文章编号: 1007-4252(2025)02-0130-07 DOI: 10.20027/j.gncq.2025.0010 CSTR: 32180.14.j.gncq.2025.0010

基于 PSO-RBF 的 MEMS 压力传感器温度补偿及选点优化

张晋熙[1,2], 肖承翔[2,*], 潘康华[2], 陈立国[3], 王 冰[4], 李根梓[2]

(1. 中国机械科学研究总院集团有限公司, 高端 MEMS 器件可靠性技术北京市重点实验室, 北京 100044; 2. 中机生产力促进中心有限公司, 北京 100044; 3. 苏州大学 机电工程学院, 苏州 215021; 4. 昆山双桥传感器测控技术有限公司, 昆山 215325)

摘要: 微机电系统(MEMS)压力传感器是一种基于 MEMS 技术制造的压力测量器件, 广泛应用于工业、汽车、消费电子、医疗等领域。与传统的压力传感器相比, MEMS 压力传感器具备小型化、高精度、低功耗、成本低等优势。然而, 其输出值受温度影响较大, 这一问题限制了其在工业生产领域的进一步应用。本研究采用 PSO-RBF 神经网络对双桥 CYG1100 系列硅压阻 MEMS 压力传感器进行了温度补偿, 同时对其温度补偿选点进行了优化。在保证一定输出精度的前提下, 减少了温度点的选取, 提升了 MEMS 压力传感器温度补偿的效率。本研究的结果, 在 MEMS 压力传感器的测试领域中有着重要意义。

关键词: PSO 算法; 神经网络; MEMS 压力传感器; 温度补偿

中图分类号: TP212;TP183 **文献标志码:** A

Temperature compensation and selection optimization of MEMS pressure sensor based on PSO-RBF

ZHANG Jin-xi[1,2], XIAO Cheng-xiang[2,*], PAN Kang-hua[2], CHEN Li-guo[3], WANG Bing[4], LI Gen-zi[2]

(1. China Academy of Machinery Science and Technology Group Co., Ltd, Beijing Key Laboratory of Reliability Technology for High-End MEMS Devices, Beijing 100044; 2. China Productivity Center for Machinery Co., Ltd., Beijing 100044; 3. School of Mechanical and Electrical Engineering, Soochow University, Suzhou 215021; 4. Kunshan Shuangqiao Sensor Technology Co., Ltd., Kunshan 215325)

Abstract: MEMS pressure sensors are pressure measuring devices manufactured based on MEMS technology, widely used in industries such as automotive, consumer electronics, and healthcare. Compared with traditional pressure sensors, MEMS pressure sensors have advantages such as miniaturization, high precision, low power consumption, and low cost. However, its output value is greatly affected by temperature, which limits its further application in industrial production. In this study, we perform temperature compensation on Shuangqiao CYG1100 series silicon piezoresistive MEMS

收稿日期: 2025-01-15; **修订日期:** 2025-03-12

基金项目: 国家重点研发计划资助(课题编号: 2023YFB3211204).

作者简介: 张晋熙 (1999—), 男, 硕士在读, 主要研究方向为压力传感器测试 (E-mail: qhsx6337@163.com).

通信作者: 肖承翔 (1978—), 男, 硕士,正高级工程师, 从事数字化设计制造与质量技术研究工作 (E-mail: xcx227@163.com).

pressure sensor using the PSO-RBF neural network. At the same time, the temperature compensation points of the MEMS pressure sensor are optimized, reducing the selection of temperature points while ensuring a certain output accuracy, and improving the efficiency of temperature compensation of the MEMS pressure sensor. This has important significance in the testing field of MEMS pressure sensors.

Key words: PSO algorithm; neural network; MEMS pressure sensor; temperature compensation

0　引言

随着新一轮科技产业革命的兴起, 物联网、人工智能、智能制造、5G、大数据等已经成为世界科技前沿的研究热点和国际科技竞争的战略制高点。微机电系统(Micro Electromechanical System, MEMS)技术是在微米、纳米技术发展基础上的前沿科技之一, MEMS 产品凭借其微型化、集成化、智能化、成本低、效能高、可大批量生产等特点, 已经成为物联网、人工智能、5G 等新兴产业的关键技术之一, 是衡量国家高端制造业水平的重要标志[1]。这其中的 MEMS 压力传感器在飞控[2]、医疗[3-4]、车辆[5]等领域都起着至关重要的作用。

然而, MEMS 压力传感器的灵敏度会随着实际工作环境温度的变化而变化, 导致相同的压力下传感器输出的信号不同, 进而影响测量的准确度[6]。为了减小温度对压力传感器的影响, 许多压力传感器采用了温度补偿技术。这些技术通常通过内置的温度传感器来对温度进行实时监测, 并根据温度的变化来调整输出信号。对于具有复杂非线性特性的传感器, 传统的温度补偿方法往往难以建立精确的数学模型来进行准确补偿, 因而补偿精度有限。而神经网络具有良好的拟合非线性函数的能力, 可以映射任何复杂的非线性关系[7], 从而具有强大的非线性映射能力; 它能够通过大量的数据训练, 自动学习输入与输出之间的复杂非线性关系, 从而实现高精度的补偿。

近年来, 神经网络已被成功应用于解决学术界和工业界的许多问题[8], 同时也在传感器补偿领域得到了广泛应用。宋启等人[9]提出了通过粒子群优化(PSO)算法和遗传算法(GA)相结合来优化径向基函数(RBF)神经网络的补偿方法, 提高了倾角传感器的稳定性与准确性。段松凯等人[10]针对光纤压力传感器存在的温漂问题, 提出了基于麻雀搜索算法优化、支持向量回归(SSA-SVR)的温度补偿模型, 其传感器灵敏度温度系数和相对误差系数均得到了显著优化。时豪等人[11]采用思维进化(MEA)-反向传播(BP)神经网络算法, 建立了压阻式压力传感器的误差补偿模型, 利用 MEA 算法对神经网络的初始权值和阈值进行优化, 更加精确地补偿了温度造成的影响。刘强等人[12]提出了一种基于粒子群优化-径向基函数(PSO-RBF)的压力传感器温度补偿模型, 建立了标定压力同敏感元件输出电压和温度的非线性映射关系, 实现了温度补偿效果。

本文基于双桥 CYG1100 系列硅压阻 MEMS 压力传感器芯体, 采用 RBF 神经网络对该型压力传感器进行了温度补偿, 采用 PSO 粒子群算法对该神经网络的径向基函数的扩展系数进行了优化, 保证了温度补偿的精度; 同时对 MEMS 压力传感器的温度补偿选点进行优化, 在保证一定输出精度的前提下, 减少了温度点的选取, 提升了 MEMS 压力传感器的温度补偿效率。

1　RBF 神经网络对 MEMS 压力传感器特性的拟合

RBF 神经网络(Radial Basis Function Neural Network, 径向基函数神经网络)是一种前馈神经网络, 被广泛应用于函数逼近、模式识别、回归和分类等任务。它的主要特点是使用径向基函数(通常是高斯函数)作为激活函数, 这使得它与传统的多层感知器(MLP)神经网络在结构和训练方式上有显著不同。RBF 神经网络具有训练速度快、逼近能力优秀、结构简单的优点。因此, 本文选取 RBF 神经网络来拟合 MEMS 压力传感器的特性。

本文以双桥 CYG1100 系列硅压阻 MEMS 压力传感器芯体为研究对象, 该传感器的量程范围为 0~40 MPa, 工作温度为-40~110 ℃, 采用恒流源激励。每个压力传感器选取 7 个温度点和 2 个压力点, 将压力传感器放入快速温变箱内通电保温, 记录每个温度点和每个压力点的输出电压 U, 记录的所有样本的数据如表 1 所示。其中随机选取 30% 的数据作为测试数据, 70% 的数据为训练数据。

RBF 神经网络的径向基函数的扩展系数 rbf_spread 取初始默认值 1。

所得 RBF 神经网络的拟合结果图 1 和图 2 所示，其中图 1(a) 和图 2(a) 中的虚线为样本预测值等于真实值的参考线，图 1(b) 和图 2(b) 横坐标中的“预测样本”指的是样本编号。在本文中，RBF 神经网络拟合结果的准确度采用均方根误差 RMSE、平均绝对误差 MAE 和平均偏差误差 MBE 来进行评价，如表 2 所示。从表 2 可以看出，RBF 神经网络

表 1　不同温度和压强下传感器记录的数据

Table1 Recording data of sensor under different temperatures and pressures.

温度	零位	10 MPa	20 MPa	30 MPa	满量程
℃	mV	mV	mV	mV	mV
26	−5.76	16.12	38.36	60.14	82.10
−40	−6.28	19.62	45.88	71.78	97.88
−10	−5.91	17.8	41.76	65.42	89.23
20	−5.67	16.43	38.84	61.37	83.38
50	−5.63	15.54	37.04	58.53	79.44
80	−5.83	14.68	35.56	56.34	76.60
110	−6.09	14.05	34.28	54.48	74.56

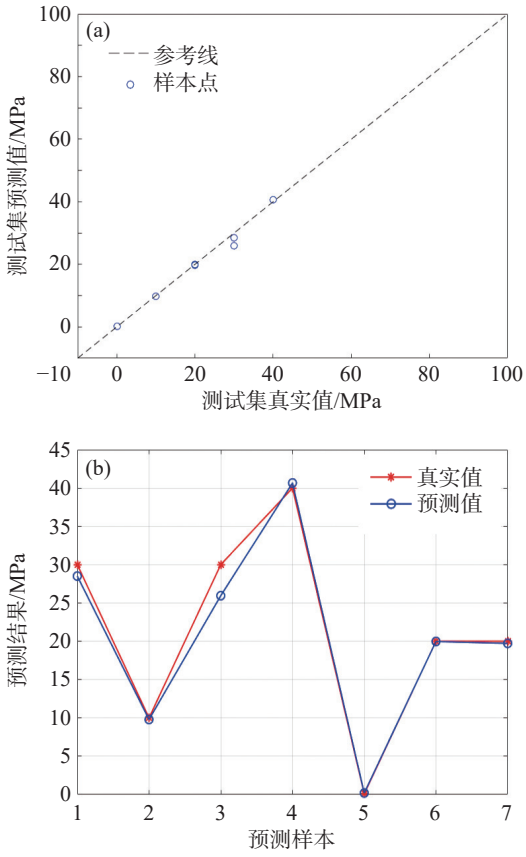

图 1　RBF 测试集预测值与真实值对比图。(a) 散点图；(b) 折线图

Fig. 1 Comparison of predicted values and true values in the RBF test set. (a) Scatter plot. (b) Line chart.

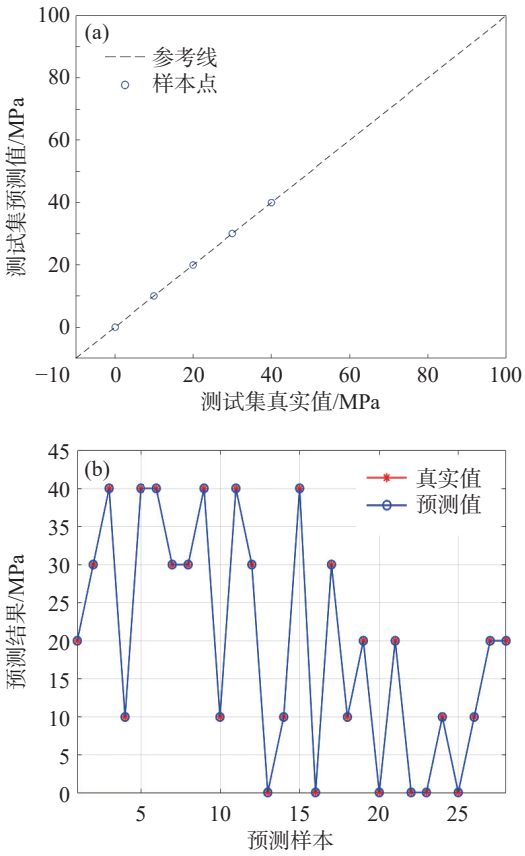

图 2　RBF 训练集预测值与真实值对比图。(a) 散点图；(b) 折线图

Fig. 2 Comparison of predicted values and true values in the RBF training set. (a) Scatter plot. (b) Line chart.

表 2　神经网络拟合结果对比

Table2 Comparison of the fitting results of neural network with different approaches.

评价参数	RBF	PSO-RBF	温度选点优化后
温度选点个数	7	7	5
测试耗时/min	219	223	161
训练集RMSE	$6.203\,1\times10^{-8}$	$4.072\,9\times10^{-2}$	$2.810\,4\times10^{-2}$
测试集RMSE	1.656 3	$4.985\,5\times10^{-2}$	0.163 64
训练集MAE	$4.140\,4\times10^{-8}$	$2.912\,6\times10^{-2}$	$2.649\,3\times10^{-2}$
测试集MAE	0.972 51	$4.279\,7\times10^{-2}$	0.135 26
训练集MBE	$-3.493\,8\times10^{-8}$	3.521×10^{-4}	$-2.649\,3\times10^{-2}$
测试集MBE	−0.755 58	$3.773\,4\times10^{-2}$	$-1.048\,7\times10^{-2}$

的训练结果不理想, 测试集误差较大, 因此引入 PSO 算法对该 RBF 神经网络的径向基函数的扩展系数值进行优化。

2　PSO 算法对 RBF 神经网络的优化

PSO(Particle Swarm Optimization, 粒子群优化算法)是一种模拟自然界鸟群觅食或鱼群游动等群体智能现象的优化算法, 由 Kennedy 和 Eberhart 于 1995 年提出。作为群体智能优化算法的一种, 该算法被广泛应用于函数优化、机器学习、图像处理、数据挖掘等领域。PSO 的核心思想, 是通过模拟鸟群或鱼群在寻找食物过程中的社会行为来进行问题的全局搜索。每个“粒子”代表一个可能的解, 它会根据自己的历史经验(当前位置和速度)和群体的经验(全局最优或局部最优解)来调整自己的位置。

利用 PSO 算法优化 RBF 神经网络的流程如下(见图 3):

1、输入采集到的压力传感器样本数据, 随机选取 30% 的数据作为测试数据, 70% 的数据为训练数据;

2、对 PSO 算法的参数进行初始化, 详细参数设置见表 3;

3、随机产生种群内每一个体的位置和速度, 位置数组存储不同的径向基函数的扩展系数值, 并初始化个体极值与种群极值; 计算粒子适应度值(即每个径向基函数的扩展系数值下的 RBF 神经网络的误差值), 计算采用交叉验证程序: 取 5 组数据, 其中的 4 组为训练数据, 剩下的 1 组为测试数据, 得到 5 个误差值, 取均值返回到适应度数组内;

4、判断全局最优位置的适应度是否满足要求, 如果满足要求则输出优化后的径向基函数的扩展系数值, 如果不满足要求则对种群的速度和位置进行更新, 更新公式[13] 如下:

$$v_i^{k+1} = w_v v_i^k + c_1 r_1 \left(x_{l,i}^k - x_i^k\right) + c_2 r_2 \left(x_{g,i}^k - x_i^k\right) \tag{1}$$

$$x_i^{k+1} = x_i^k + w_p v_i^k \tag{2}$$

其中, x_i^k为第 k 次迭代时种群内每个粒子的速度, v_i^k为第 k 次迭代时种群内每个粒子的位置, w_v 为速度惯性权重, w_p 为位置惯性权重, c_1 为局部搜索能力, c_2 为全局搜索能力, $x_{l,i}^k$为第 k 次迭代时粒子的个体最优位置, $x_{g,i}^k$为第 k 次迭代时种群的全局最优位置。

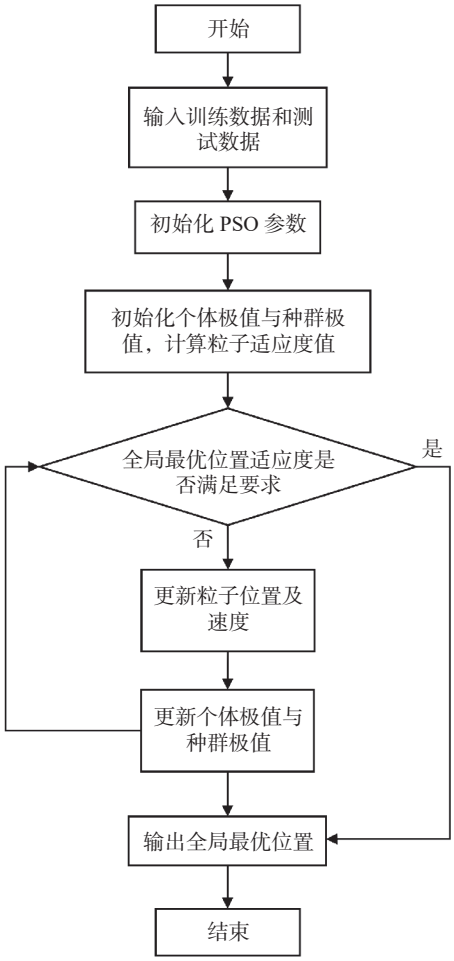

图 3　PSO 算法优化 RBF 神经网络流程图

Fig. 3 Flowchart of optimization RBF neural network using PSO algorithm.

表 3　PSO 和温度选点优化 RBF 神经网络的初始参数

Table3 Initial parameter settings of PSO and temperature points selection optimization for RBF neural network.

参数	PSO优化	温度选点优化
局部搜索能力	1.5	1.0
全局搜索能力	1.7	0.7
最大进化数量	50	20
种群最大数量	5	10
速率和位置的关系系数	0.6	0.6
速率更新公式中的弹性系数	1	1
种群更新公式中的弹性系数	1	1
rbf_spread变化的最大值	10 000	/
rbf_spread变化的最小值	0.1	/
个体坐标的取值范围	/	[−40,110]

r_1 和 r_2 是取值范围为 [0, 1] 的两个随机数，用于增加算法的随机性和多样性。

5、速度和位置进行更新后，对个体极值与种群极值进行更新，重复进行第 4 步，直至全局最优位置的适应度满足要求，输出最优的径向基函数的扩展系数值。

PSO 优化后的 RBF 神经网络拟合结果见图 4、图 5 和表 2。由结果可知，PSO 算法优化后的神经网络在保证了训练集数据预测准确的前提下，将测试集数据的预测误差降低了 1 至 2 个数量级，显著提升了预测的准确程度。

3 MEMS 压力传感器测试温度选点优化算法

在 MEMS 压力传感器测试过程中，温箱的变温及恒温保温时间在整个测试周期中占较大比例，而压力场的变换与稳定时间相对较短。因此，通过优化测试温度点的选取策略，可有效缩短温箱温度调节时间，从而提升整体测试效率。

利用 PSO 算法优化 MEMS 压力传感器测试过程中的温度选点的流程如下：

1、输入采集到的压力传感器样本数据；

2、初始化 PSO 算法参数，详细参数设置见表 3；

3. 随机产生种群内每一个体的位置和速度，位置数组的每一行存储不同的温度点选取，并初始化个体极值与种群极值；计算粒子适应度值。计算方式与第 2 节中 PSO 优化 RBF 神经网络的过程相同；

4. 判断全局最优位置的适应度是否满足要求，如果满足要求则输出优化后的温度点选取值，如果不满足要求则对种群的速度和位置进行更新；

5. 速度和位置进行更新后，对个体极值与种群极值进行更新，重复进行第 4 步，直至全局最优位置的适应度满足要求，输出最优的温度点选取值。

经过温度选点优化的 PSO-RBF 神经网络训练结果见图 6 和图 7，温度选点优化前后的对比见表 2。由结果可知，该算法能在保持较高的准确性的前提

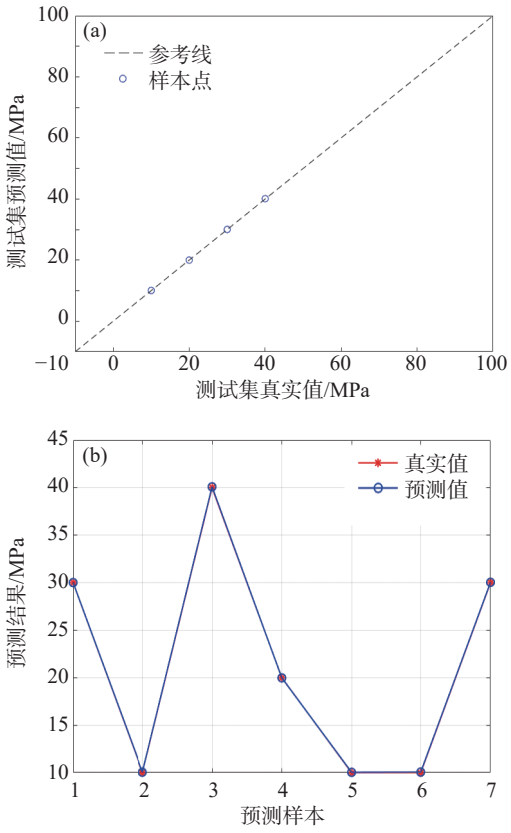

图 4 PSO-RBF 测试集预测值与真实值对比图。(a) 散点图；(b) 折线图

Fig. 4 Comparison chart of predicted values and true values in the PSO-RBF test set. (a) Scatter plot. (b) Line chart.

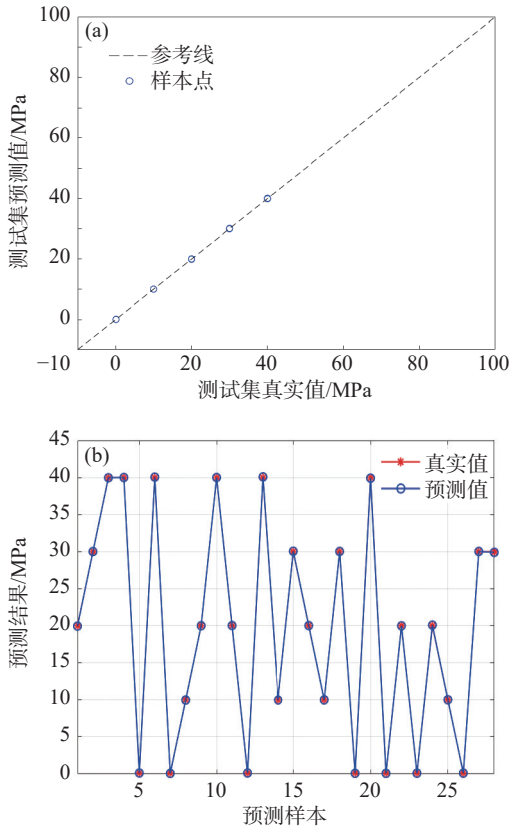

图 5 PSO-RBF 训练集预测值与真实值对比图。(a) 散点图；(b) 折线图

Fig. 5 Comparison between predicted values and true values in the PSO-RBF training set. (a) Scatter plot. (b) Line chart.

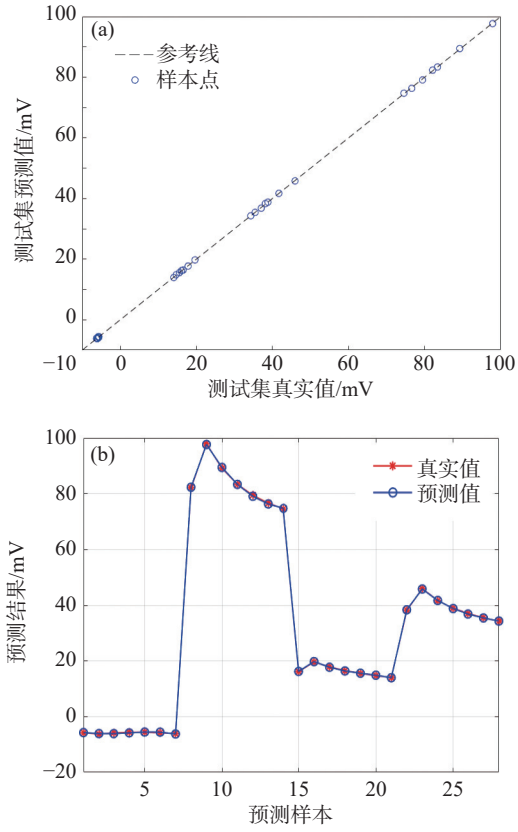

图 6　优化温度选点后测试集预测值与真实值对比图。(a) 散点图; (b) 折线图

Fig. 6 Comparison between predicted and actual values in the test set after optimizing temperature points selection. (a) scatter plot; (b) Line chart

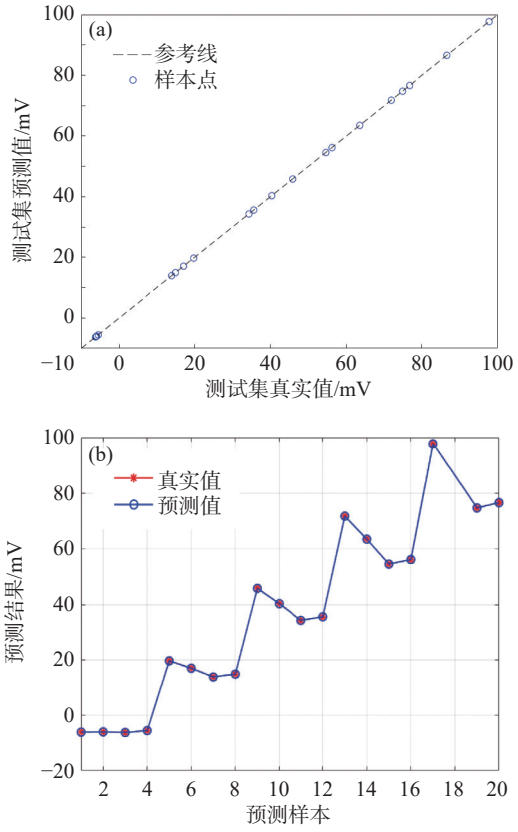

图 7　优化温度选点后训练集预测值与真实值对比图。(a) 散点图; (b) 折线图

Fig. 7 Comparison between predicted and actual values in the training set after optimizing temperature selection points. (a) scatter plot; (b) Line chart

下, 减少 MEMS 压力传感器测试温度点的选取, 进而提高 MEMS 压力传感器的温度补偿效率。

4　结论

本文通过 RBF 神经网络对 MEMS 压力传感器进行了温度补偿, 并使用 PSO 算法对 RBF 神经网络的径向基函数的扩展系数进行了优化, 同时在保证精度的前提下, 减少了温度点的选取个数, 提升了 MEMS 压力传感器温度补偿的效率。

需要指出的是, 虽然 PSO 的全局搜索能力较强, 但在寻找精确解时可能不如一些其它优化算法(如模拟退火或遗传算法)。因为 PSO 倾向于依赖局部粒子的最优位置, 这可能导致其在精度要求较高的应用中难以找到非常精确的解。针对这一问题, 可以考虑与其它优化算法(例如局部搜索算法)相结合, 使 PSO 能够更好地在全局和局部之间平衡, 从而提高其精度。

参考文献:

[1] 李根梓, 程红兵, 肖承翔, 等. MEMS 产业发展与标准化白皮书 [R], 全国微机电技术标准化技术委员会, 2022.

[2] 徐忠平, 刘鹏寅, 李新亮. 民机环控系统压力传感器测试台的设计 [J]. 民用飞机设计与研究, 2019(04): 81-85.

[3] 汪康, 喻研. 柔性压阻式压力传感器应用与展望 [J]. 功能材料与器件学报, 2022, 28(01): 68-78.

[4] 罗金强. 迈柯唯 Servo 系列呼吸机压力传感器工作原理及故障维修四例 [J]. 医疗装备, 2023, 36(09): 90-93.

[5] 刘庆. 基于 SAWR 和轮胎阻抗的无源无线轮胎压力传感器研究 [D]. 桂林电子科技大学, 2010.

[6] BARZEGAR M, TIMMS W A, SAINSBURY B A L, et al. Toward a new technology for monitoring of pore pressure using MEMS pressure sensor [C]. Proceedings of the 11th International Symposium on Field Monitoring in Geomechanics. London, UK, 2022.

[7] HAN S, ZHAO M, LIU X, et al. Startup drift compensation of RLG based on monotone constrained RBF neural network[J].

Chinese Journal of Aeronautics, 2024, 37(11): 355-365.

[8] 陈华, 曲益明, 吴文豪, 等. 低功耗人工智能计算系统研究进展综述 [J]. 功能材料与器件学报, 2024, 30(06): 300-309.

[9] 宋启, 秦刚, 闫少雄, 等. 基于改进的 RBF 神经网络倾角传感器温度补偿方法研究 [J]. 传感器与微系统, 2024, 43(11): 6-9.

[10] 段松凯, 刘守兵. 基于 SSA-SVR 的光纤压力传感器温度补偿研究 [J]. 电子器件, 2023, 46(05): 1268-1274.

[11] 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(02): 252-258.

[12] 刘强, 魏贵玲, 黄晶, 等. 一种 MEMS 压力传感器温度补偿方法 [J]. 压电与声光, 2023, 45(06): 828-832.

[13] 王策, 孙军锋, 徐贞, 刘美红. 基于 PSO 算法的工业机器人轨迹优化研究 [J]. 机械设计, 2024.