

DOI: 10.13382/j.jemi.B2307035

霍尔效应式力传感器的温度补偿*

江银玉¹ 丁勇² 左锋¹ 卢文科¹

(1. 东华大学信息科学与技术学院 上海 201620; 2. 上海宇航系统工程研究所 上海 201108)

摘要:针对霍尔效应式力传感器温度漂移的问题,提出了混沌自适应鲸鱼优化BP神经网络(CIWOA-BP)的温度补偿新模型。该模型通过Cubic映射作为初始鲸鱼种群生成方法,以提高种群的质量和分布均匀性。引入自适应权重调整鲸鱼的收缩包围机制,提高算法的全局搜索能力和收敛性。利用CIWOA算法对反向传播(back propagation, BP)神经网络的初始权值和阈值进行优化,使模型具有更好的测量精度和稳定性。研究表明,温度补偿以后霍尔效应式力传感器的灵敏度温度系数 α_t 由 $5.08 \times 10^{-3}/^{\circ}\text{C}$ 减少至 $9.8 \times 10^{-5}/^{\circ}\text{C}$,减小了2个数量级,温度附加相对误差由补偿前的19.82%减小到了0.38%,减小了52倍以上,从而有效的减弱了温度对测量结果的影响。

关键词: 混沌自适应鲸鱼优化算法; BP神经网络; 霍尔效应式力传感器; 温度补偿

中图分类号: TP212 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.4020

Temperature compensation of Hall-effect force sensor

Jiang Yinyu¹ Ding Yong² Zuo Feng¹ Lu Wenke¹

(1. College of Information Science and Technology, Donghua University, Shanghai 201620, China;

2. Shanghai Institute of Aerospace Systems Engineering, Shanghai 201108, China)

Abstract: Aiming at the problem of temperature drift of Hall effect force sensor, a new temperature compensation model of chaotic adaptive whale optimized BP neural network (CIWOA-BP) was proposed. This model uses Cubic mapping as the initial whale population generation method to improve the quality and distribution uniformity of the population. The adaptive weight was introduced to adjust the shrinking and bounding mechanism of the whale to improve the global search ability and convergence of the algorithm. The CIWOA algorithm is used to optimize the initial weights and thresholds of the back propagation (BP) neural network, so that the model has better measurement accuracy and stability. Research results indicate that after temperature compensation, the temperature coefficient of sensitivity for the Hall effect force sensor decreases from $5.08 \times 10^{-3}/^{\circ}\text{C}$ to $9.8 \times 10^{-5}/^{\circ}\text{C}$, reducing by two order of magnitude. The temperature-induced relative error decreases from 19.82% before compensation to 0.38%, which is reduced by over 52 times, effectively mitigating the influence of temperature on measurement results.

Keywords: chaotic adaptive whale optimization algorithm; BP neural network; Hall effect force sensor; temperature compensation

0 引言

在医疗和机器人行业引入力感知技术能使得手术动作更精细,从而降低接触力峰值和均值,减少无意损伤,提高手术操作的成功率^[1-4]。基于霍尔效应的力传感器由于其能实现无线无源检测、频带响应宽、灵敏度高、体

积相对较小的特点,很快被国内外学者应用于力感知技术中^[5-8]。Raković等^[9]研究了一款基于霍尔效应的传感器,该传感器的主要用途是检测和测量机械手在抓取和操作物体时指尖的接触力。Chathuranga等^[10]开发了一种软性三轴力传感器,该传感器采用多个霍尔效应传感器,被设计用于机器人手爪,允许通过触觉反馈来精细操纵物体。Seo等^[11]提出了一种利用霍尔效应的全方位指

收稿日期: 2023-11-09 Received Date: 2023-11-09

* 基金项目: 国家自然科学基金(61274078)、中国纺织工业联合会“纺织之光”应用基础研究项目(J201608)资助

尖力传感器。Chatzipiripiridis 等^[12]研制了一种磁力传感器,应用部位是在微创手术的导管尖端。Tomo 等^[13]介绍了一种用于机器人应用的新型霍尔效应皮肤传感器的原型。Wang 等^[14]研制了基于霍尔传感器的低成本软触觉传感器。这一传感器在实际应用中表现出较高的灵敏度,在机器人领域具有广泛的应用潜力,但由于霍尔元件的特性受温度变化的影响,包括其输入输出电阻、灵敏度、饱和磁场等参数的变化;磁场源的磁场强度也会随温度变化而发生变化,这些变化会直接影响传感器的输出信号。因此必须采取有效措施来减小和补偿温度引起的误差。

在温度补偿方法的选择中,通常有硬件补偿和软件补偿两种途径^[15]。硬件补偿容易受电路元件和焊接精密密度等因素影响,从而导致成本较高且可移植性较差,而通过建立预测精度更高、泛化能力和学习能力强的神经网络温度补偿模型以实现软件补偿,可以提高霍尔效应式力传感器的预测效果和简化温度补偿的过程。

1 霍尔效应式力传感器的工作原理

如图 1 所示,在一个与磁场垂直的半导体薄片上通过电流 I ,当外部存在一个磁感应强度 B ,半导体内的流动电子(带负电荷的载流子)会受到磁场的影响,从而向某一侧偏转,垂直于电流和磁场的方向。

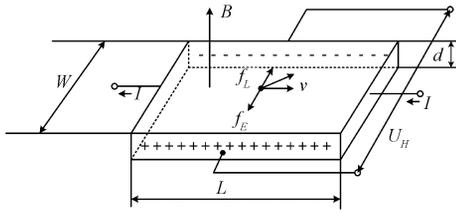


图 1 霍尔效应
Fig. 1 Hall effect

这个偏转导致电子在半导体薄片内的聚集,形成了一个电荷分布,由此在两侧面之间形成电场 E 。该电场的作用是抵消电子受到的洛伦兹力,这是由电子在磁场中的偏转引起的,当电子受到的洛伦兹力 f_L 与电场力 f_E 相等时,电子达到了动态平衡,两个侧面之间建立了一个稳定电场 E_H ,同时存在一个电势差称为霍尔电动势 U_H ,表示为:

$$U_H = R_H IB/d = K_H IB \quad (1)$$

式中: R_H 是半导体材料为 N 型时的霍尔系数, $R_H = -1/(qn)$; $K_H = R_H/d$ 称为乘积灵敏度。

本文采用的霍尔效应式力传感器是由线性霍尔元件和两块半圆形磁钢组成,其工作原理如图 2 所示。两块磁钢极性相对放置,线性霍尔元件置于两块磁钢间的上

下中点,此时磁感应强度 B 为 0,该位置为初始零点。给处于梯度磁场的霍尔元件提供恒定的电流 I ,霍尔元件在梯度磁场中的移动位移就能反映出输出电动势 U_H ^[16-17]。根据毕奥-萨伐尔定律和虎克定律,可计算得出霍尔电势 U_H 与施加的力 F 之间的关系式如下:

$$\Delta U_H = \frac{K_H K_1 I \Delta F}{k} \quad (2)$$

式中: k 为弹性体的虎克系数; k_1 的表达式如下:

$$K_1 = \frac{\mu_0 J}{2} \left[\frac{R^2}{(R^2 + \frac{25}{4}L^2)^{\frac{3}{2}}} - \frac{R^2}{(R^2 + \frac{9}{4}L^2)^{\frac{3}{2}}} \right] \quad (3)$$

式中: μ_0 为真空中磁导率; R 为圆形磁钢的半径。从式 (2) 知道,输出电压 ΔU_H 与加载在弹性体上的力的大小差成正比。因此,对输出电压的变化量进行分析,可以确定在弹性体上施加的力的大小。

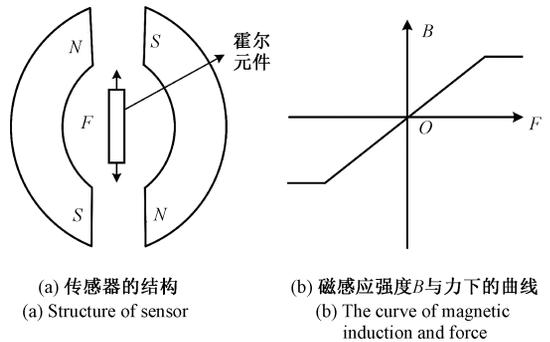


图 2 霍尔效应式力传感器工作原理
Fig. 2 Schematic diagram of the Hall effect type force sensor

2 温度补偿原理

构建一个能够在温度变化下自动进行补偿的二传感器智能融合传感器系统,其中一个辅助传感器,用来监测干扰量温度 T ;另外一个是被补偿的主传感器—霍尔效应式力传感器。系统如图 3 所示。

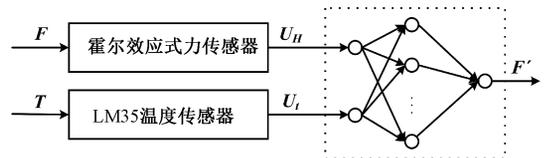


图 3 霍尔效应式力传感器温度补偿原理
Fig. 3 Schematic diagram of temperature compensation for Hall effect type force sensor

在图 3 中, F' 表示经神经网络温度补偿以后的输出重量值,其中对温度 T 具有交叉敏感的霍尔效应式力传感器正模型为:

$$F' = f(F, T) \quad (4)$$

相对应的逆模型:

$$F = f^{-1}(F', T) \quad (5)$$

在不同温度条件下,同时采集霍尔效应式力传感器和 LM35 温度传感器的电压信号,以此作为神经网络的输入数据集,使用数据集对神经网络进行训练。在训练过程中,神经网络将学习温度对霍尔效应式力传感器输出的影响,并尝试建立一个映射关系,实现在不同温度下的准确温度补偿。本文通过改进的鲸鱼算法优化调整神经网络的权值阈值,使得经过训练后的神经网络输出值尽量逼近期望目标参数,抑制霍尔传感器的交叉敏感,进而提高霍尔传感器的稳定性和测量精度。

3 混沌自适应鲸鱼优化算法的 BP 神经网络模型

3.1 鲸鱼优化算法

鲸鱼优化算法 (whale optimization algorithm, WOA)^[18] 是一种启发式优化算法,灵感来源于鲸鱼的群体行为。这一算法由 Seyedali Mirjalili 于 2016 年提出,其设计初衷是模拟鲸鱼群体中的协同行为和迁徙行为,以实现全局优化问题的求解。鲸鱼优化算法的核心思想是通过模拟鲸鱼群体的协同捕食来寻找最优解。每一只鲸鱼代表一个潜在解决方案,而鲸鱼之间的距离和方向代表了解决方案的优劣^[19-20]。

WOA 算法假设每一个鲸鱼代表一个潜在解,通过不断地更新鲸鱼的位置,结合随机性和全局搜索策略,力图在搜索空间中找到全局最优解。鲸鱼位置的更新公式如下:

$$X(t+1) = \begin{cases} X^*(t) - A \cdot D & p < 0.5 \\ D' \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + X^*(t) & p \geq 0.5 \end{cases} \quad (6)$$

式中: t 为迭代次数, p 为 $[0, 1]$ 之间的随机数。当 $p \geq 0.5$ 时,采用螺旋更新的方式;当 $p < 0.5$ 时用种群中其他鲸鱼的位置进行更新。 l 为 $[-1, 1]$ 之间的随机数; b 为限定对数螺旋形状的常数,一般直接取 1 即可; X^* 为猎物位置; D 和 D' 可分别用式(7)和(8)计算:

$$D = |C \cdot X^*(t) - X(t)| \quad (7)$$

$$D' = |X^*(t) - X(t)| \quad (8)$$

式(6)中的 A 和式(7)中的 C 为系数向量,可由式(9)和(10)计算得:

$$A = 2a_c \cdot r_1 - a_c \quad (9)$$

$$C = 2 \cdot r_2 \quad (10)$$

式中: r_1 和 r_2 是取值在 $[0, 1]$ 之间的随机向量; a_c 代表收敛因子,其随着迭代次数的增加呈线性递减,从 2 减小至 0,即:

$$a_c = 2 - 2 \frac{t}{t_{\max}} \quad (11)$$

式中: t_{\max} 为事先设定的最大迭代次数。

当 $p < 0.5$ 、 $|A| \geq 1$ 时,随机选择种群中一头鲸鱼的位置进行更新:

$$X(t+1) = X_{rand}(t) - A \cdot D \quad (12)$$

此时:

$$D = |C \cdot X_{rand}(t) - X(t)| \quad (13)$$

式中: X_{rand} 为种群中随机选择的鲸鱼位置。当 $p < 0.5$ 、 $|A| < 1$ 时,用历史最优鲸鱼的位置更新。

3.2 Cubic 映射

鲸鱼优化算法的初始化种群通常是随机生成的。初始种群的质量和分布对算法的性能和收敛速度有一定影响,因此在初始化时需要进行适当的设计。通过调整初始种群的质量,影响算法在搜索空间中的探索和收敛行为。本文采用 Cubic 映射作为初始种群生成方法,以提高种群的质量和分布均匀性。Cubic 映射定义如下:

$$z_{k+1} = \rho z_k (1 - z_k^2) \quad (14)$$

式中: ρ 为控制参数; z_k 为初始化种群中的个体的一个属性或参数。选择合理的控制参数有助于平衡全局搜索和局部搜索的能力,从而更好地适应不同类型的优化问题。这样的调整可以使算法更具有鲁棒性,更好地适应问题的特性,从而提高优化算法的性能。

3.3 自适应权重

本 WOA 算法在在初始阶段,算法对问题的整体结构了解较少,算法应更强调全局搜索,即通过更广泛地探索解空间来发现可能的最优解。然而,当算法进入后期阶段时,种群可能会过早地收敛到局部最优解,导致搜索提前停止。这时,需要增强局部搜索和开发的能力,以更深入地探索局部解空间。本文引入了一个惯性权重参数 w ,该参数被用于在算法的两个关键阶段(收缩包围和攻击猎物阶段)动态调整算法的全局搜索和局部开发能力。在算法的早期,也就是在目标猎物位置之前,引入了权重以强化全局搜索。这意味着在探索阶段更注重广泛搜索解空间。这个权重参数允许算法在不同的阶段灵活地适应问题的性质,从而更有效地平衡全局搜索和局部开发。那么,当 $p < 0.5$ 、 $|A| < 1$ 时,鲸鱼位置更新公式如下:

$$X_i^{T+1} = w \cdot X_b^T - A \cdot D_1 \quad (15)$$

当 $p \geq 0.5$ 、 $|A| < 1$ 时,鲸鱼位置更新公式如下:

$$X_i^{T+1} = w \cdot X_b^T + D_2 \cdot e^{2M} \cdot \cos(2\pi M) \quad (16)$$

通过调整权重 w 的大小来控制鲸鱼个体在搜索空间中的移动和更新, w 的计算公式如下:

$$w = w_1 + (w_2 - w_1) \times mm \times e^{-\frac{t}{t_{\max}}} \quad (17)$$

式中: w_1 为初始权值, w_2 为最终权值, mm 为调整系数, t 为当前迭代次数, t_{\max} 为最大迭代次数。由式可知,自适

应非线性惯性权重 w ，随着迭代的进行逐渐趋向于最终权值 w_2 。在算法迭代的早期，较大的权重 w 促使算法更多地探索搜索空间，以寻找可能的全局最优解。而在迭代的后期，权重 w 逐渐减小，使得算法更趋向于利用已经找到的信息，以精细化搜索局部最优解。这种权值逐渐减小的过程有助于提高算法的全局搜索能力和收敛性，使算法能够在搜索过程中更好地平衡探索和利用以平衡收敛速度和精度这两种需求。

3.4 BP 神经网络

BP 算法是一种具有反向传播算法的人工神经网络，它由输入层、隐含层、输出层组成，每个层包含多个神经元，神经元之间通过权重连接。各层权值在前向传播和误差反向传播中不断进行更新优化，通过前向传播生成网络的预测结果，根据其与实际输入之间的差距（损失函数），计算每个神经元的误差。误差通过反向传播，更新网络的权重，以减小误差。重复进行前向传播、误差计算、反向传播和参数更新的过程，直到满足停止条件，例如达到最大迭代次数或误差达到阈值，就结束训练^[21-24]。

选择的双隐层 BP 神经网络结构如图 4 所示，每组输入 2 个特征值，输出 1 个训练值，实验不同层数的网络，根据实际性能选择第一隐含层和第二隐含层的神经元节点数分别为 6 和 6。

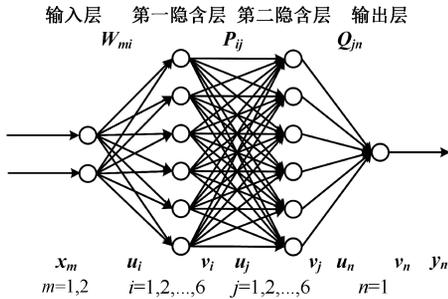


图 4 双隐层 BP 神经网络结构

Fig. 4 Double hidden layer BP neural network structure

图 4 中 W_{mi} 、 P_{ij} 、 Q_{jn} 表示连接权值，其中 W_{mi} 表示隐含层第 i 个神经元和输入层对应 m 个输入节点的连接权值， P_{ij} 表示两个隐含层之间的连接权值，其中 i 表示第 1 个隐含层的神经元， j 表示第 2 个隐含层的神经元， Q_{jn} 表示输出层与第 2 个隐含层之间的连接权值，其中 j 表示第 2 个隐含层的神经元， n 表示输出层的神经元； x_m 为第 m 个输入神经元， u_i 、 u_j 、 u_n 分别表示第一隐含层、第二隐含层和输出层的输入， v_i 、 v_j 、 v_n 分别表示第一隐含层、第二隐含层和输出层的输出， y_n 表示网络的输出， i 、 j 、 n 分别表示第一隐含层、第二隐含层和输出层的神经元数量。

1) 正向传播输出：将输入样本通过两个隐含层的权值和偏置不断传递，并经过激活函数处理，最终得到网络

的输出。这个输出 y 可以用于后续的损失计算和反向传播，以调整网络的权值和偏置，使得网络逐渐逼近目标。从输入层到隐含层至输出层的逐层传播。

u_i 、 u_j 、 u_n 以及 v_i 、 v_j 、 v_n 分别表示为：

$$u_i = \sum_{m=1}^2 W_{mi} x_{im}, v_i = f(u_i) \quad (18)$$

$$u_j = \sum_{i=1}^6 P_{ij} v_i, v_j = f(u_j) \quad (19)$$

$$u_n = \sum_{j=1}^6 Q_{jn} v_j, v_n = f(u_n) \quad (20)$$

$$y_{kn}(t) = v_n(t) = f(u_n(t)) \quad (21)$$

式中：激活函数 f 本文选择 Sigmoid 函数：

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (22)$$

误差信号 $e_{kn}(t)$ 是通过网络的输出与实际输入差异得到的，误差总能量 $E(t)$ 表示输出层所有误差信号之间的能量之和。 $e_{kn}(t)$ 和 $E(t)$ 计算公式如式 (23) 和 (24) 所示

$$e_{kn}(t) = d_{kn}(t) - y_{kn}(t) \quad (23)$$

$$E(t) = \sum_{n=1}^1 e_{kn}^2(t) \quad (24)$$

2) 误差反向传播：通过计算损失梯度并将其传播回网络的过程，以调整网络参数以最小化损失函数。这使得神经网络能够适应训练数据，提高对新数据的泛化能力。

从输出层开始，计算损失函数对每个权重和偏置的梯度。这是通过使用链式法则来计算的，将输出层误差信号传播回前面的层。从输出层到输入层之间的各个权值修正量用式 (25)、(26)、(27) 表示^[25]。

$$\Delta Q_{jn}(t) = -\eta \frac{\partial E(t)}{\partial Q_{jn}(t)} \quad (25)$$

$$\Delta P_{ij}(t) = -\eta \frac{\partial E(t)}{\partial P_{ij}(t)} \quad (26)$$

$$\Delta W_{mi}(t) = -\eta \frac{\partial E(t)}{\partial W_{mi}(t)} \quad (27)$$

式中： η 表示学习步长。

为了提高收敛性和稳定性，引入惯性影响系数 α ，以此引入上一次的权值修正量 $R_{hl}(t)$ 。为了方便统一用 $R_{hl}(t)$ 代替修正权值系数 $Q_{jn}(t)$ 、 $P_{ij}(t)$ 、 $W_{mi}(t)$ ，用式 (28) 计算得到修正量 $\Delta R_{hl}(t)$ 为：

$$\Delta R_{hl}(t)_c = \Delta R_{hl}(t) + \alpha \Delta R_{hl}(t-1) \quad (28)$$

通过上一迭代的权值修正量计算出后一步迭代更新的修正权值 $R_{hl}(t+1)$ 为：

$$R_{hl}(t+1) = R_{hl}(t) + \Delta R_{hl}(t)_c \quad (29)$$

混沌自适应鲸鱼优化 BP 神经网络 (CIWOA-BP) 流程如图 5 所示。

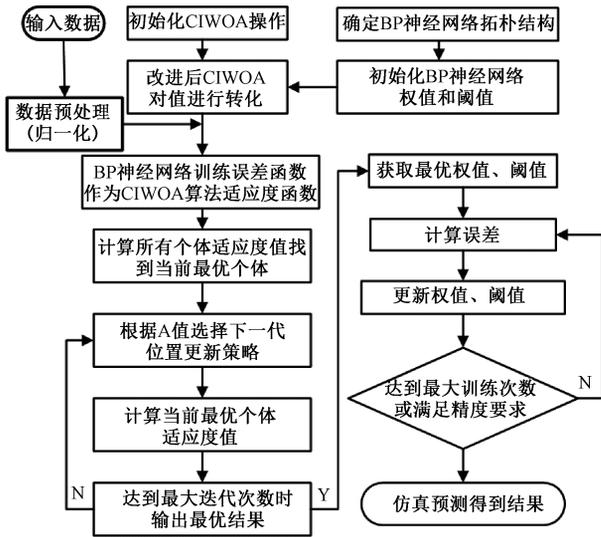


图 5 CIWOA 算法优化 BP 神经网络流程

Fig. 5 Flow chart of BP neural network optimized by CIWOA algorithm

确保传感器的工作环境温度和降低测量误差,在切换成下一组测量温度后,都等待 15 min,同一组温度下的数据进行多次测量取平均值作为霍尔传感器测量结果。基于标定数据,绘制不同温度标定下力 F 与霍尔效应式力传感器的输出电压值 (U_H) 之间的曲线图,如图 6 所示。

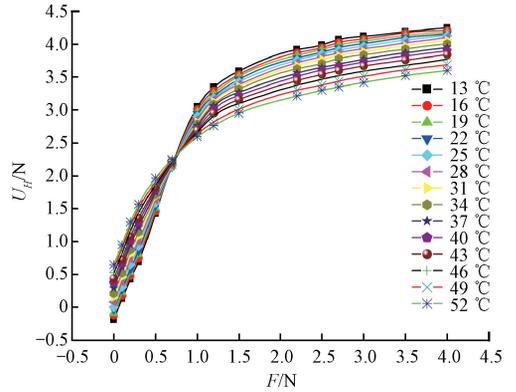


图 6 温度补偿前输入输出动态特性曲线

Fig. 6 Input and output dynamic characteristic curves before temperature compensation

4 实验仿真

4.1 二维标定实验

实验采用 THSRZ-2 型传感器系统综合实验装置,使用霍尔效应式力传感器和 LM35 型温度传感器放置于相同温度环境中。霍尔效应式力传感器的量程范围 0~4 N,通过调整霍尔传感器中的霍尔元件至中心位置,确保输出电压为 0,并在量程范围选取多个标定点。为了

在不同温度表 1 列出了在 13 °C ~ 52 °C 温度变化范围内 14 个温度状态的静态标定数据,在进行霍尔传感器的静态特性测试时,选择 15 个标定值,涵盖了传感器的量程范围 0~4 N,共计 210 个标定点。表 1 记录了每个标定点的具体数值。表 1 中包括了待补偿霍尔传感器 (F 表示输入, U_H 表示输出) 以及辅助温度传感器 (T 表示输入, U_T 表示输出) 的测量数据。

表 1 霍尔效应式力传感器的静态特性标定数据

Table 1 Calibration data of the static characteristics of the Hall-effect force sensor

$T/^\circ\text{C}$	F/N	0.0	0.1	0.2	0.3	0.5	0.7	1	1.2	1.5	2.2	2.5	2.7	3	3.5	4
	U_H/V	U_H/V														
13	0.13	-0.19	0.13	0.43	0.69	1.42	2.16	3.05	3.35	3.59	3.92	3.99	4.07	4.12	4.19	4.25
16	0.16	-0.12	0.18	0.48	0.75	1.46	2.15	3.01	3.29	3.54	3.87	3.95	4.03	4.08	4.17	4.21
19	0.19	-0.09	0.23	0.53	0.81	1.51	2.14	2.97	3.25	3.51	3.83	3.92	3.99	4.05	4.13	4.18
22	0.22	-0.03	0.27	0.58	0.86	1.55	2.14	2.94	3.21	3.47	3.79	3.88	3.95	4.01	4.1	4.15
25	0.25	0.00	0.31	0.65	0.93	1.59	2.15	2.9	3.18	3.43	3.76	3.85	3.91	3.97	4.06	4.13
28	0.28	0.08	0.39	0.74	1	1.64	2.15	2.86	3.16	3.39	3.72	3.81	3.87	3.93	4.02	4.1
31	0.31	0.15	0.46	0.81	1.08	1.68	2.16	2.82	3.13	3.36	3.68	3.77	3.83	3.89	3.98	4.06
34	0.34	0.21	0.52	0.87	1.14	1.71	2.17	2.79	3.09	3.32	3.63	3.71	3.78	3.84	3.93	4.01
37	0.37	0.29	0.61	0.95	1.22	1.75	2.18	2.76	3.06	3.27	3.56	3.65	3.7	3.77	3.87	3.95
40	0.4	0.37	0.67	1.01	1.29	1.79	2.21	2.72	3.01	3.22	3.51	3.61	3.66	3.73	3.82	3.9
43	0.43	0.44	0.73	1.08	1.36	1.82	2.22	2.69	2.95	3.16	3.45	3.54	3.6	3.67	3.76	3.84
46	0.46	0.52	0.82	1.16	1.44	1.86	2.22	2.66	2.91	3.1	3.38	3.47	3.52	3.59	3.68	3.77
49	0.49	0.59	0.9	1.24	1.51	1.91	2.23	2.63	2.82	3.01	3.3	3.38	3.44	3.51	3.61	3.69
52	0.52	0.65	0.95	1.3	1.57	1.97	2.25	2.59	2.76	2.95	3.21	3.3	3.35	3.42	3.52	3.6

观察表 1 可得,在相同的输入 F 下,霍尔效应式力传感器的输出电压值 U_H 随工作环境温度的变化出现明显

波动。霍尔效应式力传感器的稳定性可以通过温度灵敏系数 α_s 和满量程下温度附加误差的相对值 δ 来衡量。 α_s

和 δ 的计算公式如下^[26]：

$$\alpha_s = \frac{\Delta U_{Im}}{\Delta TY(FS)} \times 100\% \quad (30)$$

$$\delta = \frac{\Delta U_{Im}}{Y(FS)} \times 100\% \quad (31)$$

式中： ΔT 为传感器系统工作温度的变化范围； $Y(FS)$ 为量程； ΔU_{Im} 为当温度变化 ΔT 时，在全量程范围中某一输入量对应输出值随温度漂移的最大值，这个最大温度漂移值可能发生在满量程，也可能发生在其他输入时的工作点。

由表 1 知道，当 $\Delta T=52-13=39\text{ }^\circ\text{C}$ ， $F=0.3\text{ N}$ 时，该传感器实现的最大偏差 $\Delta U_{Im}=1.57-0.69=0.88\text{ V}$ 。将 $\Delta U_{Im}=0.88\text{ V}$ ， $\Delta T=39\text{ }^\circ\text{C}$ ，和 $Y(FS)=4.44\text{ V}$ 代入式 (30) 和 (31) 中得到温度补偿前系统的灵敏度温度系数 α_s 和满量程下温度附加误差的相对值 δ 分别为：

$$\alpha_s = \frac{0.88\text{v}}{39^\circ\text{C} \times 4.44\text{ V}} = 5.08 \times 10^{-3}/^\circ\text{C} \quad (32)$$

$$\delta = \frac{0.88\text{v}}{4.44\text{ V}} \times 100\% = 19.82\% \quad (33)$$

从式 (32) 和 (33) 可知霍尔效应式力传感器的温度灵敏度系数 α_s 和温度附加误差的相对值 δ 明显偏大，因此必须进行温度补偿。

4.2 霍尔效应式力传感器温度补偿的实现

为了消除温度对霍尔效应式力传感器测量精度的影响，本文建立了二传感器智能融合传感器系统，采用了两种方案来进行温度补偿。

方案 1，结合改善传感器稳定性消除交叉敏感影响的参数模型法，利用二元回归方程来建立消除温度影响的逆模型。采用二维标定实验数据，根据最小二乘法原理，求得相应得常系数的数值用于消除交叉敏感。计算所得常系数的值如下：

$$\alpha_0 = 0.730\ 120\ 323; \alpha_1 = -1.092\ 267\ 23;$$

$$\alpha_2 = -1.703\ 452\ 41; \alpha_3 = 0.376\ 978\ 49;$$

$$\alpha_4 = 1.636\ 744\ 49; \alpha_5 = 1.003\ 032\ 61$$

由上述常系数值得到式 (5) 的逆模型，进行相应的数据融合处理后的预测值，如图 7 所示。

由图 7 融合处理后的数据可知，在 $\Delta T=39\text{ }^\circ\text{C}$ 温度范围内， $Y(FS)=4.250\ 2-0.118\ 1=4.132\ 1$ ，当 $F=1\text{ N}$ 时，该传感器通过温度补偿后，其 $\Delta U_{Im}=1.456\ 4-1.019\ 7=0.436\ 7$ 。将数值代入式 (30) 和 (31) 中从而得到温度补偿后系统的灵敏度温度系数 α_s 和满量程下温度附加误差的相对值 δ 分别为：

$$\alpha_s = \frac{0.436\ 7}{39\text{ }^\circ\text{C} \times 4.132\ 1} = 2.7 \times 10^{-3}/^\circ\text{C} \quad (34)$$

$$\delta = \frac{0.436\ 7}{4.132\ 1} \times 100\% = 10.57\% \quad (35)$$

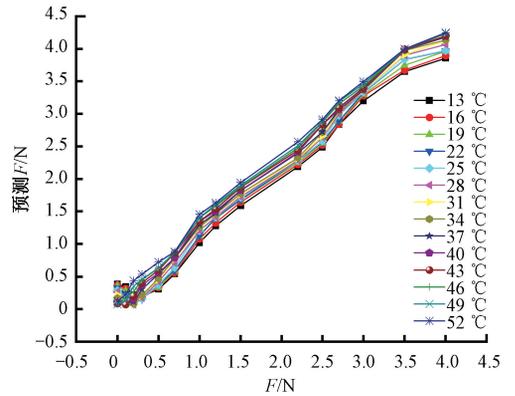


图 7 回归分析模型温度补偿后输入输出特性
Fig. 7 Input and output characteristic after temperature compensation by regression analysis model

方案 2，采用了霍尔效应式力传感器在不同温度影响下的测量结果构建样本数据空间。在这个数据空间中，使用 70% 的标定数据作为训练样本，而 30% 的标定数据点则作为测试样本。输入向量包括霍尔电压值和温度测量值，而实际拉力则作为期望输出值。初始种群数量为 30，最大进化代数 50 次， $\rho=3$ ， $w_1=0.9$ ， $w_2=0.1$ ， $mm=0.98$ ，学习速率设置为 0.3，迭代次数 2 000 次，训练误差为 0.000 000 1，适应度函数选取为训练集与测试集整体的均方误差平均值。通过采用 CIWOA-BP 神经网络算法建立的模型，对实验所得样本数据进行训练，然后进行测试，最终得到的霍尔效应式力传感器温度补偿后的数据如表 2 所示。根据表 2 预测数据绘制出霍尔传感器温度补偿后的输入输出特性曲线，如图 8 所示。

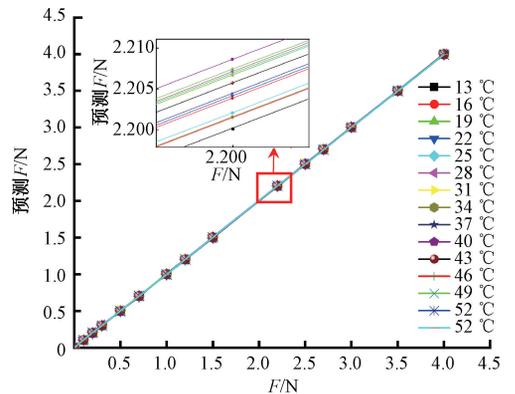


图 8 温度补偿后输入输出动态特性曲线
Fig. 8 Input and output dynamic characteristic curves after temperature compensation

由表 2 知道，当 $\Delta T=52-13=39\text{ }^\circ\text{C}$ ， $F=1.2\text{ N}$ 时，该传感器通过温度补偿后，其 $\Delta U_{Im}=1.192\ 7-1.208\ 0=0.015\ 3$ 。将 $\Delta U_{Im}=0.015\ 3$ ， $\Delta T=39\text{ }^\circ\text{C}$ ，和 $Y(FS)=4.003\ 4-0.000\ 2=4.0032$ 代入式 (30) 和 (31) 中从而得

到温度补偿后系统的灵敏度温度系数 α_s 和满量程下温度附加误差的相对值 δ 分别为:

$$\delta = \frac{0.0153}{4.0032} \times 100\% = 0.38\% \quad (37)$$

$$\alpha_s = \frac{0.0153}{39\text{ }^\circ\text{C} \times 4.0032} = 9.8 \times 10^{-5}/^\circ\text{C} \quad (36)$$

两种方案进行温度补偿以后的灵敏度温度系数和温度附加误差,综合后如表 3 所示。

表 2 CIWOA-BP 神经网络温度补偿后的预测值

Table 2 Predicted values after temperature compensation by CIWOA-BP neural network

F/N	0	0.1	0.2	0.3	0.5	0.7	1	1.2	1.5	2.2	2.5	2.7	3	3.5	4
T/°C	U_T/V	F'/N													
13	0.13	0.000 2 0.101 4 0.203 7 0.302 9 0.501 8 0.701 3 1.001 7 1.192 8 1.502 6 2.200 1 2.500 8 2.701 8 3.001 5 3.503 1 4.003 4													
16	0.16	0.000 3 0.100 7 0.204 9 0.300 7 0.500 6 0.704 4 1.008 7 1.200 9 1.506 1 2.203 8 2.505 9 2.699 5 3.002 1 3.500 2 4.002 8													
19	0.19	0.000 5 0.100 1 0.198 7 0.299 6 0.498 7 0.703 8 1.004 9 1.199 4 1.502 2 2.207 4 2.502 3 2.701 8 3.004 2 3.501 1 4.001 1													
22	0.22	0.000 7 0.104 4 0.199 5 0.301 1 0.500 3 0.699 4 0.999 1 1.198 7 1.500 2 2.204 1 2.503 7 2.703 1 3.007 9 3.503 2 4.000 5													
25	0.25	0.000 1 0.101 1 0.206 7 0.301 9 0.502 8 0.703 1 1.003 1 1.192 7 1.509 6 2.202 0 2.506 8 2.704 8 3.001 7 3.504 5 4.004 3													
28	0.28	0.000 7 0.102 3 0.208 2 0.309 0 0.504 4 0.705 2 1.001 7 1.201 8 1.495 7 2.207 1 2.504 5 2.709 8 3.006 3 3.503 3 4.005 4													
31	0.31	0.000 3 0.100 1 0.203 5 0.298 8 0.509 0 0.707 6 1.005 6 1.204 2 1.509 7 2.206 6 2.508 9 2.706 7 3.005 9 3.497 8 4.000 7													
34	0.34	0.001 0 0.099 8 0.202 6 0.304 6 0.502 0 0.697 6 1.008 5 1.203 6 1.503 8 2.201 5 2.500 1 2.703 7 3.001 1 3.502 1 4.007 9													
37	0.37	0.000 5 0.103 4 0.203 5 0.301 9 0.500 8 0.696 5 1.009 8 1.207 7 1.502 5 2.204 4 2.508 4 2.703 6 3.004 6 3.502 4 3.999 6													
40	0.4	0.000 1 0.100 1 0.195 6 0.299 0 0.496 2 0.706 9 1.001 2 1.199 2 1.507 7 2.208 6 2.506 4 2.699 4 3.007 9 3.494 2 3.996 8													
43	0.43	0.000 2 0.108 1 0.205 0 0.300 9 0.501 1 0.704 0 0.998 7 1.205 2 1.500 8 2.205 7 2.501 9 2.703 1 3.008 0 3.500 1 3.996 5													
46	0.46	0.000 5 0.107 7 0.205 4 0.299 1 0.498 2 0.705 2 1.001 0 1.208 0 1.502 3 2.201 4 2.500 3 2.701 1 3.009 7 3.495 0 3.998 7													
49	0.49	0.002 1 0.106 7 0.203 3 0.299 2 0.494 0 0.707 8 1.004 5 1.202 2 1.503 1 2.206 9 2.499 8 2.699 0 3.003 7 3.493 6 3.995 6													
52	0.52	0.001 0 0.104 4 0.208 1 0.301 4 0.503 8 0.702 6 0.996 4 1.201 5 1.505 8 2.206 7 2.501 7 2.700 3 3.006 3 3.500 7 3.996 3													

表 3 温度补偿前后系统的灵敏度温度系数和温度附加误差

Table 3 The sensitivity temperature coefficient and temperature additive error of the system before and after temperature compensation

衡量指标	补偿前	回归分析模型补偿后	CIWOA-BP 神经网络补偿后
灵敏度温度系数 α_s	$5.08 \times 10^{-3}/^\circ\text{C}$	$2.7 \times 10^{-3}/^\circ\text{C}$	$9.8 \times 10^{-5}/^\circ\text{C}$
温度附加误差 δ	19.82%	10.57%	0.38%

综上所述:

1) 两种方案使得霍尔效应式力传感器的静态特性与温度稳定性均得到了一定程度的改善,但采用 CIWOA-BP 神经网络算法建立的模型对霍尔效应式力传感器温度补偿的效果更显著。

2) 灵敏度温度系数 α_s 温度补偿前为 $5.08 \times 10^{-3}/^\circ\text{C}$, 采用回归分析模型后减小到 $2.7 \times 10^{-3}/^\circ\text{C}$, 而采用 CIWOA-BP 神经网络减少至 $9.8 \times 10^{-5}/^\circ\text{C}$, 减小了 2 个数量级。

3) 温度附加相对误差补偿前为 19.82%, 采用回归分析模型减少到 10.57%, 而采用 CIWOA-BP 神经网络减小到了 0.38%, 减小了 52 倍以上。

说明混沌自适应鲸鱼优化 BP 神经网络对霍尔效应式力传感器的温度补偿效果显著,有效提升了霍尔效应式力传感器在温度变化下的稳定性。

5 结 论

本文致力于霍尔效应式力传感器的温度漂移问题,

通过建立混沌自适应鲸鱼优化 BP 神经网络的智能系统模型来实现该传感器的温度补偿。研究表明,温度补偿以后霍尔效应式力传感器的灵敏度温度系数 α_s 由 $5.08 \times 10^{-3}/^\circ\text{C}$ 减少至 $9.8 \times 10^{-5}/^\circ\text{C}$, 减小了 2 个数量级, 温度附加相对误差由补偿前的 19.82% 减小到了 0.38%, 减小了 52 倍以上。霍尔效应式力传感器的温度稳定性得到了大幅改善。

霍尔效应式力传感器能够实现无线无源检测,广泛应用于对微小力量测量系统。在机器人和医疗行业中对指尖接触力的测量要求较高,需要通过触觉反馈来灵敏的操作一系列动作,所需测量精度较高。而霍尔效应式力传感器有着相对较小的体积、灵敏度高和信息传递较快的特点在这些领域得到了广泛关注。该霍尔效应式力传感器具有长期快速且精确的测量能力,为了进一步提升测量精度,本文提出基于混沌自适应鲸鱼优化 BP 神经网络的算法模型。这个模型通过有效的温度补偿机制,抑制了温度变化对传感器性能的影响。因此,它能够更精准地测量指尖接触力,满足实际应用领域对高精度测量的需求。这种综合应用使得霍尔效应式力传感器在机

机器人和医疗行业中的应用更为可靠和有效。

参考文献

- [1] 张盼. 基于霍尔效应的机械自解耦多维传感器研制及实验研究[D]. 吉林:东北电力大学,2023.
ZHANG P. Development and experimental study of mechanical self-decoupled multi-dimensional sensor based on Hall effect [D]. Jilin: Northeast Dianli University,2023.
- [2] LI Z, LIU Y, JIA K, et al. P - 2. 20: Hand interaction acquisition technology based on Hall sensor [J]. SID Symposium Digest of Technical Papers, 2023, 54: 555-557.
- [3] LO Y, HU Y, CHANG P. Parameter estimation of the thermal network model of a machine tool spindle by self-made bluetooth temperature sensor module [J]. Sensors, 2018,18(2):656.
- [4] TSAI P, CHENG C, CHEN W, et al. Sensor placement methodology for spindle thermal compensation of machine tools [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2020, 106 (11-12): 5429-5440.
- [5] 卢文科,朱长纯,方建安. 霍尔元件与电子检测应用电路[M]. 北京:中国电力出版社,2005.
LU W K, ZHU CH CH, FANG J AN. Hall Components and Electronic Testing Application Circuits [M]. Beijing: China Electric Power Press,2005.
- [6] 章晓洋,宓佳辉,赵浩. 基于霍尔效应的扭矩测量系统开发[J]. 传感器世界, 2016,22(12):29-32.
ZHANG X Y, MI J H, ZHAO H. Development of torque measurement system based on Hall effect [J]. Sensor World, 2016,22(12):29-32.
- [7] MENG H, ZHU W, ZHOU L, et al. A 3-D force sensor based on combination of magnetic and piezoresistive transduction [J]. IEEE Sensors Journal, 2022,22(4): 3595-3604.
- [8] 潘滕志伟. 浅谈霍尔效应及其应用 [J]. 企业科技与发展, 2019(3):177-178.
PAN T ZH W. Discussion on Hall effect and its application [J]. Enterprise Science and Technology Development, 2019(3):177-178.
- [9] RAKOVIC M, BERONJA M, BATINICA A, et al. 3-axis contact force fingertip sensor based on Hall effect sensor [C]. Advances in Robot Design and Intelligent Control: Proceedings of the 25th Conference on Robotics in Alpe-Adria-Danube Region (RAAD16). Springer International Publishing, 2017: 88-95.
- [10] CHATHURANGA D S, WANG Z, NOH Y, et al. A soft three axis force sensor useful for robot grippers [C]. 2016 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2016: 5556-5563.
- [11] SEO M, YOO J. Omnidirectional fingertip pressure sensor using Hall effect [J]. Sensors, 2021, 21(21):7072.
- [12] CHATZIPIRPIRIDIS G, ERNE P, ERGENEMAN O, et al. A magnetic force sensor on a catheter tip for minimally invasive surgery [J]. Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc, 2015,2015:7970-7973.
- [13] TOMO T P, SOMLOR S, SCHMITZ A, et al. Development of a Hall-effect based skin sensor [C]. 2015 IEEE Sensors. IEEE, 2015: 1-4.
- [14] WANG H, DE BOER G, KOW J, et al. A low-cost soft tactile sensing array using 3D Hall sensors [J]. Procedia Engineering, 2016,168:650-653.
- [15] 罗艳芬. 传感器测量电路中温度补偿方法及原理分析 [J]. 电子测试, 2022,36(13):121-122,128.
LUO Y F. Method and principle analysis of temperature compensation in sensor measurement circuit [J]. Electronic Testing, 2022,36(13):121-122,128.
- [16] 翁玲,高绍阳,王博文,等. 用于检测压力与刚度的柔性磁致伸缩触觉传感器阵列 [J]. 仪器仪表学报, 2020,41(9):110-120.
WENG L, GAO SH Y, WANG B W, et al. Flexible magnetostrictive tactile sensor array for detecting pressure and stiffness [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 20,41(9):110-120.
- [17] 钦志伟,卢文科,左锋,等. 霍尔效应式位移传感器的温度补偿 [J]. 传感技术学报, 2019, 32 (7): 1040-1044.
QIN ZH W, LU W K, ZUO F, et al. Temperature compensation of Hall effect displacement sensor [J]. Chinese Journal of Sensing Technology, 2019, 32 (7): 1040-1044.
- [18] 汪涛,林川,郭生伟. 基于混合策略改进鲸鱼优化算法的模糊时间序列模型 [J]. 电子设计工程, 2023, 31(15):98-106.
WANG T, LIN CH, GUO SH W. Fuzzy time series model based on Hybrid strategy improved whale optimization algorithm [J]. Electronic Design Engineering, 2023,31(15):98-106.
- [19] 刘威,郭直清,王东,等. 改进鲸鱼算法及其在浅层神经网络搜索中的权值阈值优化 [J]. 控制与决策, 2023,38(4):1144-1152.
LIU W, GUO ZH Q, WANG D, et al. Improved whale algorithm and its weight threshold optimization in shallow neural network Search [J]. Control and Decision, 2023, 38(4):1144-1152.

- [20] 胡喜乐. 基于 IWOA 和 VMD 的组合模型的短期电力负荷预测研究[D]. 大庆:东北石油大学,2023.
HU X L. Research on short-term power load forecasting based on combination model of IWOA and VMD [D]. Daqing: Northeast Petroleum University, 2023.
- [21] 曾喆昭. 神经网络优化方法及其在信息处理中的应用研究[D]. 长沙:湖南大学,2009.
ZENG ZH ZH. Research on neural network optimization method and its application in information processing [D]. Changsha: Hunan University, 2009.
- [22] 胡建华, 黄宇龙, 张坚, 等. 基于麻雀搜索算法优化双隐含层 BP 神经网络的张力减轻钢管壁厚预测[J]. 塑性工程学报, 2022, 29(8): 145-151.
HU J H, HUANG Y L, ZHANG J, et al. Optimization of double hidden layer BP neural network based on sparrow search algorithm for wall thickness prediction of tension reduced steel pipe [J]. Journal of Plasticity Engineering, 2019, 29(8): 145-151.
- [23] 邹翔, 殷松峰, 程跃, 等. 基于 ISSA-BP 神经网络的激光甲烷传感器温度补偿研究[J]. 光子学报, 2023, 52(8): 105-116.
ZOU X, YIN S F, CHENG Y, et al. Research on temperature compensation of laser methane sensor based on ISA-BP neural network [J]. Acta Photonica Sinica, 2019, 52(8): 105-116.
- [24] 唐艳, 陈艺征, 刘福, 等. 基于非本征法珀干涉的自动温度补偿倾角传感器[J]. 传感器与微系统, 2023, 42(9): 97-99, 104.
TANG Y, CHEN Y ZH, LIU F, et al. Automatic temperature compensation tilt sensor based on non-intrinsic Fabry-Perot interference [J]. Sensors and Microsystems, 2019, 42(9): 97-99, 104.
- [25] 李强林, 曾炜杰, 田镇, 等. 反向传播神经网络对多结构翅片管换热器变工况性能预测适应性研究[J]. 上

海交通大学学报, 2020, 54(7): 668-673.

LI Q L, ZENG W J, TIAN ZH, et al. Study on adaptability of backpropagation neural Network to predict performance of Multi-structure finned tube heat exchanger under variable working conditions [J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2019, 54(7): 668-673.

- [26] 李保丰, 卢文科, 左锋. 利用 GWO-LSSVM 算法对光纤压力传感器进行温度补偿[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(5): 143-150.

LI B F, LU W K, ZUO F. Temperature compensation of optical fiber pressure sensor based on GGO-LSSVM algorithm [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 37(5): 143-150.

作者简介



江银玉, 2021 年于湖南科技大学获得学士学位, 现为东华大学硕士研究生, 主要研究方向为智能传感器技术。

E-mail: 1939520072@qq.com

Jiang Yinyu received her B. Sc. degree from Hunan University of Science and Technology in 2021. Now she is a M. Sc. candidate at Donghua University. Her main research interest includes intelligent sensor technology.



卢文科(通信作者), 2004 年于西安交通大学获得博士学位, 现为东华大学信息科学技术学院教授, 主要研究方向为声表面波、小波变换、传感器理论及技术研究。

E-mail: luwenke3@dhu.edu.cn

Lu Wenke (Corresponding author) received his Ph. D. degree from Xi'an Jiaotong University in 2004. Now he is a professor in Donghua University. His main research interests include surface acoustic wave, wavelet transform, sensor theory and technology research.