

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2106626

基于萤火虫算法优化 BP 神经网络的光强度补偿方法^{*}

郭晨霞^{1,2} 刘佑祺^{1,2} 杨瑞峰^{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: 由于非线性因素对光纤位移传感器的影响,造成了传感器测量误差较大的情况。为此提出了一种补偿措施来降低这些非线性因素的影响,使用萤火虫算法(FA)来优化反向传播神经网络(BPNN)混合的算法优化传感器接收到的光功率值。该算法不仅利用了萤火虫算法的寻找粒子群体的最佳位置的搜索性能,还利用了BPNN比较强的局部最优权值阈值搜索性能,最终达到防止BPNN陷入部分样本中优化情况最佳的目的。实验过程中使用两部分传感器接收的光功率值作为数据输入 FA-BP 算法中进行训练优化,最终与 BPNN 和粒子群算法优化 BP 神经网络(PSO-BP)相比,FA-BP 算法有收敛精度高和迭代步骤少的优点,可以有效地提升传感器数据的精度和程序的运行速度。

关键词: 光纤传感器; 萤火虫算法; BP 神经网络; 光强补偿

中图分类号: TP212 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.10

The light intensity compensation method is based on the firefly algorithm to optimize the BP neural network

Guo Chenxia^{1,2} Liu Youqi^{1,2} Yang Ruisong^{1,2}

(1. School of Instrument and Electronics, North University of China, Taiyuan 030051, China; 2. Automatic Test Equipment and System Engineering Research Center of Shanxi Province, Taiyuan 030051, China)

Abstract: Due to the influence of non-linear factors on the optical fiber displacement sensor, the measurement error of the sensor is relatively large. To this problem, proposes a compensation measure to reduce the impact of these non-linear factors, using the firefly algorithm (FA) to optimize the back propagation neural network (BPNN) hybrid algorithm to improve the optical power value received by the sensor. The algorithm not only uses the search performance of the firefly algorithm to find the best position of the particle population, but also utilize the strong local optimal weight threshold search performance of BPNN, and finally achieves the goal of preventing BPNN from falling into the best optimization situation in some samples. During the experiment, the optical power values received by the two parts of the sensors are exploited as data input into the FA-BP algorithm for training and optimization. Finally, compared with BPNN and particle swarm optimization BP neural network (PSO-BP), the FA-BP algorithm with higher convergence accuracy and few iteration steps can effectively improve the accuracy of sensor data and the running speed of the program.

Keywords: optical fiber sensor; firefly algorithm; BP neural network; light intensity compensation

0 引言

光纤位移传感器表现出独有的优势被多个行业普遍使用^[1],但这类传感器受光源输出、自身损耗以及周边环境等因素的影响较大,导致其测量精度无法满足实际应用需求,因此有必要对光纤位移传感器进行光强补偿从而抵消其影响因素造成的数据波动。光强补偿主要由硬件部分和软件部分组成。大部分传感器在生产时就已经设置了硬件层面

的补偿,但是由于实际的需要,硬件的补偿并不能满足,所以通过软件层面的补偿来改善影响^[2]。对于软件层面的补偿,学者 Hui-min 等^[3]提出了一种 RBF 神经网络训练的最近邻聚类算法,提高光纤位移传感器的精度和线性范围,效果优于比值法,但该算法设计复杂。

本文使用萤火虫算法(firefly algorithm, FA)^[4]优化反向传播神经网络(BPNN)的算法,来对反射式强度调制型光纤传感器接收到的光强值进行算法优化,使用 FA 算法

收稿日期:2021-05-08

* 基金项目:山西省回国留学人员科研项目(2020-111)资助

的局部最优特性来优化 BP 神经网络的权重和阈值,使算法的参数达到全局最优的目的,从而用该算法预测减少测量系统中产生的误差。实验表明,此算法提高了光纤传感器测量精度,将其用于工件表面扫描时,相对误差均小于 3.56%。本文提出的方法应用于光纤传感器的强度补偿中有一定的实用价值,为提高其位移的测量精度提供了参考。

1 系统误差来源及光强补偿原理

1.1 误差来源

对于本文研究的光纤传感器位移测量系统,误差产生原因主要有以下几个方面。

1) 光纤传感器的测量取决于光功率的变化值,输出的光功率值会受到光源波动的影响和光源与光纤耦合的影响,从而产生测量误差;

2) 由于被测物体的表面微观结构非常复杂,会有不同的粗糙度^[3],且周期性变化不大,因此采样两次不同的表面反射可能会得到相同的光强值,出现欺骗探头的情况从而产生测量误差。

1.2 光强度补偿原理

对光纤位移传感器进行光强度补偿的补偿模型可以分为多光纤双光路补偿部分和神经网络补偿部分。光纤传感器的设计是基于漫反射原理^[6],而研究中使用的硬件补偿方法是在分光设置的双光路型结构基础上进行补偿,具体原理如图 1 所示。参考光纤束只传送有光源输出功率波动等非线性因素的光信号,而测量光纤束同时传送有被测物表面特征信息和光源波动等非线性因素的光信号;之后由光电探测器接收检测后再经信号调制及模数转换得到测量光路信号 V_1 和参考光路信号 V_2 。

$$V_1 = f_1(I_0, X) \quad (1)$$

$$V_2 = f_2(I_0) \quad (2)$$

光纤传感器的神经网络模型输入层的神经元数量为 3,分别表示 3 个实验参数,即传感器的输出电压、测量光路信号 V_1 、参考光路信号 V_2 ;输出层的神经元数量为 1,即待测样品的位移。

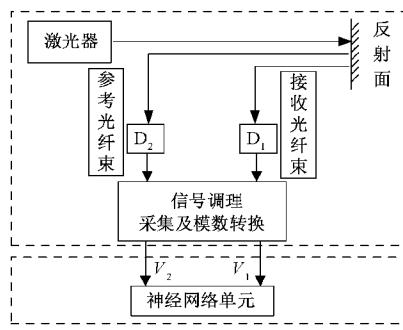


图 1 光强度补偿原理

神经网络解决问题是通过误差寻优过程的重复迭代训练来完成的,误差反向传播算法作为一种梯度下降方法,目标是达到最小均方差,具体讲,就是调节其中间传播过程的

权重和阈值,使这两个参数指标沿着网络误差变化的梯度方向发生调整,实现误差最小化。

2 BP 神经网络模型

反向传播神经网络(BPNN)^[7]是由反向传播算法实践的前馈神经网络,它是广泛应用的神经网络模式之一。BPNN 的结构如图 2 所示,网络中的每个节点都是一个神经元,神经元以非线性传递函数为手段,计算权重向量和输入向量的数量积,以获得标量性的结果^[8]。在网络的误差函数梯度的基础上,采取误差反向传播算法实现对神经网络的学习和训练^[9]。BPNN 的 3 层网络结构是最常见的应用程序,它适用于所有应用程序。在节点的最后,需要优化 BPNN 的参数,包括权重和阈值,以减少错误。BPNN 的适应性是通过不断调整权重和阈值来实现的^[10]。

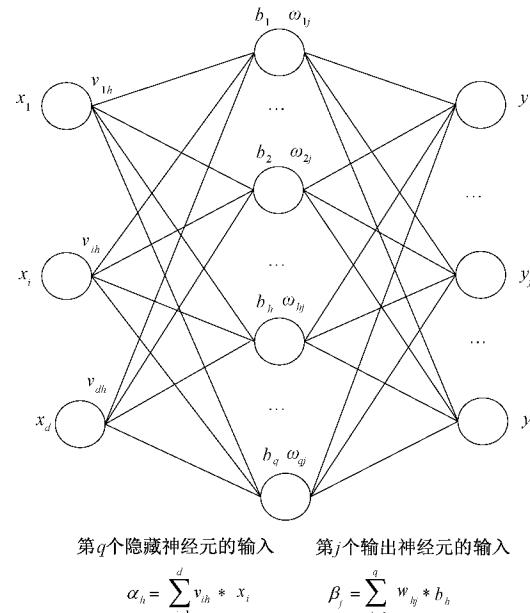


图 2 神经网络原理

其中, x 为 BPNN 的输入值, y 为预测输出值, ω 是神经元之间的连接权重。

隐含层神经元的输出为:

$$H_j = f(\sum_{i=1}^n \omega_{ij} x_i - a_j), i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, l \quad (3)$$

最终的预测输出值为:

$$O_k = \sum_{j=1}^l H_j \omega_{jk} - b_k, k = 1, 2, \dots, m \quad (4)$$

预测的误差值:

$$e_k = Y_k - O_k, k = 1, 2, \dots, m \quad (5)$$

权值更新为:

$$\omega_{ij} = \omega_{ij} + \mu H_j (1 - H_j) x(i) \sum_{k=1}^m \omega_{jk} e_k, i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, l \quad (6)$$

FA-BPNN 步骤解释如下:

- 1) 收集光纤位移传感器系统输出的数据并将数据导入神经网络, 对数据进行标准化处理;
- 2) 设置测试数据和训练数据;
- 3) 建立 BP 神经网络, 初始化参数, 设置隐藏节点数和隐藏层数;
- 4) 初始化 FA 算法的个体及参数;
- 5) 设置萤火虫的种群数量和个体的适应度参数;
- 6) 更新每个萤火虫个体的信息; 判断参数是否已达到条件, 依据输出误差对其进行调整直到达到精度要求, 否则循环;
- 7) 将 FA 算法输出的最优权值和阈值代入到 BPNN 进行训练和测试; 判断迭代次数是否已达到限制条件, 若达到迭代次数最大值, 则终止迭代输出补偿结果;
- 8) 生成最佳的 FA-BPNN 模型。

4 实验及分析

实验使用光纤传感器位移测量系统, 负责输出激光光源的是波长为 600 nm 的 RL-SFJ-1550/10 mW 型半导体激光器。根据 FA-BP 神经网络算法流程, 设定 FA-BPNN 的参数: 选取一部分实验数据训练样本, 将内外接收光纤的两组光功率值作为输入, 将样件的真实位移数据作为输出, 通过数次实验设定萤火虫算法的种群数是 50, 最大的迭代次数是 300, 最后将权值和阈值用于神经网络的测试使用中。注意只是将光功率值作为输入数据, 而没有考虑其他相关的特征, 如周围的环境因素、光源抖动等影响。同时, 为了验证所提算法的有效性与其他预测算法比较, 其他预测算法有 BP 神经网络算法、PSO-BP 算法。

在其他条件不变的情况下, 分别使用 BPNN、PSO-BP 和 FA-BP 算法对光纤位移传感器进行光强度补偿实验, 如图 4 所示为不同算法的适应度值变化, 图 5 所示为将被测样件的真实测量值与 3 种算法补偿后的值进行对应比较的样本训练结果, 图 6 所示为光强补偿后的误差拟合情况。

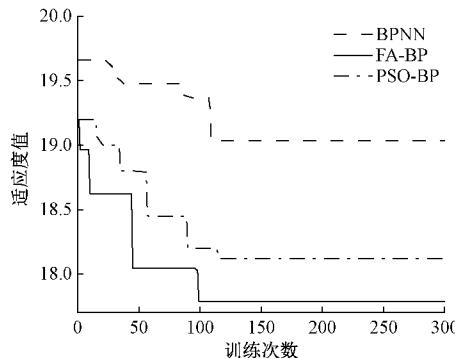


图 4 不同算法识别过程

从图 4 可以看出 FA-BP 算法的适应度值下降最快, 从图 5 中不同算法得出的测量误差值和图 6 不同算法优化后的预测值中直观地显示 FA-BP 算法的运行速度比 BPNN

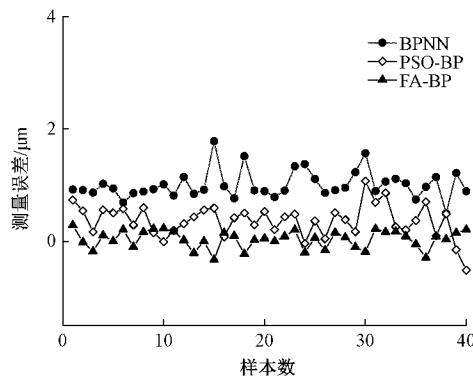


图 5 不同算法的测量误差值

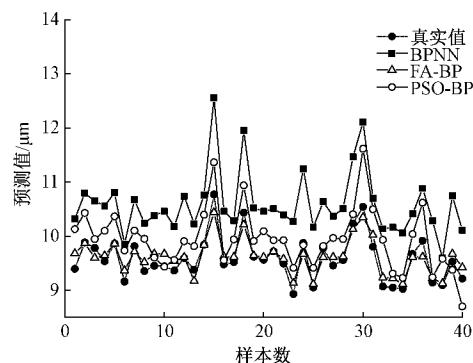


图 6 不同算法优化后的预测值

和 PSO-BP 补偿后的位移精度更加准确。如表 1 所示, BPNN、PSO-BP 算法和 FA-BP 算法的运行速度分别为 9.87、5.63 和 3.44 s, BPNN、PSO-BP 算法和 FA-BP 算法的误差率分别为 9.45%、6.79% 和 3.56%, 说明 FA-BP 算法可以有效地提升光强补偿的准确度和程序的运行速度。

表 1 不同算法光强性能比较

补偿算法	BPNN	PSO-BP	FA-BP
消耗时间/s	9.87	5.63	3.44
误差率/%	9.45	6.79	3.56

5 结 论

为了解决光纤位移传感器精度受影响这个问题, 本文提出了一种新的混合预测模型, 该模型使用反向传播方法和萤火虫算法来达到更准确的预测。用 FA 算法改善了 BPNN 的泛化性和收敛性, 克服了 BPNN 在运行过程中出现的局部最优, 验证了该算法的可行性, 使在实验的测量过程中可以减少环境及光源波动等非线性因素影响, 最终获得更加准确的样品位移数据。

参考文献

- [1] PATIL S S, SHALIGRAM A D. Retro-reflective fiber optic displacement sensor for performance optimization

- using taguchi method[J]. Journal of Sensor Technology, 2020, 10(1): 1-13.
- [2] 王慧, 符鹏, 宋宇宁. 基于萤火虫优化 BP 神经网络方法的传感器温度补偿策略[J]. 机械强度, 2020, 42(1): 109-114.
- [3] HUI-MIN C, QIN-LAN X. An optical fiber displacement sensor based on rbf neural network [C]. 2011 Third International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation, 2011: 443-446.
- [4] YANG X S. Nature-inspired metaheuristic algorithms[M]. Luniver Press, 2008.
- [5] 徐伟. 基于光纤传感器的深孔内表面粗糙度测量方法研究[D]. 镇江: 江苏大学, 2018.
- [6] 朱珊莹. 强度调制型光纤传感器建模分析与设计实现[D]. 武汉: 华中科技大学, 2011.
- [7] DI J. Investigation on the traffic flow based on wireless sensor network technologies combined with FA-BPNN models[J]. Journal of Internet Technology, 2019, 20(2): 589-597.
- [8] 齐长兴, 毕义明, 李勇, 等. 改进的萤火虫算法优化 BP 神经网络及应用[J]. 现代防御技术, 2018, 46(5): 32-38.
- [9] 董珍一, 林莉, 孙旭, 等. 基于 BP 神经网络的超声表面波定量表征金属表层裂纹深度研究[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(8): 31-38.
- [10] 王帅哲, 王金梅, 王永奇, 等. 基于改进遗传算法的 BP 神经网络短期电力负荷预测[J]. 国外电子测量技术, 2019, 38(1): 15-18.
- [11] TILAHUN S L, NGNOTCHOUYE J M T. Firefly algorithm for discrete optimization problems: A survey[J]. Ksce Journal of Civil Engineering, 2017, 21 (2): 535-545.
- [12] 逯建琦, 南建国, 王伟. 基于萤火虫算法的无人机组网多径路由算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(9): 69-76.
- [13] JIANG P, MA X, LIU F. A new hybrid model based on data preprocessing and an intelligent optimization algorithm for electrical power system forecasting[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2015, 2015: 815253.
- [14] FISTER I, PERC M, KAMAL S M, et al. A review of chaos-based firefly algorithms: Perspectives and research challenges [J]. Applied Mathematics and Computation, 2015, 252: 155-165.
- [15] JIANG P, ZENG W, KEQUAN Z, et al. An innovative hybrid model based on data pre-processing and modified optimization algorithm and its application in wind speed forecasting[J]. Energies, 2017, 10(7): 954.
- [16] 张鹏, 罗正华, 唐成达, 等. 一种基于改进萤火虫算法的光伏 MPPT 控制方法[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2020, 25(3): 53-60.
- [17] HEIDARI A A, MIRJALILI S, FARIS H, et al. Harris hawks optimization: Algorithm and applications [J]. Future Generation Computer Systems, 2019, 97: 849-872.

作者简介

郭晨霞, 工学博士, 副教授, 主要研究方向为视觉测量、自动化测试与控制、复杂机电系统设计与集成。

E-mail:gchenxia@gmail.com

刘佑祺, 硕士研究生, 主要研究方向为自动化测试与控制。

E-mail:s1806187@st.nuc.edu.cn