹

(1 Nanjing Institute of Astronomical Optics & Technology, National Astronomical Observatories Chinese Academy of Sciences, Nanjing 210042, China;

2 Graduate School of the Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract This article uses BP neural network to calibrate nonlinear characteristics of platinum resistance, gives the structure of BP neural network and the method to train weight. The input are normalized when the network is trained. Finally, this neural network calibrates a fact system. This method can be achieved very easily. Using platinum becomes very convenient in measurement with this method.

Keywords platinum resistance, nonlinear calibration, BP neural network