

引用格式:吴耀,杨瑞峰,郭晨霞,等.基于GA-BP神经网络的光纤位移传感器光强补偿研究[J].电光与控制,2019,26(4):111-114. WU Y, YANG R F, GUO C X, et al. GA-BP neural network based intensity compensation for optical fiber displacement sensor[J]. Electronics Optics & Control, 2019, 26(4):111-114.

基于GA-BP神经网络的光纤位移传感器光强补偿研究

吴耀^{1,2}, 杨瑞峰^{1,2}, 郭晨霞^{1,2}, 杨睿^{1,2}

(1. 中北大学仪器与电子学院,太原 030051; 2. 山西省自动化检测装备与系统工程技术研究中心,太原 030051)

摘要: 为了实现光纤位移传感器的光强补偿和减小测量误差,提出了一种基于遗传算法(GA)优化BP神经网络的光强补偿及校正模型。首先通过对光纤位移传感器做标定实验,获得传感器测量的原始数据,然后采用GA-BP神经网络进行建模,通过对遗传算法的适应度函数、编码方式和参数进行研究,利用遗传算法的全局寻优能力对传统BP神经网络的权值、阈值进行优化,改善了其容易陷入局部极值的问题。最后利用实测数据对GA-BP网络和传统BP网络进行训练,实验结果表明,GA-BP网络比BP网络的预测误差小很多,提高了补偿精度,从而实现了光纤位移传感器的光强补偿。

关键词: 光纤位移传感器; 遗传算法; BP神经网络; GA-BP网络; 光强补偿

中图分类号: TP212; TN253 **文献标志码:** A **doi:**10.3969/j.issn.1671-637X.2019.04.022

GA-BP Neural Network Based Intensity Compensation for Optical Fiber Displacement Sensor

WU Yao^{1,2}, YANG Rui-feng^{1,2}, GUO Chen-xia^{1,2}, YANG Rui^{1,2}

(1. Instrument and Electronics Institute, North University of China, Taiyuan 030051, China;

2. Automatic Testing Equipment and System Engineering Research Center of Shanxi Province, Taiyuan 030051, China)

Abstract: In order to achieve light intensity compensation and reduce measurement error of fiber displacement sensor, a model of light intensity compensation and correction was proposed based on BP neural network optimized by Genetic Algorithm (GA). First, through the calibration experiment to the optical fiber displacement sensor, the original data was obtained. Then, the GA-BP neural network was used for modeling. Through the study on the encoding method, fitness function and parameters of GA, the global optimization capability of GA was used to optimize the weights and thresholds of traditional BP neural network, which made it less easier to fall into local extreme. Finally, the measured data was used to train the GA-BP network and the traditional BP network. The experimental results show that: compared with BP network, the GA-BP network has much smaller prediction error and higher compensation accuracy, and thus can realize the intensity compensation of the optical fiber displacement sensor.

Key words: optical fiber displacement sensor; Genetic Algorithm (GA); Back Propagation (BP) neural network; GA-BP neural network; intensity compensation

0 引言

强度调制型光纤传感器因具有抗电磁干扰能力强、结构简单、造价低廉等优点^[1],在通信、医疗、交通、能源等行业中有着广泛的应用和良好的发展潜力^[2]。

但强度调制型光纤传感器的测量范围、准确度和稳定性都与光强的变化紧密联系^[3],所以需要光纤传感器的光强补偿进行研究来提高其测量精度。

针对光纤传感器光强补偿的问题,通过查阅最近几年关于光强补偿的相关文献可知,不少科研人员提出了诸多解决该问题的方法,主要分为两种:一种是对光纤传感器的结构进行改进,如增加参考光路的光纤传感器能有效消除光源波动带来的测量误差,因而能提高其测量范围和精度;另外一种是把神经网络、支持

收稿日期:2018-03-13

修回日期:2018-05-25

基金项目:山西省重点研发计划项目(201703D121028-2)

作者简介:吴耀(1992—),男,湖北汉川人,硕士生,研究方向为光纤传感和智能信息处理。

向量机、最小二乘法等相关算法运用到光强补偿中^[4],其优点就是降低了光纤传感器结构改进带来的成本,且抗外界干扰能力强,可广泛使用。但最小二乘法只适合线性建模和静态非线性建模,对于光纤的接收光强度与被测距离之间的动态复杂非线性关系无法进行建模分析;支持向量机由于建模时间长,无法满足光纤传感的在线测量要求;BP神经网络能实现非线性建模但也存在着收敛速度慢和易陷入局部极小值的问题^[5]。

针对上述问题,本文提出利用遗传算法的全局寻优能力来优化BP神经网络的权值和阈值,以此找到最优的网络参数。GA-BP算法在其他领域的应用有很多,但在研究光纤传感的光强补偿方面还没有提及,在实现BP参数优化的过程中有一定的应用价值。通过实验数据分析得到GA-BP网络预测精度较BP网络提高了不少。

1 反射式强度调制型光纤传感器位移测量原理

反射式强度调制型光纤传感器位移测量系统主要包含光纤传感探头、激光器、三轴电动位移台、光功率计、计算机以及被测工件等相关器件,其测量原理如图1所示。首先,激光从激光器发出经过发送光纤传递到被测目标上,反射后通过接收光纤传递给光功率计;然后,分析反射回来的光功率的大小与探头到被测目标平面的距离 d 之间的关系;最后,对两者的关系进行建模。在进行位移测量时,只要检测到接收光强的变化就可以测得位移的变化,从而实现位移测量。

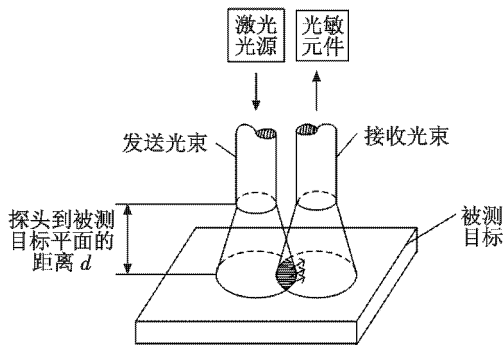


图1 光纤传感器的工作原理

Fig. 1 The working principle of optical fiber sensor

2 GA-BP神经网络优化设计

2.1 BP神经网络工作原理及过程

BP神经网络是一种利用信号正向传播、误差反向传播的前馈型网络。图2给出了BP网络的单隐含层网络结构模型。

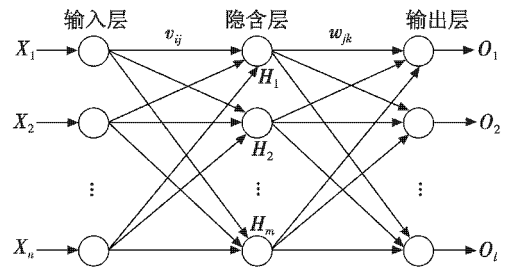


图2 BP神经网络模型

Fig. 2 BP neural network model

在图2中,神经网络的输入层输入为 X_1, X_2, \dots, X_n ;隐含层输出为 H_1, H_2, \dots, H_m ;输出层输出为 O_1, O_2, \dots, O_l ;输入层到隐含层之间的权值为 v_{ij} ;隐含层到输出层之间的权值为 w_{jk} ;隐含层阈值为 a_j ,激发函数为 f^1 ;输出层阈值为 b_k ,激发函数为 f^2 。

隐含层各神经元的输出值为

$$H_j = f^1\left(\sum_{i=1}^n X_i \times v_{ij} + a_j\right) \quad j = 1, 2, \dots, m \quad (1)$$

输出层各神经元的输出值为

$$O_k = f^2\left(\sum_{j=1}^m H_j \times w_{jk} + b_k\right) \quad k = 1, 2, \dots, l \quad (2)$$

2.2 遗传算法的原理

1) 编码和适应度函数选择。

本文采用的编码方式为实数编码,过程简单且不易陷入局部极值^[6],用训练数据初始化BP神经网络,将训练好的网络进行预测,遗传算法是以预测误差的平方和最小的网络权值进行搜索,且朝着适应度值增大的方向进化^[7],所以采用均方误差 E_{MSE} 的倒数作为适应度函数 f ,其算式为

$$f = 1/E_{MSE} = 1/\left(\frac{1}{N} \sum (O - T)^2\right) \quad (3)$$

式中: O 和 T 分别为实际输出和期望输出; N 为输入样本数。

2) 选择操作。

在 N 个样本中,每个个体的选择概率是按照个体占有所有个体适应度值和的比重来进行计算的,也就是适应度比例法,其算式为

$$P_k = f_k / \sum_{j=1}^N f_j \quad (4)$$

式中, k 表示种群中的某个个体。

3) 交叉操作。

交叉是从种群中选择2个个体按一定交叉概率得到新个体的过程,在本文中采用实数编码方式^[8],交叉采用的是算术交叉法,也就是选择的2个染色体 a_k 和 a_l 在第 j 位处按一定比例线性组合得到2个新染色体 a'_{kj} 和 a'_{lj} 的方法,其表达式为

$$\begin{cases} a'_{kj} = a_{kj}(1-b) + a_{lj}b \\ a'_{lj} = a_{lj}(1-b) + a_{kj}b \end{cases} \quad (5)$$

式中, b 是 $[0,1]$ 之间的随机数。

4) 变异操作。

变异是从种群中随机选择 1 个个体按一定概率变异得到新个体的过程^[9-10]。下面选取第 x 个染色体的第 y 个基因进行变异, 得到变异后的染色体 a'_{xy} , 其表达式为

$$a'_{xy} = \begin{cases} a_{xy} + (a_{xy} - a_{\max}) \times f(t) & r > 0.5 \\ a_{xy} + (a_{\min} - a_{xy}) \times f(t) & r \leq 0.5 \end{cases} \quad (6)$$

式中: a_{\max}, a_{\min} 分别为基因 a_{xy} 的上界和下界; $f(t) = r_1 \cdot (1 - t/G_{\max})$, t 是当前迭代次数, G_{\max} 是最大进化次数, r_1 为一个随机数, r 是位于 $[0,1]$ 之间的一个随机数。

2.3 遗传算法优化 BP 神经网络过程

网络优化的过程简介: 首先初始化 BP 神经网络的结构, 然后遗传算法通过编码获取初始种群, 再进行选择、交叉、变异等操作获得最优权值和阈值^[11], 最后用最优权值和阈值训练 BP 神经网络, 保存最优网络结构。具体过程如图 3 所示。

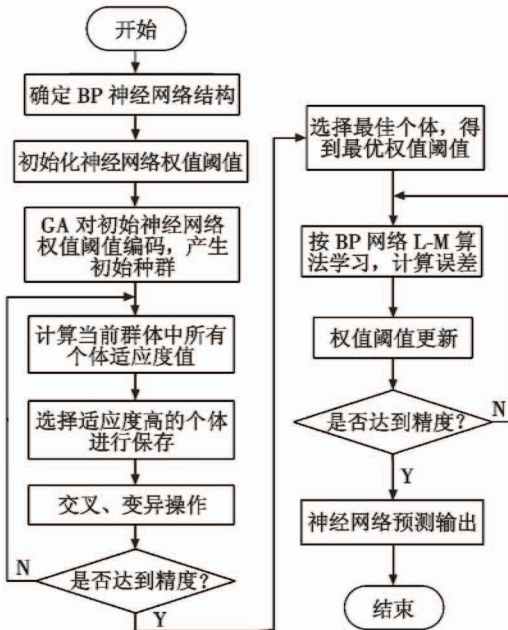


图3 遗传算法优化 BP 神经网络流程图

Fig.3 Flow chart of genetic algorithm optimizing BP neural network

3 光纤传感位移测量中光强补偿原理

实验中, 光纤传感探头的结构是由一根发射光纤和两束接收光纤组成, 而且发射光纤和接收光纤以同心圆排列。将两束接收光纤 (内、外圈光纤) 分别接到光功率计的通道 CH1, CH2 上, 得到两路信号的光功率值 P_1 和 P_2 。两路接收信号 P_1, P_2 都与位移值 d (即期望输出) 和光源的光功率 I_0 有如下关系

$$\begin{cases} P_1 = f_1(I_0, d) \\ P_2 = f_2(I_0, d) \end{cases} \quad (7)$$

式中 f_1 和 f_2 是与 I_0 有关的复杂非线性函数, 可以利用神经网络的非线性映射能力得到神经网络的输入信号 P_1, P_2 与预测输出信号 d_a 之间的对应关系且与 I_0 波动无关, 根据预测输出 d_a 和期望输出 d 之间的偏差 e 可以得到遗传算法的适应度函数, 利用其自适应迭代不断更新权值和阈值, 直到训练误差 e 满足要求才停止。光强补偿原理如图 4 所示。

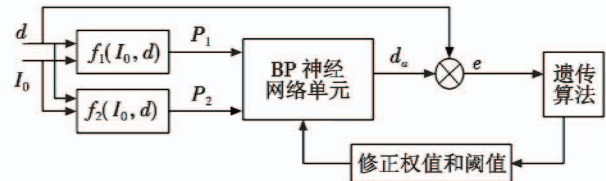


图4 光强补偿原理图

Fig.4 Principle diagram of light intensity compensation

4 光强补偿实验及数据处理

4.1 位移测量实验

实验过程中, 在保持室内温度不变的情况下, 用酒精擦拭探头端面 and 玻璃纸, 消除灰尘和污渍的影响, 调整光纤探头夹具使其与被测靶面垂直, 在进行测量前先让激光器预热几分钟, 让激光器发出来的光更加稳定。用 LabVIEW 编写的程序控制电动位移台移动, 使光纤探头与铝材质的工件表面紧贴, 然后在 0 ~ 8 mm 范围内电动位移台携带工件以每步 0.05 mm 的距离进行移动, 同时用上位机读取光功率计通道 CH1 和 CH2 的两路接收光纤的光功率值, 测量的数据如图 5 所示, 横坐标表示测量位移值, 纵坐标表示内圈光纤和外圈光纤的接收光功率值。

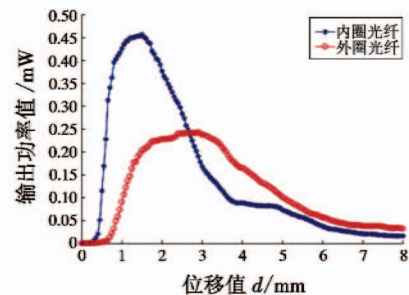


图5 位移与接收功率图

Fig.5 Displacement vs received power

4.2 Matlab 实现光强补偿处理

首先设定 GA-BP 神经网络参数: 1) BP 神经网络参数为 2 输入 1 输出、7 个隐含层节点, 训练次数 1000, 目标误差 0.0001, 学习速率 0.1, 训练函数为 Trainlm; 2) 遗传算法参数为种群规模 80、遗传代数 100, 交叉概率 0.3, 变异概率 0.09。

完成 GA-BP 网络的参数设定后进行网络训练, 训练的样本数据是图 5 中的数据, 将测得的内圈光纤和

外圈光纤的光功率值与位移值分别作为神经网络的输入和输出进行训练,反复调整网络的相关参数使训练效果达到预期目标,此时保存训练好的网络。测试的数据是电动位移台在 0~6 mm 范围内以每步 0.1 mm 距离移动的同时光功率计读取的两路接收光纤的功率值,将测试数据送给保存训练好的网络得到 BP 预测输出和 GA-BP 预测输出值,表 1 为 BP 和 GA-BP 预测输出值与测试位移值对比分析。

表 1 BP 与 GA-BP 预测输出与测试位移对比

Table 1 BP and GA-BP predicted output vs

measured displacement mm

测试位移	BP 输出	GA-BP 输出	测试位移	BP 输出	GA-BP 输出
0.100	0.144	0.085	⋮	⋮	⋮
0.200	0.197	0.204	5.800	5.650	5.766
0.300	0.222	0.294	5.900	5.659	5.906
0.400	0.410	0.389	6.000	5.812	6.014
0.500	0.361	0.507			

为了分析遗传算法优化 BP 神经网络(GA-BP)、传统 BP 神经网络对光纤传感器光强补偿效果,对表 1 中的数据进行分析,采用均方根误差(RMSE)是为了分析 BP 和 GA-BP 网络预测值同期期望值之间的偏差;采用平均绝对误差(MAE)是为了避免预测值与期望值之间的误差出现正负相消的现象,所以能更好地反映 BP 和 GA-BP 网络预测值误差的实际情况。RMSE 和 MAE 分别定义为

$$E_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n |O_k - T_k|^2} \quad (8)$$

$$E_{\text{MAE}} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n |O_k - T_k| \quad (9)$$

式(8)和式(9)中 O 和 T 分别表示实际预测输出值和期望值,BP 和 GA-BP 网络预测方法的 RMSE 和 MAE 计算结果分别为 0.140,0.108 和 0.023,0.017。

4.3 光强补偿效果及分析

从计算结果可知,经过遗传算法对 BP 神经网络优化后,GA-BP 预测方法的 RMSE 和 MAE 的值都比 BP 预测方法的小很多。BP 与 GA-BP 的预测误差曲线如图 6 所示。

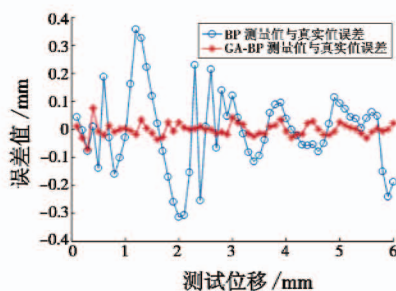


图 6 BP 与 GA-BP 的预测误差曲线对比图

Fig. 6 Prediction error of BP and GA-BP

从图 6 中可以直观地看出 GA-BP 的预测误差小且相对平稳。因此用 GA-BP 神经网络对光纤位移传感器进行光强补偿后,测量误差明显减小,实现了光纤传感进行微位移测量的应用。

5 结束语

针对光纤位移传感器光强补偿的问题,提出了利用遗传算法的全局寻优能力来优化 BP 神经网络的参数。实验结果显示:GA-BP 网络与一般 BP 网络相比具有全局优化性,改善了收敛性能;优化后的 BP 网络在进行预测时减小了均方根误差和平均绝对误差。在实际测量过程中,可以根据光纤位移传感器的两路接收光纤的光功率值,利用 GA-BP 网络的数学模型得到光强补偿后的位移测量值。

参考文献

- [1] 狄海廷. 锯齿型曲率光纤传感器特性及相关技术研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2011.
- [2] GUO Y, WANG Y T, JIN M. Improvement of measurement range of optical fiber displacement sensor based on neural network[J]. Optik, 2014, 125(1):126-129.
- [3] 胡新宁,崔春艳,刘建华,等. 应用光纤位移传感器在液氮温度下测量超导体微位移[J]. 稀有金属材料与工程,2008, 37(s):472-475.
- [4] 张朝龙,江巨浪,李彦梅,等. 基于云粒子群-最小二乘法支持向量机的传感器温度补偿[J]. 传感技术学报,2012, 25(4):472-477.
- [5] 王灵刚,张蕾,普杰信,等. 改进 BP 神经网络在物体识别中的应用[J]. 电光与控制,2012, 19(4):68-71.
- [6] 刘浩然,赵翠香,李轩,等. 一种基于改进遗传算法的神经网络优化算法研究[J]. 仪器仪表学报,2016, 37(7):1574-1579.
- [7] 彭基伟,吕文华,行鸿彦,等. 基于改进 GA-BP 神经网络的湿度传感器的温度补偿[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(1):153-160.
- [8] 蔡斌军. 基于 GA + BP 网络速度辨识的直接转矩控制[J]. 控制工程,2012, 19(4):733-736.
- [9] 刘春,马颖. 遗传算法和神经网络结合的 PSD 非线性校正[J]. 电子测量与仪器学报,2015, 29(8):1157-1163.
- [10] 王俊,周树道,叶松,等. 融合遗传算法与 BP 神经网络的气象威胁度建模与评估[J]. 电光与控制,2012, 19(3):74-77.
- [11] DING S F, SU C Y, YU J Z. An optimizing BP neural network algorithm based on genetic algorithm[J]. Artificial Intelligence Review, 2011, 36(2):153-162.