

文章编号: 1001-3806(2012)01-0124-03

改进型 BP 神经网络的 2 维 PSD 非线性校正

林青松 杨孝敬 王军晓 张聚伟

(河南科技大学 电子信息工程学院, 洛阳 471003)

摘要: 为了减少位置敏感传感器(PSD)的非线性的影响,分析了 PSD 的工作原理及其非线性成因,提出一种基于 Levenberg-Morquardt 算法改进的反向传播(BP)神经网络方法进行非线性修正,并进行了理论分析和 MATLAB 仿真比较。结果表明,改进的 BP 神经网络方法能有效地减少非线性影响,且相对传统的 BP 神经网络而言,收敛速度更快,使修正后的 PSD 器件在非线性区里获得与线性区近似的线性度。这一结果对 PSD 更好的应用是有帮助的。

关键词: 光学器件; 位置敏感传感器; 非线性修正; 改进型反向传播算法; Levenberg-Morquardt 算法

中图分类号: TP212.1⁺4 **文献标识码:** A **doi:** 10.3969/j.issn.1001-3806.2012.01.032

2-D nonlinear correction in an improved BP neural network

LIN Qing-song, YANG Xiao-jing, WANG Jun-xiao, ZHANG Ju-wei

(College of Information & Technology, Henan University of Science and Technology, Luoyang 471003, China)

Abstract: In order to reduce the effect of nonlinearity of a position sensitive detector(PSD), after analyzing its working principle and the reasons of nonlinearity formation, nonlinearity correction was carried out in an improved back propagation(BP) neural network based on Levenberg-Morquardt algorithm. MATLAB simulation results show that the improved BP neural network can reduce nonlinearity more effectively, and converge faster than a traditional BP neural network. After revision the PSD obtains approximate linearity in non-linear area within the linear area. This result is helpful for PSD application.

Key words: optical devices; position sensitive detector; nonlinearity correction; improvement of back propagation algorithm; Levenberg-Morquardt algorithm

引言

位置敏感传感器(position sensitive detector, PSD)是一种先进的连续型半导体光电位置传感器,具有实时性强、电路配置简单、较快的时间响应性、较高的位置分辨率和灵敏度等特点,因而广泛应用于动态、快速的位移目标测量中。但是,由于 PSD 存在表层电阻不均匀、电源交叉影响等因素造成的非线性,使整个器件测得的数据置信度下降^[1-2],尽管 A 区(中央区域)线性度好,但 B 区的准确度却受到 PSD 的非线性制约。如何解决这些问题已是目前研究该类传感器的主要研究方向。有些改进型 PSD 线性度得到改善,但非线性仍是不可避免的^[3],在实际应用中必须对 PSD 进行非线性校正。若采用插值分析方法,如果是多项式插值,通常会出现震荡现象;

若采用硬件补偿,成本又太高。随着人工智能技术尤其是人工神经网络的发展,为 PSD 的信号处理提供了新的有效手段。由于神经网络具有非线性计算功能,因此,在对 PSD 的非线性进行分析时,采用神经网络比较理想。若利用神经网络反向传播(back propagation, BP)算法,网络收敛慢、鲁棒性差^[4-5]。本文中利用收敛速度快的 Levenberg-Marquardt(LM)算法和 BP 算法相结合的混合算法,并把结果和单独使用 BP 算法进行对比,实验和仿真结果表明,改进型 BP 神经网络收敛速度大大加快,对 PSD 非线性进行了有效的校正^[6]。

1 2 维 PSD 工作原理

2 维 PSD 的基本原理与 1 维是一样的,都是在片状本征 Si 的表面掺杂形成面状 PN 结,灵敏表面薄层的电阻线性是均匀一致的,光敏面的两对对边上的任何中心点位置引出 4 个收集光电流的电极。当入射光落在光敏面形成光点时,光能转换成穿过 PN 结的光电流,此电流在光敏面电阻层上以面电流的形式扩散并被光电位置敏感器件边沿的 4 个电极收集。由于光

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61040010)

作者简介:林青松(1965-),男,副教授,研究方向为运动控制系统、计算机控制与仿真技术。

E-mail: lqs6501@163.com

收稿日期:2011-03-03;收到修改稿日期:2011-05-24

敏面电阻的作用,当光点位置与各电极距离不同时 4 个电极收集到的电流强度也不相同,各电极收集到的电流强度与光点在光敏面上位置唯一对应。取光敏面的几何中心位置作为 2 维 $x-y$ 坐标系原点,各个电极的电流分别为 I_{x2} 、 I_{y2} 。

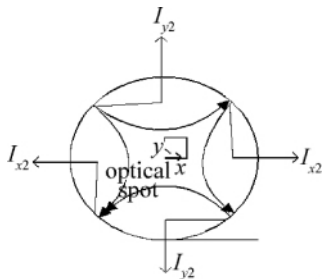


Fig. 1 Schematic diagram of a 2-D electro-optical PSD

对每一个器件来说,电极间的距离是一定值,是一常量。由方程可知,通过对各电极收集到的电流强度进行运算,可求出光点在光敏面上的位置。但 N 区材料不均匀,以及电极形状等因素,造成 P 区结面上电阻率不为恒量,从而成为 PSD 非线性的主要影响。因此在使用过程中,不得不人为地将 PSD 敏感面划为 A 区和 B 区。A 区为中央区域, B 区为边缘区域^[7]。A 区的位置准确度优于 B 区,这对大范围测量是一种缺憾。故针对此问题,本文中提出了一种改进型神经网络 BP 算法对非线性进行补偿,使 B 区的应用价值得到了提高^[8]。

2 改进型 BP 神经网络算法的 PSD 校正

目前,在人工神经网络的实际应用中,绝大部分的神经网络模型是采用 BP 网络及其变化形式,也是前向网络的核心部分,是人工神经网络最精华的部分。

BP 网络是一种多层前馈神经网络,由输入层、隐含层和输出层组成。输入层是 BP 网络入接口,每个输入结点和相邻隐含层所有结点全连接;隐含层作为网络学习功能实现层,按照上层每个结点与下层所有结点相连原则来实现网络信号的前向传递;输出层综合隐含层的逼近结果得到最终输出^[9]。

BP 网络难以确定的是隐含层层数及结点数,目前还没有确切的理论指导方法,一般通过用学习样本和测试样本对一定的网络结构误差进行交叉评价,再用试差法选取合适的网络结构。增加层数可以进一步降低误差,提高精度,但同时也使网络复杂化,从而增加了网络权值的训练时间,误差精度的提高也可以通过增加隐含层中的神经元数来实现,隐含层层数一般取为 1 层~3 层。由于制作 PSD 的 Si 材料是非均匀性,往往呈现出缓慢的梯度变化,整个 PSD 面上的位置误差函数 $E(x, y)$ 是一小梯度曲面,若将函数离散化,得

到网络点阵上的误差函数值,从而可以得到待测点的逼近值^[10]。

2.1 BP 神经网络算法

采用神经网络函数拟合功能对 PSD 的非线性修正。网络选为 3 层 BP 网络,输入层节点为 2,输出层节点数为 2,中间层节点数为 14,节点函数为:

$$f(s) = \frac{1}{1 + e^{-s}} \quad (1)$$

式中 s 为序数。一般说来, BP 算法对于任意层的加权修正量的一般形式为:

$$\Delta w_{pq} = \eta \delta_o y_{in} \quad (2)$$

式中 p 和 q 为任意层, η 为节点数, y_{in} 代表输入端点的实际输出, δ_o 表示输出端点的误差,其含义由具体的层决定。输出层误差值 $\delta_o = T_j - y_j$,可直接算得,其中, T_j 为目标输出值, y_j 为实际输出值。对前一隐含层没有直接给出目标值,不能计算隐含层的误差值 δ_h ,而是利用输出层误差值 δ_j 计算,即:

$$\delta_h = \sum_j w_{hj} \delta_j \quad (3)$$

如果前面还有隐含层,再按上述方法依次类推,一直将 δ 输出误差算到第 1 层为止,各层的 δ 求得后,各层的加权调节量就可按(3)式求得了^[11-12]。

2.2 BP 神经网络学习算法的改进

BP 网络学习是一种诱导式的学习形式,其基本的学习方法——反向传播学习算法是学习规则的推广。反向传播学习算法的特点是简单实用,但其收敛的速度慢,很容易陷入局部极小点从而难以收敛。因此,采用 LM 算法加速网络学习过程可改进 BP 网络学习算法^[13]。

LM 算法的实质是二阶梯度法。LM 算法是将最速下降法和牛顿法相结合从而获取最快的收敛速度,对任意二次函数,不管初始点在何处,迭代依次即可得到最小值;对非二次函数,在它们极小点附近和二次函数类似,接近极小值时就可达到很快的收敛速度,算法如下:设 x_k 表示第 k 次迭代的权值和阈值所组成的向量,则可得到 LM 算法:

$$x_{k+1} = x_k - (J^T J + u_k I)^{-1} J^T e \quad (4)$$

式中 J 为偏置矩阵, I 为单位矩阵, $u_k = 0$ 时为牛顿法。

3 仿真与分析

利用 PSD 测量位移。表 1 中为标准样本实际输入、理想输出和计算输出。其中 x_1 和 y_2 分别表示 2 维 PSD 实际 x 方向坐标和 y 方向坐标; T_x 和 T_y 分别表示要达到的目标值, C_x 和 C_y 分别表示对应的计算

Table 1 Standard sample input, ideal output and computation output

sample	actual input		ideal output		computation output	
	x	y	T_x	T_y	C_x	C_y
1	0.000	0.000	0.000	0.000	0.012	0.014
2	0.101	0.000	0.101	0.000	0.101	0.014
3	0.181	0.000	0.201	0.000	0.101	0.014
4	0.271	0.000	0.301	0.000	0.306	0.015
5	0.361	0.000	0.401	0.000	0.400	0.016
6	0.462	0.000	0.502	0.000	0.501	0.017
7	0.000	0.100	0.000	0.100	0.010	0.089
8	0.200	0.200	0.200	0.200	0.197	0.194
9	0.180	0.090	0.200	0.100	0.196	0.086
10	0.280	0.091	0.301	0.101	0.296	0.092
11	0.373	0.090	0.400	0.102	0.380	0.097
12	0.460	0.090	0.503	0.108	0.492	0.088
13	0.000	0.190	0.000	0.203	0.013	0.205
14	0.101	0.180	0.111	0.200	0.087	0.196
15	0.170	0.170	0.190	0.190	0.193	0.193
16	0.280	0.190	0.301	0.201	0.297	0.213
17	0.370	0.160	0.401	0.190	0.389	0.204
18	0.470	0.160	0.500	0.200	0.500	0.200

输出值。表 2 为标准样本插值输入和实际输出。

Table 2 Standard sample interpolation input and actual output

sample	interpolation input		actual output	
	x'	y'	$T_{x'}$	$T_{y'}$
1	0.050	0.050	0.042	0.043
2	0.140	0.048	0.149	0.042
3	0.225	0.045	0.250	0.045
4	0.315	0.045	0.347	0.044
5	0.410	0.043	0.444	0.044
6	0.045	0.143	0.038	0.145
7	0.143	0.138	0.150	0.145
8	0.225	0.135	0.246	0.146
9	0.315	0.133	0.342	0.150
10	0.410	0.125	0.440	0.145
11	0.045	0.223	0.039	0.0251
12	0.140	0.215	0.148	0.249
13	0.226	0.215	0.248	0.256
14	0.315	0.220	0.344	0.270
15	0.415	0.200	0.446	0.252
16	0.045	0.300	0.041	0.353
17	0.135	0.295	0.145	0.354
18	0.225	0.285	0.251	0.348

构造 BP 网络首先要确定各层神经元个数和神经网络的整体结构。选用 3 层 BP 网络作为状态分类器,根据故障诊断实例的需要,确定 5 个输入层神经元和 6 个输出层神经元。对于隐含层神经元个数的选取,3 层神经网络的隐含层神经元个数不可以任意选取,而由所要求的学习误差来决定,学习样本集越大,学习的误差也越大;即为了用一个 3 层神经网络去逼近一个有界连续函数,必须有相当数量的隐含层神经元。当学习的误差不能减小时,不一定是陷入了非性优化的局部极小,可能是所用的 BP 网络的隐含层神经元个数不够。本文中基于 Kolmogorov 定理,并根据初次试验结果,选取 15 个隐含层神经元。网络误差精取 0.0001。学习速率为 0.01,学习速率增长比例因子 1.05,循环次数为 280,学习速率下降比例因子为 0.7,动量项取 0.95,学习分别采用常规学习算法和改进学习算法对网络进行训练,训练过程如图 2 和图 3 所示。

络去逼近一个有界连续函数,必须有相当数量的隐含层神经元。当学习的误差不能减小时,不一定是陷入了非性优化的局部极小,可能是所用的 BP 网络的隐含层神经元个数不够。本文中基于 Kolmogorov 定理,并根据初次试验结果,选取 15 个隐含层神经元。网络误差精取 0.0001。学习速率为 0.01,学习速率增长比例因子 1.05,循环次数为 280,学习速率下降比例因子为 0.7,动量项取 0.95,学习分别采用常规学习算法和改进学习算法对网络进行训练,训练过程如图 2 和图 3 所示。

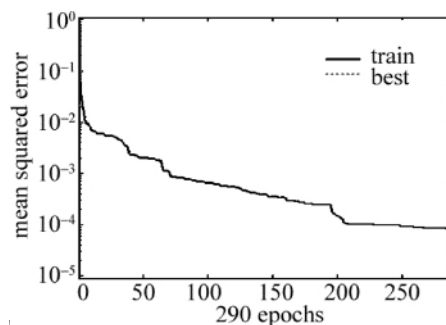


Fig. 2 Nonlinearity correction of a PSD based on BP neural network

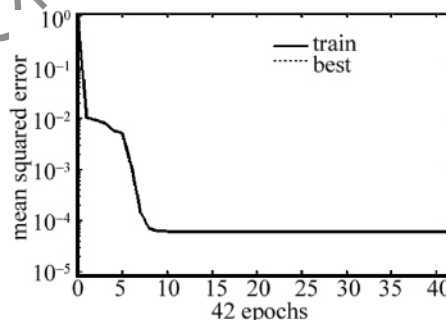


Fig. 3 Nonlinearity correction of a PSD based on improved BP neural network

从图中可以看出,与基本 BP 算法相比,采用改进法后网络收敛速度明显加快,在相同的误差精度要求下,常规 BP 算法经过 200 次还没有达到精度要求,而改进的 BP 算法经过 7 次就达到了精度要求。

4 结论

提出了 LM 算法和 BP 神经网络算法相结合来补偿 PSD 非线性误差的方法,该方法克服了 BP 神经网络的不足,使得网络学习收敛速度快且精度高,提高了 PSD 的 B 区利用价值,使测量系统成为一个不失真的线性系统,扩大了测量系统的测量范围,并且减小了非线性误差,补偿环节成本低、系统的可靠性高,具有一定的应用价值。

参考文献

- [1] ZENG Ch. PSD research and application based on two-dimensional position sensitive detector [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2009: 11-42 (in Chinese).

(上接第126页)

- [2] LI Zh K, QIN Y Y, GUO Q. The artificial neural networks in the two-dimensional PSD component misalignment revises the application[J]. Measurement and Control of Computer, 2006, 12(5): 463-466 (in Chinese).
- [3] ZHOU Zh H, JIANG W J, ZHU W L. Investigations of PSD and its integration equip mark settle experimental[J]. The Electron Measures with Instrument College Journal, 2008, 14(4): 6-9 (in Chinese).
- [4] LU Zh Y, ZHOU Y J, LI W J. The BP neural network of the feeling machine nonlinear error correction method study[J]. Feeling Technique, 2005, 24(2): 11-12 (in Chinese).
- [5] ZHANG J T, DONG X L. The method of feeling machine of nonlinear correction[J]. Technique of Calculate, 2007, 18(6): 27-29 (in Chinese).
- [6] ZHOU B Y, CHEN P F, ZENG W, *et al.* Nonlinear error corrects experimental investigations of position sensitive detector[J]. Optical Instrument, 2008, 27(5): 11-15 (in Chinese).
- [7] XU L N. Control of neural networks[M]. Beijing: Electronic Industries Press, 2005: 18-20 (in Chinese).
- [8] YAO W J. The improvement of BP algorithm studies in the MATLAB realize[J]. Modern Electronics, 2006, 21(6): 95-98 (in Chinese).
- [9] NI F Zh, LI G Q. Spread the feeling machine nonlinear error correction method according to the measurement system of LM algorithm[J]. Measure to Control a Technique, 2008, 13(6): 70-71 (in Chinese).
- [10] LI G Y. Intelligence control and its MATLAB carry out[M]. Beijing: Electronic Industries Press, 2005: 39-40 (in Chinese).
- [11] QI Zh G, WANG X G. A studies algorithm of advanced BP network[J]. Automate Technique and Application, 2005, 17(2): 13-14 (in Chinese).
- [12] ZHANG Sh N, GUO W Y, XIAO L Y. The design and training of MATLAB BP neural networks[J]. Science and Economies of Neimenggu, 2005, 14(6): 95-97 (in Chinese).
- [13] MIN X L, LIU G H. Appliment of tapping BP network use the MATLAB nerve network tool box[J]. Appliment of Computer, 2007, 23(8): 27-29 (in Chinese).