

## 传感器非线性校正的人工神经网络方法\*

蔡煜东 姚林声

TP273

(中国科学院上海冶金研究所)

TP212

A

【摘要】本文提出传感器非线性校正的人工神经网络方法。研究实例中, 其最大相对误差不超过0.95%。理论分析和实验结果表明, 该方法性能良好, 在建立各种传感器的校正曲线方面有广阔的应用前景。

## 0 引 言

在非电量电测技术中广泛使用着各类传感器, 它们用来将非电物理量转化为电量。但大多数传感器的输出特性是非线性的, 这是由于其转换原理为非线性所致造成的, 如电容传感器、电感传感器、热电偶等。

对于传感器的非线性问题, 在传统的模拟指示仪表中常采用3种方法: 1) 缩小测量范围, 取近似值; 2) 采用非线性指示刻度; 3) 加入非线性校正环节。

在数字技术及微计算机广泛应用的今天, 测量范围不断扩大, 对测量准确度的要求不断提高, 因而对非线性校正的问题就更加受到广泛的重视。

人工神经网络是50年代迅速兴起的一门非线性科学, 它力图模拟人脑的一些基本特性, 如自适应性、自组织性等, 已在模式识别、自动控制等领域取得了很好的效果。

本文适用一典型的人工神经网络模型—“反向传播”模型的改进形式。凭借其高度的非线性校正能力, 建立了传感器校正曲线的人工神经网络插值模型。有关这方面的研究工作尚未见报道。

## 1 理 论

“神经网络系统”是由大量简单元件(神经元、模拟电子元件、光学元件等)广泛相互连接而成的复杂网络系统。它是在现代神经科学研究成果的基础上提出的, 反映了人脑功能的若干基本特性。

1985年, Rumelhart和他的PDP小组提出了著名的Back-Propagation神经网络模型

\* 本文于1992年12月收到。

(图1) 及算法, 用它解决了许多问题, 如图象匹配、编码等等<sup>[1]</sup>。

为了使B-P模型适应各种各样的应用需要, 人们曾经对它的结构和算法作了一些修正<sup>[2][3]</sup>。我们根据校正曲线的特殊形状, 对B-P模型作了如下改进(图2):

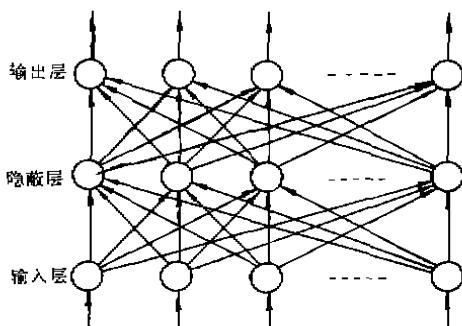


图1

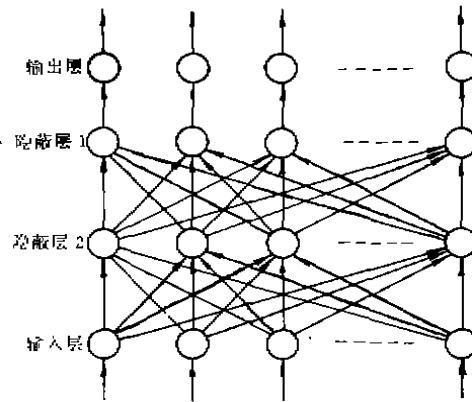


图2

1) 增加一层节点(神经元)作为输出层, 但输出层的节点只与下一层的对应节点有联结, 与其它节点无联结。

2) 隐蔽层1的神经元激活函数为

$$F_1(x) = \cos^{-1}(F), \quad F = 1.0 / (1 + \exp(-x))$$

设  $T(p, j)$ 、 $O(p, j)$  分别是第  $P$  个样本的期望输出与实际输出, 则相应的学习算法改为

$$\Delta_p W(j, i) = y * D(p, j) * O(p, j)$$

其中,  $W(j, i)$  是某层的第  $j$  个节点与上一层的第  $i$  个节点间连线的权,  $O(p, j)$  是第  $j$  个节点的输出,  $D(p, j)$  是  $j$  个节点的输出误差,  $\eta > 0$  是增益。

Case 1  $O(p, j)$  为输出节点的输出时

$$O(p, j) = T(p, j) - O(p, j)$$

Case 2  $O(p, j)$  为隐蔽层1节点的输出时

$$D(p, j) = F_1(NET(p, j)) * (T(p, j) * O(p, j))$$

Case 3  $O(p, j)$  为隐蔽层2节点的输出时

$$D(p, j) = F'(NET(p, j)) * (\sum D(p, k) * W(k, j))$$

$$F = 1 / (1 + \exp(-x)), \quad F' = F * (1 - F)$$

$$F_1 = \cos^{-1}(F), \quad F_1' = -1 / \text{SQRT}(1 - F_1 * F_1)$$

此处,  $NET(p, j) = \sum W(j, i) * O(p, i)$  是第  $j$  个节点收到的信息总和。

在改进的B-P神经网络中, 当众多神经元连成一个网络并动态运行时构成了一个非线性动力系统, 它可以表达复杂的物理世界现象和过程。

Hechl-Nielsen 证明了对任意的  $L_2$  从  $[0, 1]^2$  到  $R^2$  的映射  $G$ , 都存在一个3层B-P网络可以任意逼近  $G$ <sup>[4]</sup>。

改进的神经网络的极强的非线性描述能力,可拟合传感器工作曲线并建立插值模型。

## 2 结果和讨论

### 2.1 计算实例

我们取生物工程用光纤传感器中 PH4-7 敏感膜的测量数据进行拟合。

改进的神经网络中, 隐蔽层 1 含 1 个神经元, 隐蔽层 2 含 5 个神经元, 拟合结果见表 1 和图 3。

表 1

敏感膜种类	传感器输出 mV 值	缓冲溶液 PH 值	神经网络模拟 PH 值
PH4-7 (黄→蓝)	505.0	4.0	4.030798
	497.0	4.23	4.227707
	480.5	4.52	4.480702
	459.0	4.77	4.748026
	430.5	4.98	5.005797
	386.0	5.22	5.261076
	330.0	5.46	5.472161
	265.0	5.74	5.705533
	213.5	5.95	5.939551
	186.0	6.14	6.096034
	153.0	6.32	6.323796
	121.0	6.55	6.597318
	105.0	6.72	6.757295
	87.0	6.96	6.958105

### 2.2 神经网络的拟合精度及可靠性高

由表 1 的结果, 可知, 神经网络拟合精度较高, 其最大相对误差不超过 0.95%。

由于神经网络对知识信息采取分布式储存, 本研究考察了神经网络的容错能力。将神经网络中隐蔽层 1 中第 5 个神经元删去, 得到的神经网络模型记为模型 B, 原神经网络模型记为 A, 它们的拟合结果见表 2。

### 2.3 神经网络的拟合速度较快

利用改进的 B-P 神经网络拟合 PH4-7 敏感膜的工作曲线, 在 VA×8350 超级小型机上总共只用 CPL 时间 30 秒, 可见, 训练速度较快。

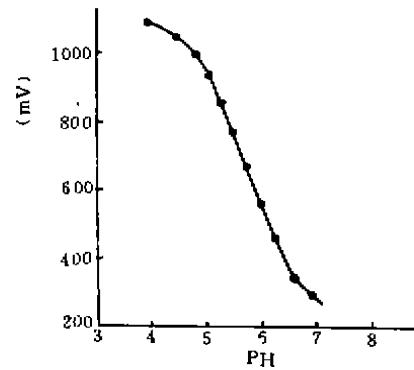


图 3 PH4-7 敏感膜的神经网络模拟 PH-mV 工作曲线

表 2 个别神经元损坏  
对网络性能的影响

神经网络 A	神经网络 B
4.030799	4.059451
4.227707	4.238943
4.480702	4.493292
4.748026	4.739444
5.005797	5.058585
5.261076	5.250491
5.472161	5.482383
5.705533	5.699504
5.939551	5.949858
6.096034	6.103933
6.323796	6.338485
6.597318	6.589433
6.757295	6.784848
6.958105	6.974741

## 3 结 论

人工神经网络方法特别适合于非线性校正的拟合。精度高, 个别输入信号测量误差变大不会引起错误。可以预料, 它在各类传感器非线性校正拟合中有广阔的应用前景。

## 参 考 文 献

- [1] 尹红风, 戴汝为, 模式识别与人工智能, Vol. 3, 1, (1990), 1~14
- [2] L. Prina Ricotti, S. Ragazzini, C. Martirelli, ICCN, Vol. 2, 1, (1988), 234~238
- [3] Nerio Baba, Neural Networks, Vol. 2, 1, (1989), 363~373
- [4] Jian Zhong Zhu, Yunilong Jin, and JingQui Xue, Fresenius Anal Chem, Vol. 51, 5, (1991), 535~538

## Artificial Neural Network Approach to Nonlinear Calibration for Sensors

Cai, Yu-dong Yao, lin-Sheng

(Shanghai Institute of Metallurgy, Academia Sinica)

**ABSTRACT:** The artificial neural network approach to the nonlinear calibration for sensors are presented in this paper. In our research examples, the maximum fitting related error doesn't exceed 0.95%; Both of the experimental results and theoretical analysis show that the performance of the neural network approach is good, and therefore it might be widely used in nonlinear calibration for various kinds of sensors.