

采用硬件神经电路的压力传感器零点温漂补偿研究

刘晔, 张璐, 杨新伟, 王斌, 师丹, 孙培培

(西安交通大学电气工程学院, 710049, 西安)

摘要: 为了解决压阻式压力传感器的零点温漂问题、发挥数字电路与模拟电路的特点,采用硬件电路实现背向传输神经网络算法,利用模拟电路实现神经网络的主体算法,提高了运算速度,解决了神经网络应用的难点,发挥数字电路存储和控制方便的优势构成神经网络的控制电路.将研究成果应用于压力传感器零点温漂的补偿,理论分析及仿真实验结果证明了论文方法的正确性和有效性,为高速度、高精度、自适应和智能化的压力传感器研究和设计提供了新的途径.

关键词: 背向传输;模拟电路;Multisim 软件;神经网络

中图分类号: TP212 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2010)08-0010-05

Pressure Sensor Temperature Drift Compensation Based on Hardware Circuit of Neural Network

LIU Ye, ZHANG Lu, YANG Xinwei, WANG Bin, SHI Dan, SUN Peipei

(School of Electrical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: To solve the problem of thermal zero drift of piezoresistive pressure sensors, an analog circuit is designed to realize the main part of the back propagation algorithm to speed the operation rate and to solve one difficulty in neural network applications. A digital circuit is employed to take the advantages on storage and control ability to constitute the control circuit. A compensation for thermal zero drift of pressure sensors verifies the validity of the design scheme.

Keywords: back propagation; analog circuits; Multisim software; neural network

压阻式压力传感器是基于半导体压敏电阻压阻效应的传感器.陶瓷压阻式压力传感器工作时压力直接作用在陶瓷膜片的前表面,使膜片产生微小的形变,厚膜电阻印刷在陶瓷膜片的背面并连接成惠斯通电桥,在压力的作用下电桥将产生与压力成一定关系的电压输出.压阻式压力传感器具有结构简单、体积小等突出特点,广泛应用于科学研究、航空航天和工业过程控制中,也是自动化检测及仪表设计行业的基础元件.但是,由于半导体材料的温度特性,压阻式压力传感器的温度和时间稳定性受到温度的影响,使其零点发生漂移,致使精度大大下降,从而成为压阻式压力传感器性能提升的瓶颈,为此需要采取措施对这一特性进行补偿^[1-2].随着智能信息处理技术的发展,各种拟合补偿算法应运而生.

背向传输(BP)神经网络是一种应用广泛的神

经网络学习算法^[3],理论上BP网络能够逼近任意非线性函数,然而实际应用中BP网络算法的收敛速度成为应用难点.工程上采用3种方法解决这个问题:一是学习与应用分离;二是采用高速处理器;三是将算法用模拟电路实现.神经网络的数字实现技术具有抗噪声能力强、精度高、设计方法成熟规范的优点,但学习过程缓慢,硬件成本高.采用模拟电路实现具有结构简单、运算速度快的优势,在运算能力上是解决神经网络应用难点的有效途径,在实现神经网络大规模权值存储上,数字电路比模拟电路具有较大的优势.

利用硬件电路运算速度快的特点实现神经网络算法^[4],是当前提升传感器性能研究的一个重要方向.进化硬件电路的思想就是利用算法构成具有进化能力的电路,在外界条件和参数的刺激下,自动、

有机地发生形变和进化,形成具有特定意义的智能硬件补偿电路.研究热点是使用模拟电路或模数混合电路实现神经网络算法和遗传算法等,从而构成一些崭新的高速运算器.本文采用数字电路结合模拟电路实现神经网络算法,成功进行了压力传感器零点温漂补偿.

1 系统总体设计

设计采用模数混合电路的方法^[5-6]对压力传感器的零点温度漂移进行补偿,系统原理如图 1 所示.

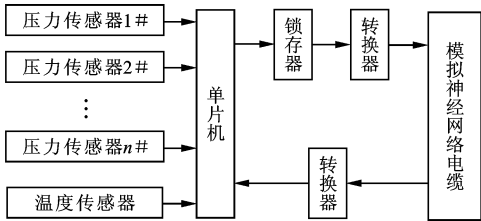


图 1 系统原理图

采用单片机、锁存器、转换器与模拟神经网络电路相结合的方法,实现压力传感器的温度补偿.使用单片机采集传感器的输出信号以及温度信号,通过模拟神经网络电路对传感器的温度漂移进行拟合,最后在单片机中对数据进行修正.其中,单片机只进行数据的发送、读取和存储工作,而神经网络拟合算法部分由模拟电路独立完成,其运算结果定时被单片机读取.工作时,单片机定时将样本值、权值等数据发送到锁存器,短暂延时后从电路中读取运算结果.

2 BP 算法的模拟电路实现

BP 算法分为正向传播和反向传播两个部分^[7-8].正向传播过程为输入样本从输入层经隐含层传向输出层.在隐含层处理的过程中,每一层神经元的状态只对下一层神经元产生影响.将当前输出值和期望输出值进行比较,如果当前输出值不等于期望输出值,则进入反向传播过程.反向传播过程是将误差信号按原正向传播的通路反向传回,并对隐含层各个神经元的权系数进行修改,使误差信号趋向最小.

设一个具有 n 个输入、 l 个输出的 3 层网络,隐含层有 m 个节点(见图 2), x_i 为第 i 个输入节点的输入值, V_{ij} 为第 j 个隐含节点到第 i 个输入节点的权值, h_j 为第 j 个隐含节点的运算结果.对于输入层到隐含层有如下运算^[9]

$$h_j = \sum_{i=0}^n V_{ij} x_i, \quad j = 1, 2, 3, \dots, m$$

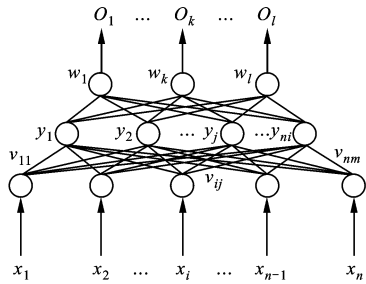


图 2 BP 网络结构

2.1 正向传播过程的模拟实现

采用单片机、锁存器、数字模拟转换器的方式实现正向传播过程中的运算权值 V_{ij} 和输入样本对 x_i 的运算,应用模拟乘法器实现运算电路.通过 Multi-sim 仿真 2 输入、5 个隐含层节点、1 输出的 3 层 BP 网络,结合算法分析硬件实现环节,输入到隐含层传递过程的模拟电路如图 3 所示.图中 X 为网络权值, Y 为输入样本值, I_{Oj} 为隐含层中间运算结果.

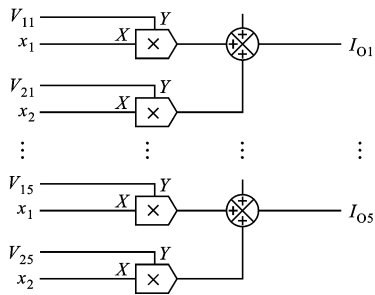


图 3 输入层到隐含层的传播过程

2.2 传递函数的模拟实现

对于隐含层的输出 y_j 有

$$y_j = f(h_j), \quad j = 1, 2, 3, \dots, m$$

根据 BP 理论,传递函数为单极性 Sigmoid 函数 $f(x) = (1 + \exp(-x))^{-1}$,算法中模拟电路实现的难点是指数运算^[10].高精度的指数运算电路无论是体积上还是成本上都不利于工程实际应用.本文利用三极管 pn 结伏安特性所具有的指数规律,组成简易指数运算电路.电路的计算精度主要受温度的影响,表现在温度当量电压 U_t 和三极管反向饱和电流 I_s 随温度的变化而有较大的变化.传递函数的 Multisim 仿真电路如图 4 所示,图中 I_{O1} 为隐含层中间运算结果,数据经 Sigmoid 函数运算后由 I_{O2} 输出.

隐含层到输出层传播的运算关系为

$$u_k = \sum_{j=0}^m W_{jk} y_j, \quad k = 1, 2, 3, \dots, l$$

式中: W_{jk} 为第 k 个输出节点到第 j 个隐含层节点的权值. 这一过程的 W_{jk} 同样由单片机、锁存器、DA 的方式实现. 对于输出层的输出有

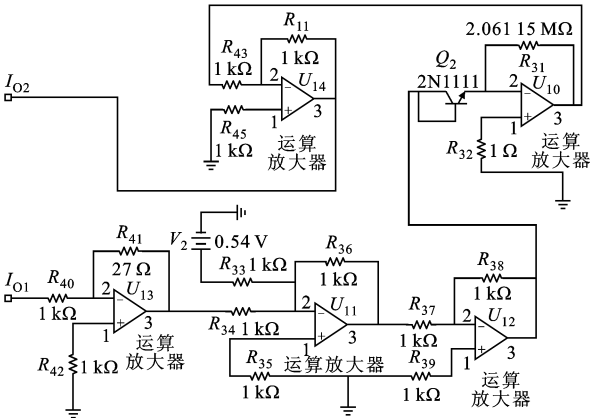


图 4 指数运算电路

$O_k = f(u_k), \quad k = 1, 2, 3, \cdots, l$

式中: O_k 为第 k 个输出层节点的实际输出值. 这一过程的运算与隐含层的输出运算相同, 采用的电路结构相同.

2.3 反向传播过程的模拟实现

反向传播需要计算权值的调整值 ΔW_{jk} 和

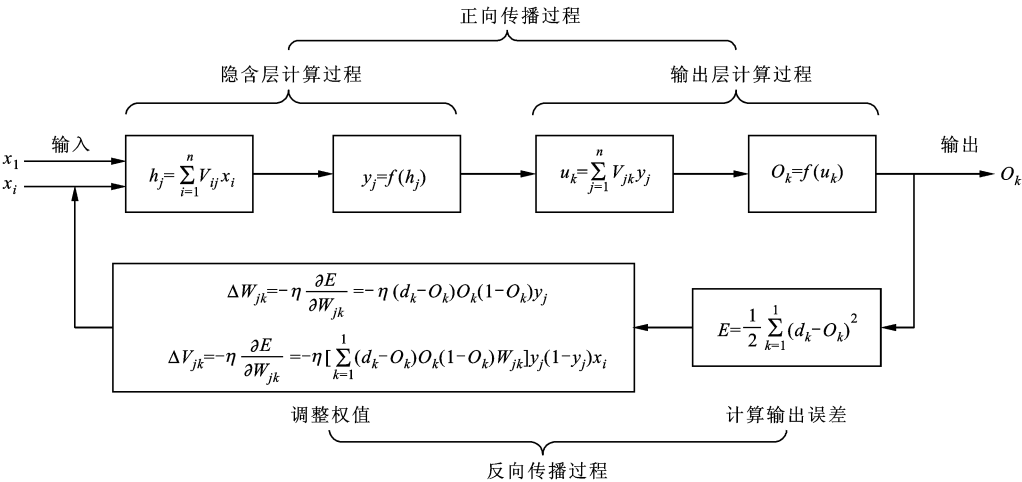


图 5 系统仿真电路

3 电路的误差分析与解决方案

利用模拟电路模拟出的传递函数实际上是 $f(x) = (1 + I_s R \exp \frac{-(x+20)U_t}{U_t})^{-1}$, 电路参数 R 取 $2\text{ M}\Omega$, 在常温下温度电压当量 $U_t = 0.027\text{ V}$, $I_s = 10^{-15}\text{ A}$, 所以

$$f(x) = (1 + I_s R \exp \frac{-(x+20)U_t}{U_t})^{-1} \approx (1 + \exp(-x))^{-1}$$

ΔV_{ij} . 设输出误差 $E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^l (d_k - O_k)^2$, 调整权值的原则是使误差不断地减小, 所以

$$\Delta W_{jk} = -\eta \frac{\partial E}{\partial W_{jk}}; \Delta V_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial V_{ij}}$$

式中: 负号表示梯度下降; 常数 η 表示比例系数, 在训练中反映了学习速率.

由于传递函数 $f(x) = (1 + \exp(-x))^{-1}$ 具有 $f'(x) = f(x)[1 - f(x)]$ 的特性, 所以

$$\Delta W_{jk} = -\eta \frac{\partial E}{\partial W_{jk}} = -\eta (d_k - O_k) O_k (1 - O_k) y_j$$
$$\Delta V_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial V_{ij}} = -\eta \left[\sum_{k=1}^l (d_k - O_k) O_k (1 - O_k) W_{jk} \right] y_j (1 - y_j) x_i$$

可见, 通过乘法器、减法器和加法器可以方便地实现反向过程的运算. 反向过程求得的权值变化量与使用的权值通过加法器的输出经模/数转换由单片机获取, 将该值传递给网络作为新的权值, 并保存新权值. 整个系统的仿真电路^[11]如图 5 所示.

不同的温度和不同的三极管, 必然引入变量 U_t 和 I_s . 变量 U_t 和 I_s 的引入对于正向过程产生的计算误差通过反向传播的权值调整可以自动匹配, 而反向传播过程中变量 U_t 和 I_s 的引入将导致权值调整量计算公式的变化. 因为 $\Delta W_{jk} = -\eta \frac{\partial E}{\partial W_{jk}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial u_k} \frac{\partial u_k}{\partial W_{jk}}, u_k = W_{jk} y_j$, 所以 $\Delta W_{jk} = -\eta \frac{\partial E}{\partial u_k} \frac{\partial u_k}{\partial W_{jk}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial u_k} y_j$. 由于 $\frac{\partial E}{\partial u_k} = \frac{\partial E}{\partial O_k} \frac{\partial O_k}{\partial u_k} = \frac{\partial E}{\partial O_k} f'(u_k)$, 则

$$\Delta W_{jk} = -\eta \frac{\partial E}{\partial u_k} y_j = -\eta \frac{\partial E}{\partial O_k} f'(u_k) y_j, \text{ 又 } \frac{\partial E}{\partial O_k} = \frac{\partial}{\partial} \left[\frac{1}{2} \sum_{k=1}^l (d_k - O_k)^2 \right] / \frac{\partial}{\partial O_k} = -(d_k - O_k), \text{ 故 } \Delta W_{jk} = \eta (d_k - O_k) f'(u_k) y_j.$$

如果 $f(x) = (1 + \exp(-x))^{-1}$, 则 $f'(x) = f(x)[1 - f(x)]$, 所以 $f'(u_k) = O_k(1 - O_k)$. 在此 $f(x) = (1 + I_s R \exp \frac{(-x + 20) \times 0.027}{U_t})^{-1} = (1 + I_s R \exp \frac{0.54}{U_t} \exp \frac{-0.027x}{U_t})^{-1}$, 令 $\Phi = I_s R \exp \frac{0.54}{U_t}$, 因为 Φ 在某一温度下为常数, 此时

$$f'(x) = \frac{0.027}{U_t} \Phi f(x) [1 - f(x)]$$
$$\Delta W_{jk} = -\eta \frac{\partial E}{\partial W_{jk}} = -\frac{0.027}{U_t} \Phi \eta (d_k - O_k) O_k (1 - O_k) y_j$$

令 $\eta_1 = \frac{0.027}{U_t} \Phi \eta$, 所以

$$\Delta W_{jk} = -\eta_1 (d_k - O_k) O_k (1 - O_k) y_j$$

可见, 变量 U_t 和 I_s 的引入并不影响神经网络的收敛趋势, 仅仅是影响了学习速率. 根据三级管的特性, 温度每升高 10 K, 反向饱和电流增加约 1 倍. 温度电压当量公式 $U_t = kT/q$ (k 为波尔兹曼常数, T 为热力学温度, q 为电子电量) 中, 温度每增加 10 K, 温度电压当量增加约为 0.001. 通过计算可知常温 25 ℃ 时, 网络的学习速率为 η , 35 ℃ 时约为 4η , 45 ℃ 时约为 16η , 即每提高 10 ℃, 学习速率将提高到原速的 4 倍. 较高的学习速率有利于提高网络学习的速度, 但学习速率过高容易导致学习过程的震荡. 为避免震荡, 由单片机根据学习速率与温度参数的上述规律提供合适的学习速率. 由此证明, U_t 和 I_s 的引入将不影响神经网络的收敛特性, 而模拟电路本身的温漂问题可以通过快速的在线学习得以矫正.

在模拟电路构成的神经网络中, 电子元器件都存在温漂问题, 在恶劣的环境下还受到外界环境如电磁干扰、电压波动等因素的影响. 这些外界的影响可以认为是缓变因素, 利用模拟电路快速的计算能力、及时的在线学习和权值调整等可以消除这些影响. 所以, 解决外界干扰的关键就在于神经网络的数模混合实现方式是否可以实现高速的在线自学习.

4 设计电路的学习速度分析与数据定标

(1) 由于单片机在整个算法中不做任何运算, 所以网络的速度主要取决于转换器的转换速度, 因而

用模拟和数字混合实现的神经网络在理论上学习速度可以达到每秒迭代上万次, 这样的学习速度为在线即时学习提供了可能.

(2) 网络的权值是通过模/数转换器采样保存, 并通过数/模转换器输出到电路中的, 故权值的大小一定要在转换器的允许范围, 一般要求权值数据在 $(-5, +5)$ 内.

(3) 根据指数运算模块的电路特性, 指数运算模块的输入要小于 0.7 V, 同时为了提高运算精度, 还要让输入电压在 0.7 V 下小范围波动.

5 系统仿真计算

本文用 Visual C++ 软件 (VC) 实现常温下标准神经网络程序与 Multism 模拟硬件电路单次运算的数据对比如表 1 所示. 由表 1 所得数据可知, 本文设计的 BP 网络硬件电路可以很好地实现软件 BP 算法. BP 网络的 VC 最终仿真结果如表 2~表 4 所示. 由表 2 至表 4 数据可知, BP 算法可以很好地逼近压力传感器零点温漂曲线, 其逼近结果最大误差为 0.012 左右.

表 1 两种方法仿真的结果对比

节点与权值	VC 标准神经网络程序输出	Multisim 硬件模拟电路输出
隐含层节点 1	0.601 3	0.593 9
隐含层节点 2	0.489 8	0.482 3
隐含层节点 3	0.541 0	0.533 4
隐含层节点 4	0.681 0	0.674 2
隐含层节点 5	0.506 6	0.499 1
输出层	0.704 0	0.695 2
W_{y_01}	-0.030 8	-0.030 5
W_{y_02}	-0.025 1	-0.024 7
W_{y_03}	-0.027 7	-0.027 4
W_{y_04}	-0.034 8	-0.034 6
W_{y_05}	-0.025 9	-0.025 6
W_{i_y11}	-0.000 7	-0.000 7
W_{i_y12}	-0.005 0	-0.005 0
W_{i_y13}	-0.001 7	-0.001 7
W_{i_y14}	-0.009 1	-0.009 3
W_{i_y15}	-0.005 1	-0.005 1
W_{i_y21}	0.000 0	0.000 0
W_{i_y22}	0.000 4	0.000 4
W_{i_y23}	0.000 1	0.000 1
W_{i_y24}	0.000 7	0.000 8
W_{i_y25}	0.000 4	0.000 4

注: $W_{y_01} \sim W_{y_05}$ 为隐含层到输出层权值; $W_{i_y11} \sim W_{i_y15}$ 为输入 1 到隐含层权值; $W_{i_y21} \sim W_{i_y25}$ 为输入 2 到隐含层权值.

表 2 BP 网络的 VC 仿真结果 1

期望值	0.00	0.01	0.02	0.03	0.04	0.09
VC 仿真值	0.010	0.014	0.020	0.030	0.041	0.095
误差 /%	0.984	0.384	0.070	0.007	0.125	0.461

表 3 BP 网络的 VC 仿真结果 2

期望值	0.24	0.25	0.26	0.28	0.29	0.32
VC 仿真值	0.233	0.251	0.266	0.279	0.295	0.308
期望值	0.33	0.34	0.36	0.37	0.38	0.41
VC 仿真值	0.330	0.347	0.360	0.375	0.389	0.400

表 4 BP 网络的 VC 仿真结果 3

期望值	0.58	0.60	0.62	0.64	0.68	0.70	0.73	0.75	0.77	0.78
VC 仿真值	0.592	0.607	0.621	0.649	0.676	0.701	0.725	0.748	0.76820	0.787
误差 /%	1.209	0.658	0.092	0.892	0.420	0.132	0.470	0.239	0.180	0.703

6 结 论

本文设计了模数混合的 BP 神经网络电路,分析论证了电路实现中的难点和影响电路精度的主要因素,结合 Multisim 软件对所设计的电路进行了软件仿真.将本文成果具体应用于压力传感器零点温度补偿,仿真结果证明了本文方法的正确性.本文提出的方案为智能化压力传感器提供了有效的实现途径.

参考文献:

[1] 刘晔,邹建龙,张赟,等.神经网络在传感器信号处理中的应用[J].计算机自动测量与控制,2000(5):63-66.
LIU Ye,ZOU Jianlong,ZHANG Yun, et al. Application of neural networks to sensing signal processing [J]. Computer Automated Measurement & Control, 2000(5):63-66.

[2] 刘晔,陈敬后,樊艳芳,等.基于小波分析和神经网络的光学电流互感器误差补偿系统[J].电工电能新技术,2008,27(1):72-75.
LIU Ye,CHEN Jinghou,FAN Yanfang, et al. Error compensation system for optical current transformer based on wavelet analysis and neural network [J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy,2008,27(1):72-75.

[3] 韦兆碧,刘晔,马志瀛,等.基于 RBF 网络的光纤位移传感器温度补偿研究[J].电工电能新技术,2004,23(2):42-45.
WEI Zhaobi,LIU Ye,MA Zhiying, et al. Research on temperature compensation of optical fiber displacement sensor based on RBF neural network [J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2004,23(2):42-45.

[4] 周伟雄,靳东明,李志坚.模拟神经元电路实现现状与

进展[J].固体电子学研究与发展,2002,22(3):268-279.

ZHOU Weixiong, JIN Dongming, LI Zhijian. A review of the research on realization of analog neural cells [J]. Research & Progress of Solid State Electronics,2002,22(3):268-279.

[5] NEDJAH N, DA SILVA R M, MOURELLE L M. Dynamic MAC-based architecture of artificial neural networks suitable for hardware implementation on FP-GAS [J]. Neurocomputing, 2009,72:2171-2179.

[6] 汪光森,伍行键,李誉.基于 FPGA 的神经网络的硬件实现[J].电子技术应用,1999(12):23-15.
WANG Guangsen, WU Xingjian, LI Yu. Hardware implementation of a neural network based on FPGA [J]. Application of Electronic Technique,1999(12):23-15.

[7] 刘晔,邹建龙,王采堂,等.基于神经网络逆建模的三相光学电流互感器[J].电工电能新技术,2001(4):5-8.
LIU Ye,ZOU Jianlong,WANG Caitang, et al. Three-phase optical current transducer based on neural network inverse modeling [J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy,2001(4):5-8.

[8] 韩力群.人工神经网络理论、设计及应用[M].北京:化学工业出版社,2002:43-50.

[9] MOHAMMADI K,SEYYED MAHDAVI S J. On improving training time of neural networks in mixed signal circuit fault diagnosis applications [J]. Microelectronics Reliability,2008,48:781-793.

[10] LAZARO J, ARIAS J,ASTARLOA A. Hardware architecture for a general regression neural network coprocessor [J]. Neurocomputing, 2007,71:78-87.

[11] CHANG C S,WANG F,LIEW A C. Simulated hardware design of artificial neural networks for adaptive plant control [J]. Electric Power System Research, 1996,37:231-240.

(编辑 杜秀杰)