

文章编号 : 0253-2239(2002)02-0215-05

强度型激光光纤传感系统的神经网络补偿方法*

汪晓东

(浙江师范大学数理与信息科学学院, 金华 321004)

摘要: 提出一种考虑激光光纤传感系统中激光器输出功率波动的神经网络跟踪补偿方法。在这种方法中,神经网络不仅用于削弱激光器输出功率波动对测量系统的影响,而且还同时用于传感器的非线性校正。提高了光强调制型光纤传感器的长期工作稳定性及测量精度,并有利于扩大激光光纤测量系统的测量范围。以光纤位移传感器为例,说明了该方法的有效性。

关键词: 光纤传感器;神经网络;光强补偿;非线性校正

中图分类号: TP183; TP212.14 文献标识码: A

1 引 言

光纤传感系统具有灵敏度高、响应速度快、环境适应性强、体积小、重量轻、可实现非接触测量等一系列特点,这些是传统传感系统无法比拟的。光纤传感系统已得到了迅速发展,成为目前一种较理想的测试手段,是当今测量领域中传感技术发展的主导方向之一。在光纤测试系统中,激光因其准直性、单色性和高功率密度等诸多优点而被优先选用。

激光光源、光纤传感器是强度型激光光纤测量系统的重要组成部分,只有这两个部分很好地结合,才能使整个测量系统有良好的特性。然而,激光器输出功率会随时间产生周期性或随机性的波动,使传感器的输出也随之发生漂移,影响测量系统的稳定性和测量精度^[1-3]。一般的激光器本身的功率稳定性约在百分之几的范围^[3],即使采取一些特殊措施,也无法完全消除因激光功率无规律的起伏对测量精度带来的影响。另外,测量参数与传感器输出之间的关系也往往呈非线性,会影响测量精度或缩小测量范围。对于光强调制型光纤测量系统而言,上述这些因素是不容忽视的。因此,随着光强调制型光纤测量系统的应用范围越来越广泛,光强补偿及非线性校正技术也显得越来越重要。

目前,常用的光强补偿技术根据原理结构不同可分为单光路补偿和双光路补偿两种模式^[4],但这些补偿技术均无法同时实现测量参数与传感器输出

之间的非线性补偿,必须采取一些措施以得到期望的线性关系,如用折线拟合或反函数变换技术(要求反函数能用解析式表达)或用计算机以查表方法校正等。当测量参数与传感器输出之间的非线性关系复杂或者无法用解析式表达时,上述方法往往精度不够甚至无法实现。本文提出一种新的补偿方法,即用神经网络同时有效地实现对激光器输出功率跟踪补偿及光纤传感器输出特性的非线性校正。

2 实现补偿的径向基函数神经网络

径向基函数(Radial Basis Function, RBF)神经网络具有比目前应用较广泛的误差反向传播神经网络更强的逼近能力和更快的收敛速度,通过训练径向基函数神经网络能够逼近任意非线性函数^[5],其学习速度比误差反向传播神经网络快 10^3 倍~ 10^4 倍。径向基函数神经网络的拓扑结构见图1,由输入层、隐层和输出层组成,以径向基函数作为隐层单元的“基”构成隐含层空间,以便将输入向量直接不通过权连接映射到隐层空间,而隐层空间到输出空间是线性的,网络的输出是隐层单元输出的线性加权和。因此,网络由输入到输出的映射是非线性的,而网络输出对可调参数而言却又是线性的。这样,

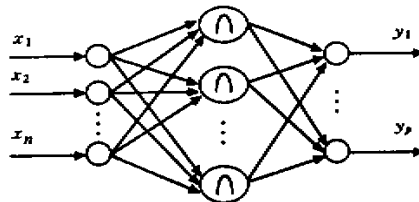


Fig. 1 RBF neural network of radial basis function

* 浙江省教育厅基金资助课题。

E-mail: jh_xdwang@163.net

收稿日期 2001-02-16; 收到修改稿日期 2001-04-09

网络的权就可通过直接求解线性方程组得出,从而不但加快了训练精度,而且还有效地避免了局部极小问题。因此,将径向基函数神经网络用于实现激光器输出功率跟踪补偿及光纤传感器输出特性的非线性补偿是合适的。

径向基函数通常采用高斯基函数,也可采用多二次函数

$$\varphi(x) = (x^2 + y^2)^{1/2},$$

逆多二次函数

$$\varphi(x) = (x^2 + y^2)^{-1/2},$$

薄板样条函数

$$\varphi(x) = x^2 \lg(x)$$

等等,高斯型的径向基函数神经网络按下式计算:

$$u_j = \exp\left[-\frac{(\mathbf{X} - \mathbf{C}_j)^T(\mathbf{X} - \mathbf{C}_j)}{2\sigma_j^2}\right] \quad (1)$$

$$j = 1, 2, \dots, h,$$

式中, $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$, $\mathbf{X} \in \mathbf{R}^n$ 为网络输入向量, \mathbf{C}_j 为径向基函数网络径向对称函数的中心, σ_j 为径向基宽度, h 为隐层单元数, u_j 为第 j 个隐层单元的输出。

从隐层空间到输出空间的变换是线性的,输出层实质上是一个线性组合器。输出层第 i 个单元的输出

$$y_i = \sum_{j=1}^h w_{ij} u_j - w_0 = \mathbf{W}_i^T \mathbf{U} \quad (2)$$

$$i = 1, 2, \dots, p,$$

式中,输出层的权值

$$\mathbf{W}_i = (w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{ih}, -w_0)^T,$$

输出层的输入

$$\mathbf{U} = (u_1, u_2, \dots, u_h, 1)^T,$$

w_0 为目标单元的阈值, p 为输出层向量空间维数。

对径向基函数神经网络训练是对隐层作用函数参数的调整及对输出层线性权进行调整。首先,根据所有的输入样本以 K 均值 (K -means) 等聚类方法决定隐层各单元的高斯基函数中心值 \mathbf{C}_j 和径向基宽度 σ_j , 即

$$\mathbf{C}_j = \frac{1}{M_j} \sum_{\mathbf{X} \in \theta_j} \mathbf{X}, \quad (3)$$

$$\sigma_j^2 = \frac{1}{M_j} \sum_{\mathbf{X} \in \theta_j} (\mathbf{X} - \mathbf{C}_j)^T (\mathbf{X} - \mathbf{C}_j), \quad (4)$$

θ_j 为第 j 组的所有样本, M_j 为第 j 组的样本数。然后,利用最小二乘原则,求出输出层的权值 \mathbf{W}_i 。训练后的径向基函数神经网络可以实现从实 n 维向量

空间 \mathbf{R}^n 到实 p 维向量空间 \mathbf{R}^p 的非线性映射。

3 补偿原理

本文采用径向基函数神经网络对激光器输出功率进行跟踪补偿,并同时通过对光纤传感器输出与测量参数之间的非线性进行校正。以跟踪方法补偿并不抑制光源的波动,而是用分光设置一反映光强波动的参考光,将该参考光与被测参数调制的调制光波转换为电信号后一起作为神经网络的输入信号,利用神经网络输入到输出的非线性映射实现补偿。

反射式激光光纤位移传感器是一种典型的强度型激光光纤传感系统,下面以此为例进行说明。

反射式激光光纤位移传感器的输出特性通常如图 2 所示^[6],整个输出特性可划分为前坡、峰顶和后坡三部分。其中前坡和后坡均呈非线性,且近峰顶处灵敏度很低,同时注意到整个输出特性是非单调的。因此在实际应用中只能使用前坡或后坡中的线性部分,严重影响了测量范围的扩展。此外,传感系统的输出还随激光器输出光强的波动而变化,直接影响测量精度。本文以两根不同结构的光纤探头接收反射光,并将反射光信号连同激光器的输出光强信号一起送入神经网络进行处理,有效地解决了上述问题。

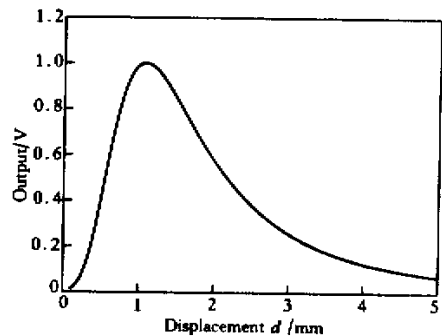


Fig. 2 The response of optic fiber displacement sensor

图 3 给出了用于激光光纤传感系统的神经网络补偿方案的原理框图。激光束经分光比为 R_t/R_r (R_t 和 R_r 分别表示分光器的透射率和反射率)的分光器 B 后形成双光路。 I_0 是激光器的输出光强, I_t 和 I_r 分别是透射光强和反射光强, I_t 入射到光纤传感器, I_r 则用作参考光强, I_{m1} 和 I_{m2} 是接收光纤的输出光强。分光器输出的一路光经发送光纤投射到反射面上,被测量参数调制反射后,由两根不同结构的接收光纤所接收,转换为反映测量参数的大小的电压信号分别为 U_{m1} 及 U_{m2} 。分光器输出

的另一路光直接经光电转换后,作为神经网络的另一个输入 U_r 。激光器的输出光强的变化必然会引起 U_r 的改变,因此,可用 U_r 反映激光器的输出光强的波动。

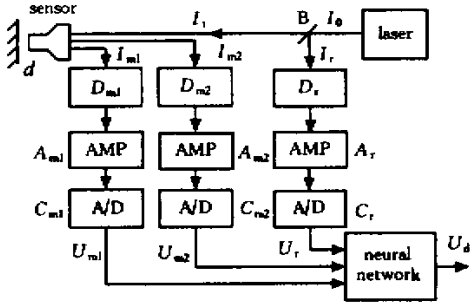


Fig. 3 Schematic block diagram of compensation using neural network

由图 3 可得

$$I_t = R_t I_0, \quad (5)$$

$$I_r = R_r I_0, \quad (6)$$

$$I_{m1} = C_{01} F(d, R_a, \alpha) I_t, \quad (7)$$

$$I_{m2} = C_{02} F(d, R_a, \alpha) I_t, \quad (8)$$

$$U_{m1} = C_{m1} D_{m1} A_{m1} R_t I_0 C_{01} F(d, R_a, \alpha), \quad (9)$$

$$U_{m2} = C_{m2} D_{m2} A_{m2} R_t I_0 C_{02} F(d, R_a, \alpha), \quad (10)$$

$$U_r = C_r D_r A_r R_r I_0, \quad (11)$$

式中 D_{m1} 、 D_{m2} 、 A_{m1} 、 A_{m2} 、 C_{m1} 和 C_{m2} 分别是与两个测量通道的光电转换、放大电路 AMP 以及 A/D 转换等增益有关的系数。 D_r 、 A_r 和 C_r 则分别是与参考通道的光电转换、放大电路 AMP 以及 A/D 转换等增益有关的系数。 C_{01} 及 C_{02} 是与传感器特性有关的转换系数。 $F(d, R_a, \alpha)$ 是光纤传感器的有效反射接收系数,它取决于传感器探头和反射面的位移 d 、被测物体的表面粗糙度 R_a 以及反射面材料因子 α 。因此,可以利用这一光纤传感系统测量位移 d 及物体表面粗糙度 R_a 等。图 3 中的 A/D 转换器可以只用一个,以模拟开关切换各路信号。神经网络通过程序实现。

若要测量位移 d ,那么对于某一确定的反射面(反射面表面粗糙度 R_a 及材料因子 α 不变)而言,(9)式和(10)式可认为仅与位移 d 有关,则(9)式、(10)式和(11)式可改写为

$$U_{m1} = f_{m1}(I_0, d), \quad (12)$$

$$U_{m2} = f_{m2}(I_0, d), \quad (13)$$

$$U_r = f_r(I_0), \quad (14)$$

式中 $f_{m1}(I_0, d)$ 与 $f_{m2}(I_0, d)$ 是随激光器输出光强 I_0 的波动而变化的非线性函数,并且不是单调函

数。不能直接以 U_{m1} 或 U_{m2} 来测量位移 d 。

光纤结构有随机分布、半圆分布及同心分布等多种,采用不同结构接收光纤的测量通道的输出特性峰顶位置不同^[1],并有一交叉点 P ,如图 4 所示。虽然 U_{m1} 和 U_{m2} 的每一电压值都有两个位移值相对应,但注意到当位移小于两输出特性曲线交叉点处的位移时, $U_{m1} > U_{m2}$,而当位移大于两输出特性曲线交叉点处的位移时,则 $U_{m1} < U_{m2}$;在交叉点处, $U_{m1} = U_{m2}$ 。即:若能同时利用 U_{m1} 和 U_{m2} ,以 U_{m1} 和 U_{m2} 数值的组合作为输出,那么对于某一位移,仅有唯一的一个输出相对应。并且当 U_{m1} 和 U_{m2} 中的一个处于峰顶时,另一个仍有较大的变化率,不存在用单一探头时峰顶处灵敏度很低的问题。

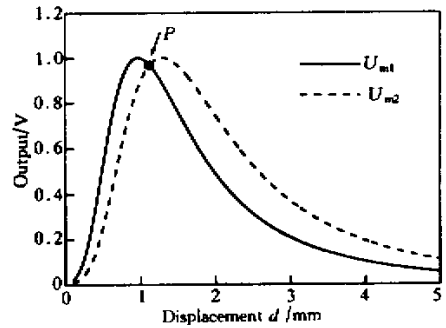


Fig. 4 The response of two measuring channels (U_{m1} is of measuring channel 1, U_{m2} is of measuring channel 2)

因此,本文同时利用 U_{m1} 和 U_{m2} 并考虑激光器的输出光强的波动,则根据(12)式、(13)式和(14)式,有

$$d = g(U_{m1}, U_{m2}, U_r). \quad (15)$$

虽然 $g(U_{m1}, U_{m2}, U_r)$ 仍是一随光强 I_0 变化的非线性函数,且目前还无法用解析式精确表达。但利用径向基函数神经网络能够以任意精度逼近非线性函数的特点来实现

$$U_d = g(U_{m1}, U_{m2}, U_r) = d, \quad (16)$$

从而使测量系统在较大的位移范围内(包含输出特性的前坡、峰顶及后坡)均具有理想特性,即在径向基函数神经网络输出端得到一个与位移 d 成线性关系且与输出光强 I_0 无关的反映位移大小的信号 U_d 。

为了用神经网络实现(16)式,必须对神经网络进行训练。训练方法如图 5 所示,首先通过实验,改变激光器的输出光强 I_0 及传感器探头和反射面的位移 d ,得到一组反映 U_r 、 U_{m1} 、 U_{m2} 与 d 之间关系

的数据集,以该数据集中的 U_r 和 U_{m1} 、 U_{m2} 作为径向基函数神经网络的输入,数据集中相应的 d 是神经网络的期望输出,训练时神经网络的实际输出 U_d 与期望输出 d 不断地进行比较,并根据两者之差 e ,应用径向基函数神经网络训练算法调整网络的权值 W ,使 U_d 不断逼近 d ,直到满足 $|U_d - d| \leq \epsilon$ (ϵ 为一预先设定的小数)。

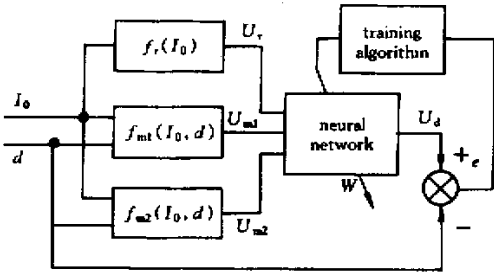


Fig. 5 Training neural network

以上是以位移 d 作为测量参数说明补偿原理的,若测量其它参数,上述通过引入激光器输出光强波动信号实现跟踪补偿的方法同样适用。

4 例 子

有一反射式光强调制型激光光纤位移传感器,采用的激光器功率稳定度优于 $\pm 10\%$ /(每小时不超过输出功率的百分比)。

考虑激光器输出功率可能发生波动的范围,并预留一定的裕量,使激光器输出功率在 $\pm 15\%$ 的范围内变化,调节传感器探头和反射面之间的距离 d ,得到两条光路信号经模数转换器 A/D 变换后的输出电压 U_{m1} 、 U_{m2} 和 U_r 。用通过上述方法得到的

Table 1. 7 sets of test data of optic fiber displacement sensor when it is compensated using neural network

displacement d/mm	neural network output U_d/V						
	$\Delta I_0(-15\%)$	$\Delta I_0(-10\%)$	$\Delta I_0(-5\%)$	$\Delta I_0(0\%)$	$\Delta I_0(+5\%)$	$\Delta I_0(+10\%)$	$\Delta I_0(+15\%)$
0.5	0.498	0.499	0.501	0.501	0.499	0.499	0.499
1.5	1.504	1.502	1.501	1.502	1.498	1.499	1.503
2.5	2.506	2.504	2.498	2.493	2.504	2.497	2.501
3.5	3.510	3.502	3.495	3.506	3.502	3.499	3.505
4.5	4.497	4.508	4.511	4.502	4.497	4.501	4.496

结论 神经网络有很强的逼近能力及较快的收敛速度,是智能信息处理的有力工具。本文将径向基函数神经网络用于激光光纤传感器的非线性校正,同时还达到了削弱激光器输出功率波动对测量系统影响的目的,降低了光强调制型光纤传感器对激光器

U_{m1} 、 U_{m2} 、 U_r 及 d 作为样本数据训练径向基函数神经网络。

测量时, U_{m1} 、 U_{m2} 和 U_r 加在训练后的神经网络输入端,则在神经网络的输出端可得到测量参数位移 d ,从而实现了对激光器输出功率跟踪补偿及光纤传感器输出特性的非线性校正。

神经网络补偿后,位移 d 、激光器输出功率变化引起的光强波动 ΔI_0 和传感器输出 U_d 之间的关系如图 6 所示。在表 1 中给出了 7 组测试数据。从图 6 和表 1 可以看出,位移 d 与神经网络输出 U_d 之间的关系在 $0.5 \text{ mm} \sim 4.5 \text{ mm}$ 范围内(包括传感器输出特性的前坡、峰顶及后坡)已近似于理想的线性关系,并且当光源强度变化时,对神经网络输出 U_d 的影响已很小,表明补偿效果明显。

训练后的径向基函数神经网络有良好的泛化能力,在神经网络输入端加上一个未经训练的输入模式,神经网络将自动出现一个与之相匹配的输出模式,即有很好的插值特性。

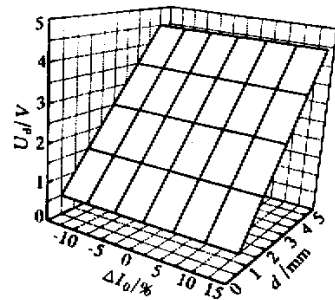


Fig. 6 Neural network output U_d vs. displacement d in different laser intensity fluctuation ΔI_0 when the sensor is compensated

输出功率稳定性的要求,有利于提高激光光纤测量系统的测量灵敏度和精度,其效果令人满意。推而广之,该方法也可以用于其它对光源要求稳定的或信号需要补偿的光学传感系统中信号处理的场合。

参 考 文 献

[1] Xu Yu, Jin Taiyi, Li Shengli et al.. Research on stability

- of intensity modulation optical fiber displacement sensor. *Chinese J. Scientific Instrument*(仪器仪表学报), 1996, **17**(4) :405~407(in Chinese)
- [2] Li Pengsheng , Zhao Yong. New compensation method of an optical fiber reflective displacement Sensor. *Proc. SPIE* , 1997 , **3241** :474~476
- [3] Yao Hejun , Lu Zheng , Li Zaiqing. Study on high precision laser beam power stabilizer. *Acta Metrologica Sinica*(计量学报) , 2000 , **21**(3) :161~166(in Chinese)
- [4] Lü Haibao , Feng Qinqun , Zhou Weihong *et al.* . Intensity compensation techniques for sensing measuring using intensity type optical fiber. *Laser Technology*(激光技术) , 1999 , **23**(2) :91~94(in Chinese)
- [5] Lee S C , Kil R M. A gaussian potential function network with hierarchically selforganizing learning. *Neural Network* , 1991 , **4**(2) :207~224
- [6] Zhang Guoshun , He Jiaxiang , Xiao Guixiang. *The Technologies of Optical Fiber Sensing*(光纤传感技术). Beijing : Water Power Press , 1988. 310 ~ 313(in Chinese)

Compensation of Intensity Modulation Laser Optic Fiber Sensor System Based on Neural Network

Wang Xiaodong

(College of Mathematics , Physics and Information Science , Zhejiang Normal University , Jinhua 321004)

(Received 16 February 2000 ; revised 9 April 2000)

Abstract : A tracking compensation technique for intensity modulation laser optic fiber sensor system based on radial basis function neural network is presented. The less influence of laser output power fluctuation and nonlinear calibration of sensor are realized simultaneously with this method. Long-term stability of sensor is improved. A broad measuring range and an enhance measuring accuracy of the sensor can be obtained. An example of optic fiber displacement sensor is illustrated. The result indicates that the method is effective.

Key words : optic fiber sensor ; neural network ; light intensity compensation ; nonlinear calibration