

[引用格式] 时豪, 范辉, 李建辰, 等. 基于 MEA-BP 神经网络的压力传感器误差补偿算法 [J]. 水下无人系统学报, 2023, 31(2): 252-258.

基于 MEA-BP 神经网络的压力传感器误差补偿算法

时 豪, 范 辉, 李建辰, 赵润辉, 李 亚

(中国船舶集团有限公司 第 705 研究所, 陕西 西安, 710077)

摘 要: 针对压阻式压力传感器对环境条件变化较为敏感, 温度变化时会产生热漂移, 影响传感器性能的不足, 文中采用思维进化(MEA)-反向传播(BP)神经网络算法对压阻式压力传感器建立误差补偿模型, 该模型利用 MEA 算法对神经网络的初始权值和阈值进行优化, 减少了由于初值的不确定性导致训练陷入局部最优的可能性, 并采用 Levenberg-Marquardt 算法代替梯度下降法加快神经网络的收敛速度, 增加补偿算法的可靠性。仿真试验结果表明, MEA-BP 算法与原始 BP 神经网络补偿法和遗传算法-BP 神经网络补偿法相比, 均方根误差期望值分别降低了 48.7% 和 8.29%, 且标准差分别降为其他 2 种算法的 5% 和 4%, 证明经过 MEA 算法优化的 BP 神经网络补偿方法能更加精确地补偿温度造成的影响, 且补偿结果更为可靠。

关键词: 压力传感器; 误差补偿; 思维进化算法; 反向传播神经网络

中图分类号: TJ630; TP183

文献标识码: A

文章编号: 2096-3920(2023)02-0252-07

DOI: 10.11993/j.issn.2096-3920.202205002

Pressure Sensor Error Compensation Algorithm Based on MEA-BP Neural Network

SHI Hao, FAN Hui, LI Jianchen, ZHAO Runhui, LI Ya

(The 705 Research Institute, China State of Shipbuilding Corporation Limited, Xi'an 710077, China)

Abstract: Piezoresistive pressure sensors are sensitive to environmental changes. Ambient temperature changes would produce thermal drift, which affects sensor performance. This study entailed the use of the mind evolutionary algorithm(MEA)-back propagation(BP) neural network algorithm to establish an error compensation model for piezoresistive pressure sensors. The model uses the MEA algorithm to optimize the initial weight and threshold of the neural network, which reduces the possibility of the training falling into local optimization owing to the uncertainty of the initial value. The Levenberg-Marquardt algorithm replaces the gradient descent method to accelerate the convergence speed of the neural network and increase the reliability of the compensation algorithm. The results of the simulation show that, compared with those of the BP neural network compensation algorithm and genetic algorithm(GA)-BP neural network, the expectation of the root mean square error of the MEA-BP algorithm is lower by 48.7% and 8.29%, respectively. The standard deviations are reduced to 5% and 4% of those of the BP and GA-BP neural networks, respectively. This demonstrates that the BP neural network compensation method optimized by the MEA algorithm can compensate for the influence of temperature more accurately and that the compensation result is more reliable.

Keywords: pressure sensor; error compensation; mind evolutionary algorithm; back propagation neural network

收稿日期: 2022-05-10; 修回日期: 2022-06-09.

作者简介: 时 豪(1995-), 男, 在读硕士, 主要研究方向为水下航行器控制与导航技术.

0 引言

压力传感器在工业中的应用十分广泛, 硅是其敏感元件的主要材料。由于半导体的固有特性对环境变化较为敏感, 当外界环境发生变化时, 压力传感器会产生零点漂移以及灵敏度漂移。漂移一般可分为热漂移、时间漂移、力学蠕变漂移和电源漂移。其中, 热漂移是决定传感器测量的关键指标, 影响其测量的精度以及稳定性, 为了减少外界环境对传感器输出的影响, 需要对其进行误差补偿^[1]。

目前误差补偿的方法主要有硬件补偿和软件补偿 2 种, 其中硬件补偿由于工艺成本等因素的限制, 只在特殊条件下使用^[2]。随着计算机技术的广泛应用, 利用计算机强大的数据处理能力结合补偿算法对传感器误差进行修正的补偿方法被广泛使用。软件补偿主要分为查表法、曲线拟合法以及人工智能法。查表法忽略了标校点的测量误差且建立查找表较为复杂, 需要存储数据量很大, 对传感器内存要求较高, 不适用于大部分传感器。曲线拟合法如插值法、多项式拟合法和最小二乘法等^[3-4]只能反映传感器的整体趋势, 但比神经网络的补偿精度会有所不足。

随着人工智能技术的不断发展, 压力传感器被更多地应用于航空航天、船舶及石油等温度范围广, 精度要求高的使用场景。例如, 用于海洋监测的压力传感器精度需达 0.005% F.S; 用于钻井环空压力测量的传感器精度应达 0.03% F.S。最小二乘法等数值计算补偿方法已逐渐不能满足测量精度的需求^[5-6], 而神经网络因具有很强的非线性函数逼近和模式识别能力, 在工程应用中具有良好的鲁棒性^[7]。基于此, Rath 等^[8]提出了用人工神经网络进行电容式压力传感器的补偿; 李佳君等^[9]建立了反向传播(back propagation, BP)神经网络补偿模型, 对压力传感器进行温度补偿。采用 BP 神经网络可对复杂难以分析的非线性系统进行建模, 且输出精度高, 但其初始权值以及阈值是随机选择的, 容易陷入局部极小值, 从而影响模型的性能。郎琦^[10]采用径向基函数(radial basis function, RBF)神经网络的方法来避免陷入局部极小值, 虽然 RBF 神经网络的逼近速度要优于 BP 神经网络,

但同样精度下, RBF 需要更多的神经元个数, 难以达到传感器实时性的要求。

文中以压阻式压力传感器为研究对象, 采用思维进化算法(mind evolutionary algorithm, MEA)对 BP 神经网络的拟合过程进行优化, 搜索出更优的初始权值和阈值, 防止其陷入局部最优解, 采用 LM(Levenberg-Marquardt)算法代替梯度下降法, 从而加快 BP 神经网络算法的收敛速度, 提高补偿算法的可靠性, 并且基于此算法建立传感器误差补偿模型, 以提高压力传感器的测量精度。

1 模型建立

1.1 压力传感器补偿方法选择

分析硅压阻式压力传感器的工作原理以及所用材料可知, 环境因素会影响其力敏电阻的大小, 导致压力传感器在不同环境下测量结果不准确, 其中温度为影响最大的因素。

针对温度对传感器的影响, 可采用信息融合的方法, 通过一定的算法将不同信息源信息合并, 得到更可靠、更准确的信息^[11]。

压阻式压力传感器包含敏感元件和温度采集单元。当施加在传感器上的压力为 P 时, 压力传感器压力输出为 U_p 。由于压力传感器存在温度灵敏度, 若只对其进行一维标定实验, 通过输入和输出特性曲线来求取被测压力值会有较大误差。 P 可由 U_p 和温度采集输出值 T 二元函数来表示, 即

$$P = f(U_p, T) \quad (1)$$

针对由温度产生的误差, 可采用软件补偿的方法进行修正, 且成本较低。此时可将传感器的温度补偿转化为二元回归问题, 对传感器产生的电信号经过整形、滤波、放大并转换为数字信号进行标定实验, 分别采集不同温度和压力下的压力传感器输出电压以及温度传感器数值。

表 1 为不同常用误差补偿方法优缺点对比, 文中以实现高精度补偿为目标, 最小二乘法及插值法在实现高精度补偿时需要建立更高阶次的多项式, 当多项式阶次大于 3 时, 在实际工程中, 传感器芯片的运算能力有限, 通常不能达到实时性的要求。同样, RBF 神经网络虽能逼近任意函数, 但在高精度要求时, 需要建立大量隐层神经元, 对硬件的计算能力同样有很高要求。文中选取 BP 神经

网络法进行补偿,能在满足精度同时,生成体量适中的补偿模型。该方法利用上位机建立温度特性关系,将关系式下载到传感器芯片中,获取当前时刻的压力和温度信息即可完成温度补偿。

表 1 不同误差补偿算法比较

Table 1 Comparison among different error compensation algorithms

补偿方法	优点	缺点
最小二乘法及插值法	算法简单,实时性好	精度低
BP神经网络法	精度高	收敛速度慢,易陷入局部最优解
RBF神经网络法	精度高	网络庞大,实时性差

1.2 BP 神经网络优化思路

BP 神经网络法是目前在拟合补偿方面较为可靠且精度较高的一种方法^[12]。针对压力传感器的压力补偿,建立图 1 所示拓扑结构,其中:输入层包含 2 个神经元,分别对应压力传感器的输出电压以及温度;隐层设置为单层 5 个神经元;输出层为 1 个神经元,对应传感器实际承受的压力。

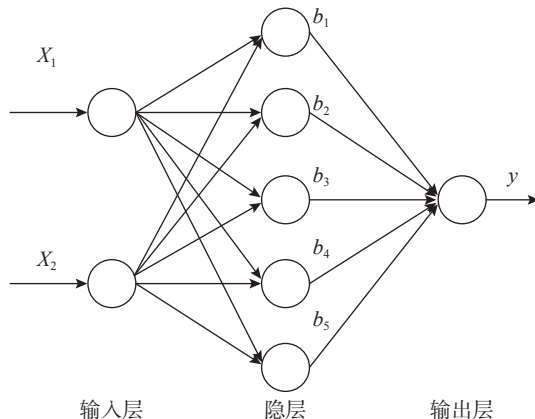


图 1 BP 神经网络拓扑结构示意图

Fig. 1 Topology of the BP neural network

采用梯度下降的方案搜寻最优解时,负梯度方向是函数下降最快的方向。当误差函数的梯度下降为零时,达到局部极小值。如果误差函数仅有一个极小值时,找到的极小值就是全局最小值,但是误差函数通常会有多个局部极小值,则不能保证找到的解是全局最优。

采用寻找最优初值的策略,在空间中随机生成神经网络的权值和阈值,通过竞争获取最优值,作为神经网络新的初值,同时采用 LM 算法代替梯度

下降法作为神经网络参数寻优的方法。从而降低了 BP 神经网络陷入局部最优解的可能性;同时克服了 BP 神经网络收敛速度慢,效率低的缺点,增加了神经网络补偿的稳定性。

1.3 基于 MEA 优化的 BP 神经网络模型

MEA 依靠计算机模仿人类的思维进化,并改进进化算法的缺陷。其原理与遗传算法(genetic algorithm, GA)类似,引入“收敛”和“异化”过程代替 GA 中的交叉和变异 2 种算子,不仅具有更快的收敛速度,而且可以大大提高解的精度^[13-14]。

针对传统的 BP 神经网络学习算法容易陷入局部最优解、收敛速度慢等缺点,利用 MEA 算法可对 BP 神经网络的初始值和阈值进行优化,确定一个更好的解的搜索空间,然后将优化后的初始值反馈给 BP 神经网络,得到修正后模型的最优解。MEA-BP 神经网络流程图如图 2 所示。

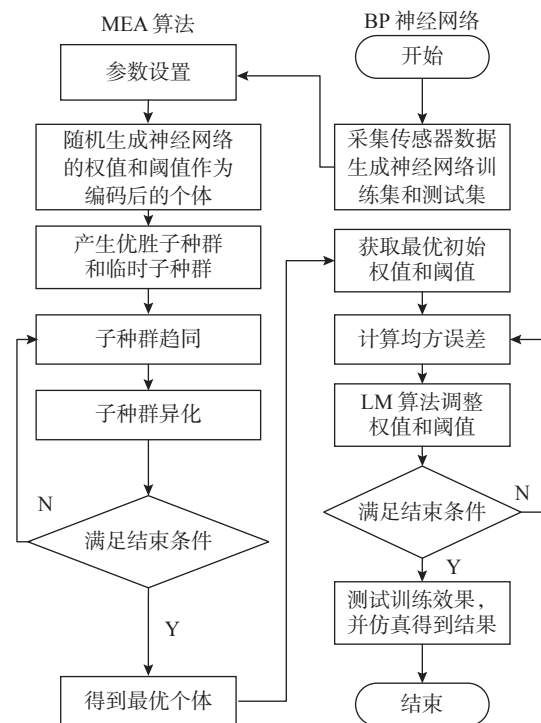


图 2 MEA-BP 算法流程图

Fig. 2 Flow chart of the MEA-BP algorithm

MEA-BP 神经网络算法与 GA-BP 神经网络算法采用相同的优化方式,但由于不同的进化机制,MEA 算法相比于 GA 算法具有更高的收敛效率和全局最优概率。MEA 算法在整个解空间随机生成神经网络初始权值和阈值,将其编码后分为不同

的种群, 在种群内进行局部的趋同操作, 在种群间进行全局范围内的异化操作, 从而在全局范围内搜索到的初值中获取得分最高的解。对于有多个极小值的代价函数, 经过 MEA 算法的优化, 可得跳出部分权值和阈值的极小值, 使得初值更为接近全局最小值。

2 仿真验证

2.1 传感器数据采集

通过仿真试验采集传感器原始数据, 包括训练集和测试集。试验选取图 3 所示的 MS5332 型号传感器, 其工作温度范围为-25~70 ℃, 量程为 0~3 MPa。

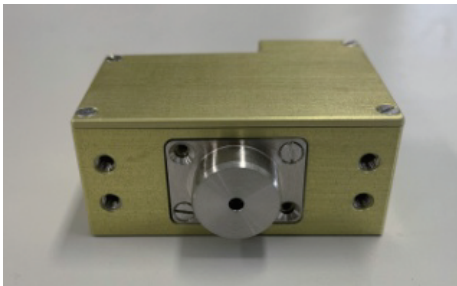


图 3 MS5332 型压阻式压力传感器
Fig. 3 MS5332 piezoresistive pressure sensor

利用高低温箱对传感器所处环境温度进行调整, 在工作温度范围内取 10 个不同温度状态, 利用图 4 所示压力校验仪对传感器施加压力, 采集不同压力下的传感器输出电压以及温度采集设备的温度值。表 2 为环境温度在 26.3 ℃ 左右采集到的数据。



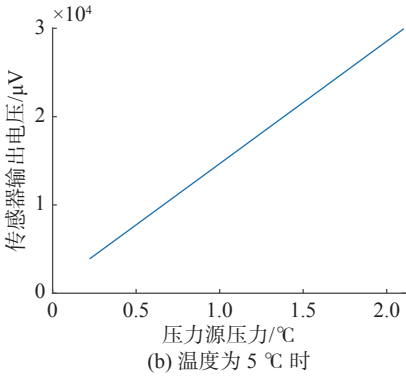
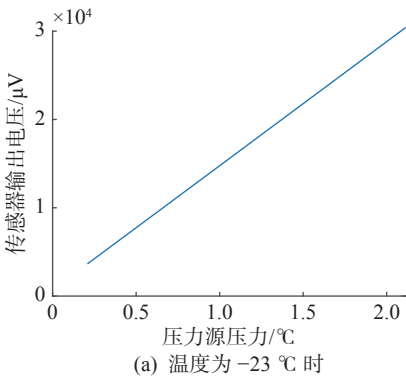
图 4 压力校验仪实物图
Fig. 4 Physical drawing of a pressure calibrator

图 5 表现了环境温度分别为-23、5、37 和 70 ℃ 时, 压力传感器承受压力和输出电压的线性

表 2 压力传感器采集的数据值
Table 2 The data value collected by the pressure sensor

施加压力/MPa	环境温度/℃	输出电压/μV
0.225 5	26.11	3 882
0.410 0	26.13	6 425
0.611 0	26.21	9 194
0.801 0	26.23	11 812
1.002 0	26.25	14 583
1.204 0	26.28	17 368
1.391 0	26.35	19 947
1.591 0	26.36	22 703
1.804 0	26.30	25 640
2.111 0	26.39	29 873
1.551 0	26.41	3 882
0.760 0	26.47	6 425
0.410 0	26.42	9 194

关系。同温度下样本线性度均小于 0.01%, 可对其拟合数据进行插值处理, 在每个温度下补至 200 个样本点, 以提高神经网络训练样本数量, 防止在训练过程中过拟合。



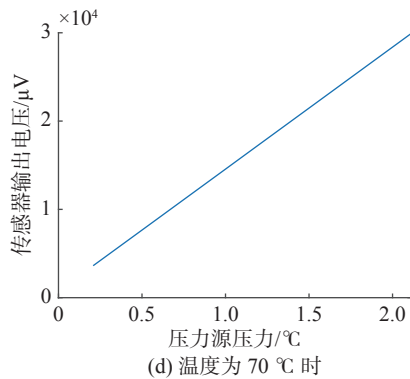
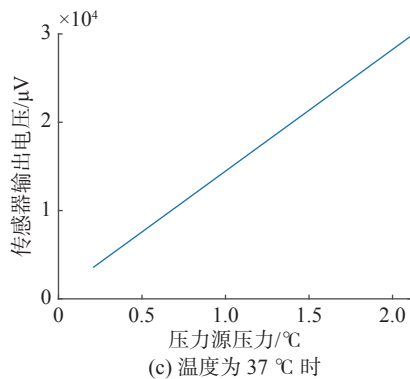


图 5 不同温度下传感器承受压力与输出电压关系曲线
Fig. 5 Relationship curves between pressure and output voltage of sensor at different temperatures

BP 神经网络采用图 1 所示结构, 共有 15 个权值, 6 个阈值。MEA 算法编码长度为 21。各温度下采集到的传感器输出数据线性度良好, 可对各温度下数据进行线性拟合, 以满足神经网络样本量。将各样本乱序排列, 取其中 1 900 组作为训练集进行训练, 100 组作为验证集对神经网络模型建立效果进行评价。对上述样本分别采用 BP 神经网络模型和优化后的 MEA-BP 神经网络模型进行训练。

2.2 神经网络参数设置

BP 神经网络及 MEA 算法参数设置如表 3 所示。MEA-BP 和 GA-BP 神经网络均采用与表 3 相同的迭代次数、学习率以及目标误差。

2.3 MEA 算法的趋同和异化

图 6 表示优胜子种群和临时子种群的趋同过程, 当图 6(a)中优胜子种群成熟后, 在全局范围内生成临时子种群, 图 6(b)再次进行趋同操作, 可以看出成熟后的临时子种群 1、2、4 的得分要高于优胜子种群中的 1、2、5。此时需要进行 3 次异化操作。

再次重复趋同和异化过程, 直到满足迭代次数, 此时可以输出迭代获得的最佳个体, 对其进行

表 3 BP 神经网络及 MEA 算法参数设置

Table 3 Parameter setting of BP neural network and MEA algorithm

算法	参数名称	数值
BP神经网络	迭代次数	100
	学习率	0.01
	目标误差	1×10^{-5}
	种群大小	500
MEA算法	优胜子种群个数	5
	临时子种群个数	5
	MEA算法迭代次数	10

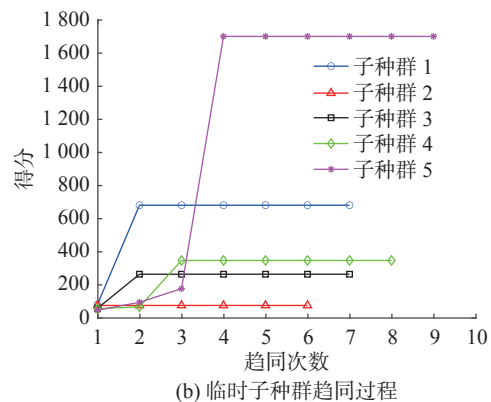
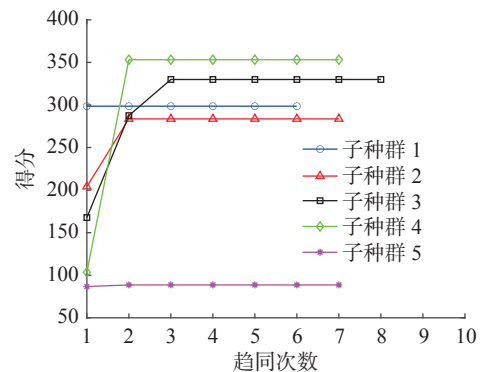


图 6 MEA 算法趋同过程

Fig. 6 Similartaxis and dissimilation operation of MEA

解码操作, 得到初始权值和阈值。

2.4 补偿结果及误差对比分析

通过对采集到的数据归一化处理, 并进行训练, 采用均方根误差(root mean square error, RMSE)作为传感器补偿模型效果的评价指标, 即

$$R = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^N (S_i - T_i)^2} \quad (2)$$

由于神经网络每次训练结果不同, 取任意训练 10 次结果进行对比, 如表 4 所示。

表 4 不同算法 10 次训练均方根误差对比
Table 4 RMSE of neural network training for 10 times
单位: MPa

MEA-BP算法	BP算法	GA-BP算法
5.494×10^{-4}	2.419×10^{-4}	4.995×10^{-4}
5.442×10^{-4}	9.962×10^{-4}	5.204×10^{-4}
5.403×10^{-4}	8.581×10^{-4}	2.478×10^{-4}
4.957×10^{-4}	1.942×10^{-3}	5.349×10^{-4}
5.058×10^{-4}	1.485×10^{-3}	1.303×10^{-4}
5.224×10^{-4}	5.706×10^{-4}	1.501×10^{-3}
5.275×10^{-4}	6.253×10^{-4}	6.406×10^{-4}
5.382×10^{-4}	8.276×10^{-4}	1.101×10^{-4}
5.286×10^{-4}	1.386×10^{-3}	2.599×10^{-4}
4.713×10^{-4}	1.239×10^{-3}	1.788×10^{-3}

对比 10 次训练结果, 原始 BP 神经网络 RMSE 期望值 1.0173×10^{-3} MPa, 标准差 5.0278×10^{-4} MPa。GA-BP 神经网络 RMSE 期望值 6.2328×10^{-4} MPa, 标准差 5.7164×10^{-4} MPa。采用 MEA 算法优化过的 BP 神经网络补偿模型经过 10 次训练, RMSE 期望值 5.2234×10^{-4} MPa, 标准差 2.4582×10^{-5} MPa。相比未优化的 BP 神经网络和 GA-BP 神经网络, MEA 算法优化后的传感器补偿模型 RMSE 降低了 48.7% 和 8.29%, 标准差降为原始神经网络模型的 5% 和 4%。

图 7 为不同算法补偿后的误差曲线, 3 种算法经补偿后的精度分别为 0.26% F.S, 0.03% F.S 和 0.01% F.S。从图中可以看出, 经过 MEA 和 GA 优化的 BP 神经网络补偿精度相较于原始 BP 神经网络有明显提高, 改进初值的方案对避免神经网络陷入局部最优解有较好的效果。采用 GA 算法优化的补偿模型虽能达到很高的精度, 但在补偿时, 需要对模型多次训练才能找到效果较好的结果, 可靠性不如 MEA 优化的补偿算法。

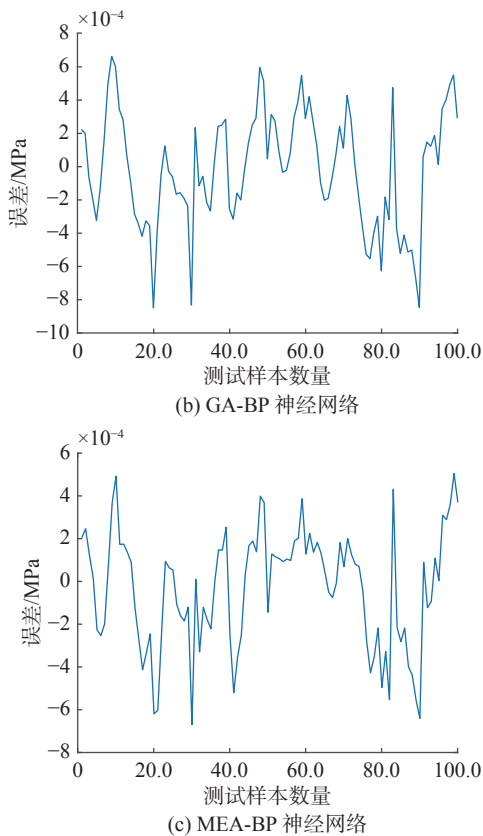
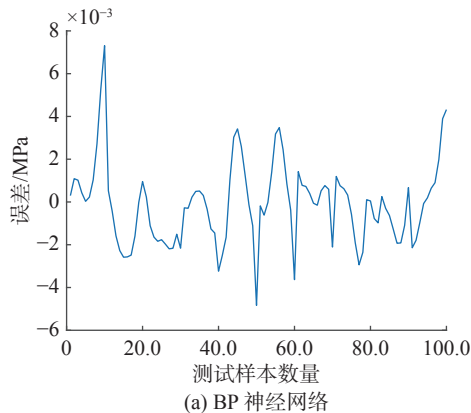


图 7 不同算法补偿后的测量误差曲线
Fig. 7 Measurement error curves after compensation by different algorithms

3 结束语

文中基于 MEA-BP 神经网络建立压阻式压力传感器温度补偿模型, 并用该模型对标定数据进行补偿。与传统的 BP 神经网络相比, 基于 MEA 的 BP 神经网络弥补了陷入局部最小值以及训练时间长等缺点, 且在优化神经网络中的能力高于 GA 算法。结果表明该模型对传感器测量效果提高较为明显, 且补偿模型的可靠性较高。补偿时每次模型训练的精度都可得到保证, 补偿后的测量误差可以很好地满足实际测量。文中研究是通过离线训练来生成关系表达式, 传感器的性能并不能实现对误差的在线补偿, 在以后的工作中, 可尝试将补偿算法与传感器芯片融合, 实现误差在线补偿。

参考文献:
[1] 孙以材, 刘玉玲, 孟庆浩, 等. 压力传感器的设计制造与应用[M]. 北京: 冶金工业出版社, 2000.
[2] Aryafar M, Hamed M, Ganjeh M M. A novel temperat-

- ure compensated piezoresistive pressure sensor[J]. Measurement, 2015, 63: 25-29.
- [3] 丁华泽, 胡育昱, 魏智, 等. 基于最小二乘法的地磁传感器轻量级温补机制设计与实现[J]. 传感器与微系统, 2022, 41(2): 78-81.
- [4] 李战, 冀邦杰, 国琳娜, 等. 光纤陀螺温度误差建模及补偿方法[J]. 鱼雷技术, 2008, 16(4): 15-18.
Li Zhan, Ji Bangjie, Guo Linna, et al. Modeling and compensating method of temperature error for fiber-optic gyroscope[J]. Torpedo Technology, 2008, 16(4): 15-18.
- [5] 胡永建. 一种超宽温度补偿高精度压力传感器设计[J]. 传感器世界, 2017, 23(11): 28-33.
- [6] 张挺, 李红志, 兰卉, 等. 海洋专用高精度压力传感器温度特性及补偿算法研究[J]. 海洋技术学报, 2016, 35(6): 36-40.
- [7] 段杰, 李辉, 陈自立, 等. 基于RBF与OS-ELM神经网络的AUV传感器在线故障诊断[J]. 水下无人系统学报, 2018, 26(2): 157-165.
Duan Jie, Li Hui, Chen Zili, et al. Online fault diagnosis of AUV sensor based on RBF and OS-ELM neural networks[J]. Journal of Unmanned Undersea System, 2018, 26(2): 157-165.
- [8] Rath S K, Patra J C, Kot A C. An intelligent pressure sensor with self-calibration capability using artificial neural networks[C]//2000 International conference on systems, man and cybernetics. Nashville, TN, USA: IEEE, 2000.
- [9] 李佳君, 卢文科. 用BP神经网络法对压力传感器进行温度补偿[J]. 工程与试验, 2015, 55(1): 66-69, 79.
Li Jiajun, Lu Wenke. Temperature compensation of pressure sensor based on BP neural network[J]. Engineering and Test, 2015, 55(1): 66-69, 79.
- [10] 郎琦. 基于RBF神经网络矿用红外甲烷传感器补偿方法研究[J]. 自动化与仪器仪表, 2021(3): 55-57.
Lang Qi. Study on compensation method of mine infrared methane sensor based on RBF neural network[J]. Automation and Instrumentation, 2021(3): 55-57.
- [11] Yu J, Li J, Dai Q, et al. Temperature compensation and data fusion based on a multifunctional gas detector[J]. IEEE Transactions on instrumentation and measurement, 2015, 64(1): 204-11.
- [12] Haykin S O. Neural networks and learning machines[M]. Upper Saddle River: Prentice Hall, 2009.
- [13] 丛爽. 神经网络理论与应用[M]. 合肥: 中国科学技术大学出版社, 2017.
- [14] 罗峥, 张学谦. 基于思维进化算法优化S-Kohonen神经网络的恶意域名检测模型[J]. 信息安全, 2020, 20(6): 82-89.
Luo Zheng, Zhang Xueqian. A malicious domain name detection model based on S-Kohonen neural network optimized by evolutionary thinking algorithm[J]. Netinfo Security, 2020, 20(6): 82-89.
- (责任编辑: 杨力军)
-
- (上接第 228 页)
- [14] Liang H T, Fu Y F, Gao J. Bio-inspired self-organized cooperative control consensus for crowded UUV swarm based on adaptive dynamic interaction topology[J]. Applied Intelligence, 2021, 51: 4664-4681.
- [15] Kubota T. Investigation of obstacle avoidance algorithm in paired-driving autonomous mobile robots revealed by mimicking ultrasonic sensing in bats[J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 2019, 146: 2959.
- [16] 张伟, 王乃新, 魏世琳, 等. 水下无人潜航器集群发展现状及关键技术综述[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2020, 41(2): 289-297.
Zhang Wei, Wang Naixin, Wei Shilin, et al. Overview of unmanned underwater vehicle swarm development status and key technologies[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2020, 41(2): 289-297.
- [17] 杨盼盼, 张瑾琪, 刘家毓. 水声通信时延下集群式AUV分群控制算法[J]. 兵器装备工程学报, 2018, 39(12): 113-117.
Yang Panpan, Zhang Jinqi, Liu Jiayu. Fission control algorithm for swarm underwater vehicles with acoustic communication delay[J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2018, 39(12): 113-117.
- [18] Yan Z P, Liu Y B, Zhou J J, et al. Consensus of multiple autonomous underwater vehicles with double independent markovian switching topologies and time varying delays[J]. Chinese Physics B, 2017, 26(4): 040203.
- [19] Yan Z P, Yang Z W, Yue L D, et al. Discrete-time coordinated control of leader-following multiple AUVs under switching topologies and communication delays[J]. Ocean Engineering, 2019, 172: 361-372.
- [20] 李沛, 段海滨. 一种基于注意力机制的群集运动模型[J]. 中国科学: 科学技术, 2019, 49(9): 1040-50.
Li Pei, Duan Haibin. A flocking model base on selective attention mechanism[J]. Scientia Sinica: Technologica, 2019, 49(9): 1040-50.
- [21] 刘磊, 孙卓文, 陈令仪, 等. 基于深度学习的仿生集群运动智能控制[J]. 控制与决策, 2021, 36(9): 2195-02.
Liu Lei, Sun Zhuowen, Chen Lingyi, et al. Intelligent control of bionic collective motion based on deep learning[J]. Control and Decision, 2021, 36(9): 2195-02.
- [22] Sahu B, Subudhi B. Flocking control of multiple AUVs based on fuzzy potential functions[J]. IEEE Transactions on Fuzzy System, 2018, 26(5): 2539-51.
- (责任编辑: 许妍)