

基于沙猫群优化算法和BP模型的光纤陀螺温度补偿研究

张志利, 刘瑾, 周召发, 李洪才, 梁哲
(火箭军工程大学, 陕西 西安 710025)

摘要: 为有效补偿光纤陀螺输出精度的温度误差, 分析了光纤陀螺温度误差产生机理, 基于沙猫群优化算法 (Sand Cat Swarm Optimization, SCSO) 优化后的反向传播 (Back Propagation, BP) 神经网络, 建立了SCSO-BP温度补偿模型, 并对某高精度光纤陀螺进行了温度补偿实验。实验结果表明: 在 $-40\sim 70\text{ }^{\circ}\text{C}$ 环境下, 该方法补偿后的光纤陀螺温度漂移相较于补偿前减小了近95%, 相较于BP神经网络补偿算法减小了86%左右, 相较于蜣螂优化算法优化后的BP温度补偿模型减小了近58%; 该模型在对新鲜样本的补偿过程中表现出了较为优越的泛化性能。

关键词: 光纤陀螺; 温度补偿; BP神经网络; 沙猫群优化算法; 零偏

中图分类号: TN253; TN29 **文献标志码:** A **文章编号:** 2097-2741(2024)04-054-007

A Fiber Optic Gyroscope Temperature Compensation Method Based on SCSO-BP Model

ZHANG Zhili, LIU Jin, ZHOU Zhaofa, LI Hongcai, LIANG Zhe
(Rocket Force University of Engineering, Xi'an 710025, Shaanxi)

ABSTRACT: To effectively compensate temperature-induced errors of the fiber optic gyroscope (FOG) output accuracy, the cause of these errors were analyzed firstly. Accordingly, a temperature compensation model, named the SCSO-BP model, was established based on a back propagation (BP) neural network optimized by Sand Cat swarm optimization (SCSO) algorithm. Moreover, temperature compensation experiments were conducted on a high-precision FOG. Experimental results showed that under a temperature between $-40\text{ }^{\circ}\text{C}$ and $70\text{ }^{\circ}\text{C}$, the temperature drift of the FOG compensated by the proposed method was reduced by nearly 95% compared to that of the FOG without compensation, while approximately 86% compared to that of the FOG compensated by BP neural network compensation algorithm, and nearly 58% compared to that of the FOG compensated the Dung Beetle optimizer (DBO)-BP model. Furthermore, the model demonstrated superior generalization performance when compensating for new samples.

KEYWORDS: FOG; temperature compensation; BP neural network; Sand Cat swarm optimization algorithm; zero bias

收稿日期: 2024-05-27

基金项目: 航空科学基金 (201808U8004)

第一作者: 张志利 (1966—), 男, 教授, 主要从事智能感知与导航技术研究。E-mail: zhangzli@126.qq.com

引用格式: 张志利, 刘瑾, 周召发, 等. 基于沙猫群优化算法和BP模型的光纤陀螺温度补偿研究[J]. 火箭军工程大学学报, 2024, 38 (4): 54-60, 67.

光纤陀螺 (Fiber Optic Gyro, FOG) 是基于 Sagnac 效应的角速度传感器, 由于其可靠性高、寿命长、体积小、重量轻、零启动、无机械活动部件, 已广泛应用于海、陆、空、天、潜等领域^[1], 成为惯性技术领域的主流陀螺。FOG 在捷联惯性导航中具有极其重要的作用, 其精度直接影响惯导系统整体的导航精度。由于光纤陀螺是一种利用光的干涉原理来感测角速度的设备, 其内部光学器件对外界温度变化非常敏感^[2], 温度变化会影响光纤陀螺中的光纤环的折射率, 进而导致输出信号产生漂移, 影响测量精度。

传统光纤陀螺温度误差采用的多项式补偿模型较为单一且适配性较差, 罗全等^[3]提出了基于多模型分段拟合的光纤陀螺温度误差补偿方法, 而陀螺零偏数据受温度影响有较大的非线性, 多项式补偿的精度还有待提高。由于反向传播 (Back Propagation, BP) 神经网络有较强的非线性化能力^[4], 贾朔等^[5-6]使用 BP 神经网络建立光纤陀螺温度特性的黑箱模型, 在一定程度上提高了补偿精度。然而, 未经优化的 BP 神经网络易陷入局部最优难以跳出的缺点, 导致模型自适应能力较弱且训练难度较大。赵深等^[7-10]引入启发式智能算法优化 BP 神经网络的初始参数, 与以往的 BP 神经网络相比有更好的补偿效果。本文提出一种基于沙猫群优化 (Sand Cat Swarm Optimization, SCSO) 算法优化 BP 神经网络回归预测的模型, 可以很好地弥补 BP 神经网络的缺点, 从而提高光纤陀螺的零偏稳定性。

1 光纤陀螺温度漂移机理

光纤陀螺线圈中某段光纤存在温度梯度时, 且这段光纤不位于光纤环圈的中心位置, 则两束反向传播的光波经过这段光纤时将会产生一个非互易相移, 这种由温度梯度引起的非互易相移称为 Shupe 误差, 它与因旋转引起的 Sagnac 相移无法区分, 在光纤陀螺应用中将产生大的偏置误差。

长度为 L 的光纤环中, 两束沿着顺时针、逆时针传播的干涉光, 在线圈 p 点产生一个相位延时, 其相位分别为

$$\Phi_{\text{CCW}}(t) = \beta_0 n L + \beta_0 \frac{\partial n}{\partial T} \int_0^L \Delta T(p, t_{\text{CCW}}) dp \quad (1)$$

$$\Phi_{\text{CW}}(t) = \beta_0 n L + \beta_0 \frac{\partial n}{\partial T} \int_0^L \Delta T(p, t_{\text{CW}}) dp \quad (2)$$

式中: Φ_{CCW} 为逆时针光沿光纤环旋转传输产生的相移; Φ_{CW} 为顺时针光波沿光纤环旋转传输产生的相移; $\beta_0 = \frac{2\pi}{\lambda}$ 为光在真空中的传输常数, λ 为光的真空波长; p 为某一点到端点的距离; ΔT 为光纤环在 p 点处温度分布变化量; $\frac{\partial n}{\partial T}$ 为光纤折射率的温度系数, n 为光纤的折射率。

式 (1) 减去式 (2) 后可得

$$\Delta\Phi_e(t) = \beta_0 \frac{\partial n}{\partial T} \int_0^L [\Delta T(p, t_{\text{CCW}}) - \Delta T(p, t_{\text{CW}})] dp \quad (3)$$

整理得

$$\Delta\Phi_e(t) = \frac{n\beta_0}{c_0} \frac{\partial n}{\partial T} \int_0^L \frac{\partial T(p, t)}{\partial t} (L - 2p) dp \quad (4)$$

式中: $c_0 = nc$, c_0 为真空中传播光速, c 为光纤中传播光速; $\frac{\partial T(p, t)}{\partial t}$ 为光纤环在 p 点 t 时刻的温度变化速率; $(L - 2p)$ 为位置 p 的权系数。

上式表明, 温度变化引起的输出相位漂移大小与光纤折射率的温度系数、光纤环上的温度变化率以及所在位置权因子成正比。这些参数的变化都将影响陀螺零偏。温度是影响陀螺精度的主要因素^[7], 工程上常采用最小二乘法建立温度与陀螺输出的模型来改善光纤陀螺输出的非互易相移, 而陀螺零偏和温度之间是一种非线性的关系^[11]。因此, 可以利用 BP 神经网络较强的非线性拟合能力建立以温度及温度相关量为输入变量的零偏温度补偿模型^[5]。

2 SCSO-BP 神经网络温度补偿模型建立

2.1 BP 神经网络的温度补偿模型建立

BP 神经网络的光纤陀螺温度误差补偿模型通常采用温度和温度变化率作为输入, 零偏作为输出, 将 BP 神经网络预测值与光纤陀螺的真实输出作差作为补偿后的零偏值。而本文以光纤陀螺变温条件下的温度、温度变化率以及对应温度下的陀螺输出为输入, 以恒温条件下陀螺输出为输出, 构建数据样本集进行神经网络模型的训练, 训练结束得到温补模型。此温补模型能够简化实验步骤, 对光纤陀螺输出零偏的温度误差补偿更加便捷。BP 神经网络的光纤陀螺温度误差补偿模型拓扑结构如图 1 所示。

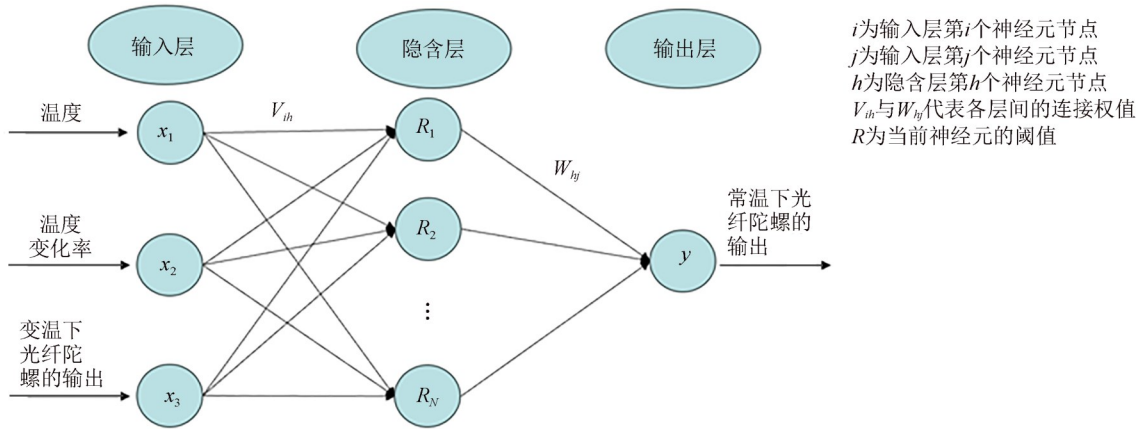


图 1 BP神经网络的陀螺温度误差补偿模型拓扑结构

Fig. 1 Topological structure of the FOG temperature error compensation model based on BP neural network

隐含层节点数会影响BP网络的预测精度，对隐含节点数 N 的选取按经验公式

$$N = \sqrt{m + p} + \alpha \quad (5)$$

式中： m 为输入层节点数， $m = 3$ ； p 为输出层节点数， $n = 1$ ； α 为1~10的整数。因此， N 取3~12。不同隐藏层节点数 N 与对应的训练集均方误差如表1所示。

表 1 不同隐含层节点数与对应训练集均方误差

Tab. 1 Number of nodes in different hidden layers and mean square errors of corresponding training sets

隐含层节点数 N /个	训练集均方误差	隐含层节点数 N /个	训练集均方误差
3	2.599 0E-5	8	2.589 9E-5
4	2.620 4E-5	9	2.705 7E-5
5	2.725 6E-5	10	2.635 0E-5
6	2.600 5E-5	11	2.616 1E-5
7	2.611 0E-5	12	2.653 1E-5

由表1可知，隐含层节点数并不是越大越好^[8]，最佳的隐含层节点数为8，相应的均方误差为2.589 9E-5。

然而BP神经网络在训练过程中使用梯度下降法来最小化损失函数，容易使网络陷入局部最优解而非全局最优解^[9]。在网络结构复杂、数据噪声大或初始权重设置不当时，网络可能会收敛到一个性能不佳的局部最小值。且未经优化的BP神经网络依赖于输入数据的质量，对异常值较为敏感，在处理含有噪声的数据时鲁棒性较差，没有较强的模型自适应能力，因此，需对BP神经网络做进一步的优化改进。

2.2 基于沙猫群优化算法的网络权值与阈值优化

沙猫群优化算法^[12]模拟了沙猫觅食的两个主

要行为：搜寻猎物和攻击猎物^[13]。这种模仿沙猫自然行为的策略使得算法在全局搜索过程中更加高效，有助于避免陷入局部最优解。且相比于传统的BP神经网络，通过SCSO优化后的BP网络在迭代过程中将更快地收敛到满意的解，这样可以减少训练时间，提高学习效率。

在 d 维优化问题中，沙猫是一个 $1 \times d$ 维的表示问题解的数组^[14]，定义为

$$X_i = [x_1, x_2, \dots, x_d] \quad (6)$$

式中： X_i 为第 i 只沙猫，每个变量值 $x_1, x_2, \dots, x_d$ 是浮点数，且每个 x 必须位于上下边界之间。

沙猫群优化算法的主要步骤如下。

1) 初始化

根据问题的大小($N_{\text{pop}} \times N_d$)，(pop 取1, 2, ..., s)，用沙猫种群创建一个初始化矩阵：

$$X = \begin{bmatrix} X_1 \\ \vdots \\ X_i \\ \vdots \\ X_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1d} \\ \vdots & & \vdots \\ x_{n1} & \cdots & x_{nd} \end{bmatrix}_{n \times d} \quad (7)$$

式中： X 为沙猫群的种群矩阵； X_i 为第 i 个沙猫； x_{ij} 为第 i 只沙猫的第 j 维坐标。每只沙猫的适应度成本通过对定义的适应度函数的评估得到，沙猫种群群的适应度函数为

$$F = \begin{bmatrix} F_1 \\ \vdots \\ F_i \\ \vdots \\ F_n \end{bmatrix} = f(X) = \begin{bmatrix} f(x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1d}) \\ \vdots \\ f(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id}) \\ \vdots \\ f(x_{n1}, x_{n2}, \dots, x_{nd}) \end{bmatrix}_{n \times 1} \quad (8)$$

式中: F 为沙猫群的适应度函数。

2) 计算转换系数 R

沙猫群完成初始化后便开始搜寻或攻击猎物阶段, 即探索或开发阶段, 控制探索与开发阶段之间转换的主要参数为转换系数 R , 转换系数 R 的计算公式为

$$R = 2r_G \cdot \text{rand}(0, 1) - r_G \quad (9)$$

式中: $\text{rand}(0, 1)$ 表示 0 到 1 之间的随机数; r_G 为沙猫群的灵敏度系数, 用于引导转换系数 R 以实现阶段间转移控制, 其计算公式为

$$r_G = S_M - \frac{S_M \cdot z}{Z} \quad (10)$$

式中: z 为当前迭代次数; Z 为最大迭代次数; S_M 为沙猫群听觉系数, 取值为 2。

3) 搜寻猎物

当 $|R| > 1$, 沙猫进入探索阶段, 此时, 沙猫群的第 i 只沙猫根据当前位置 P_c 、最佳候选位置 P_{bc} 以及这只猫的灵敏度范围 r_i , 按照式 (11) 进行位置更新, 找到其他可能的最佳猎物位置:

$$P_{os}(z+1) = r_i [P_{bc}(z) - \text{rand}(0, 1) P_c(z)] \quad (11)$$

式中: r_i 表示第 i 只沙猫的灵敏度系数, 其计算公式为

$$r_i = r_G \cdot \text{rand}(0, 1) \quad (12)$$

4) 攻击猎物

当转换系数 $|R| \leq 1$, 沙猫进入开发阶段, 此时, 沙猫群的第 i 只沙猫根据最佳候选位置 P_{bc} 与当前位置 P_c 生成一个随机位置 P_{md} , 其计算公式为

$$P_{md} = |P_{bc}(z) \cdot \text{rand}(0, 1) - P_c| \quad (13)$$

假设沙猫的灵敏度范围是一个圆^[15], 利用轮盘选择算法给每只沙猫随机选择一个随机角度 θ , 群体中的每只沙猫都能够在搜索空间中沿着不同的圆周方向移动。沙猫按照式 (14) 进行位置更新, 实现攻击猎物

$$P_{os}(z+1) = P_{bc}(z) - r_i P_{md} \cdot \cos \theta \quad (14)$$

沙猫群优化算法流程如图 2 所示。

沙猫群优化算法通过探索阶段与开发阶段的平衡、在空间中多维度搜索以及动态调整搜索策略, 提高神经网络的全局搜索能力, 通过权重和偏置的优化、激活函数参数以及学习率等网络参数调整, 减少训练误差, 提高网络对复杂问题的拟合能力, 使得网络训练更加稳定高效, SCSO 算法能够加快 BP 神经网络的训练收敛速度, 算法内置的并行搜索机制可以充分利用计算资源, 节

省训练时间, 提高训练效率, SCSO 算法有助于网络更好地提取数据中的关键特征, 从而提高模型的泛化能力, 此外 SCSO 优化的 BP 神经网络在处理含噪声数据时表现出更强的鲁棒性, 有助于网络更好地处理异常值, 提高模型的稳定性。

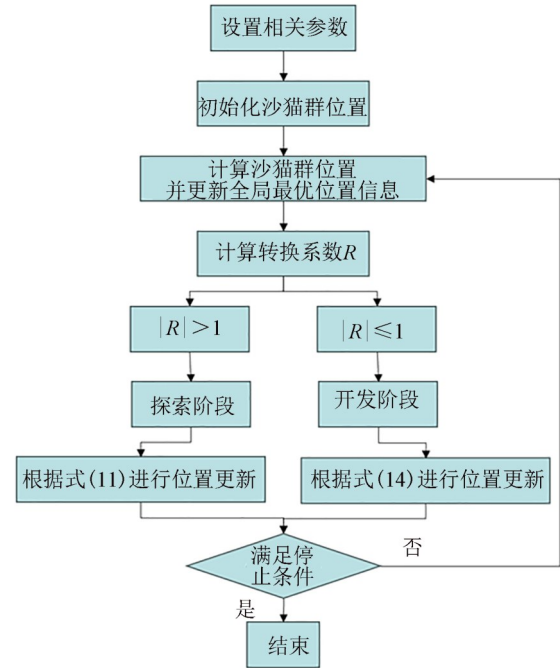


图 2 SCSO 算法流程

Fig. 2 SCSO algorithm process

3 实验结果与分析

3.1 光纤陀螺数据采集及数据预处理

采用的实验对象是某高精度光纤陀螺, 在常温下的零偏稳定性为 $0.005\ 2^\circ/\text{h}$, 在变温下的零偏稳定性为 $0.008\ 4^\circ/\text{h}$ 。在不同温度下进行光纤陀螺零偏的数据采集实验, 实验过程如下。

将光纤陀螺放置在高低温试验箱中进行温度实验, 陀螺内装有温度传感器, 通过上位机数据采集软件测得光纤陀螺输出的静态零偏输出数据和温度传感器温度数据, 陀螺输出采集系统采样频率为 1 Hz。光纤陀螺变温实验设置: 设置温箱在 $20\ ^\circ\text{C}$ 保温 60 min, 随后以 $1\ ^\circ\text{C}/\text{min}$ 的速率降温至 $-40\ ^\circ\text{C}$, 并保温 100 min, 再以相同的速率升温至 $70\ ^\circ\text{C}$, 并保温 100 min, 再以 $1\ ^\circ\text{C}/\text{min}$ 的速率降温至 $-40\ ^\circ\text{C}$, 并保温 100 min, 最后以相同的速率升温至 $70\ ^\circ\text{C}$, 并保温 100 min。光纤陀螺恒温下的输出为光纤陀螺 $22\ ^\circ\text{C}$ 恒温环境中静态 72 h 所采集的数据。将采集到的光纤陀螺变温输出和常

温输出按照国军标 GJB 2426A—2015^[16]的相关定义进行标定。

−40 ℃ 保温 60 min 起, 截取升温至 70 ℃ 保温过程中的 230 min 光纤陀螺变温零偏输出和恒温环境中所采集的第 50 min 至 60 min 光纤陀螺零偏输出曲线, 分别如图 3 和图 4 所示。

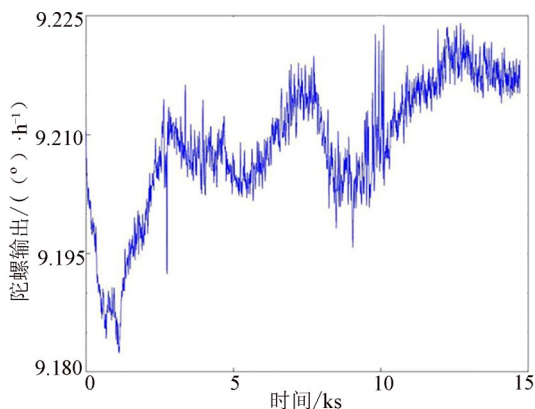


图 3 变温条件下的陀螺输出

Fig. 3 Output of FOG under variable temperatures

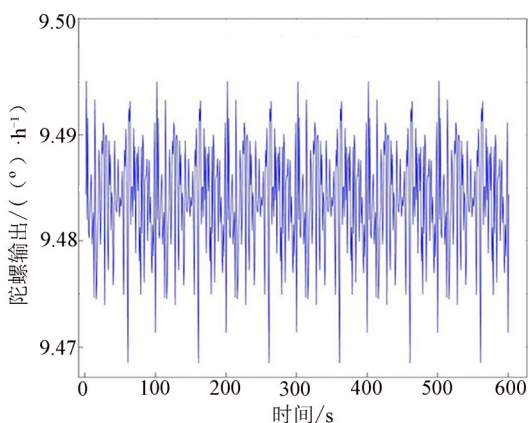


图 4 恒温条件下的陀螺输出

Fig. 4 Output of FOG at constant temperature

3.2 温度补偿结果分析

截取−40 ℃ 升温至−35 ℃ 过程中采集的 300 s 数据, 前 250 s 数据作为训练集, 后 50 s 数据作为测试集, 打乱训练集数据, 代入 SCSO-BP 神经网络模型和 BP 神经网络模型分别进行训练, 得到两种温补模型。打乱测试集的数据并代入 SCSO-BP 温补模型进行测试, 测试集 SCSO-BP 温补后与温补前、BP 温补后对比如图 5 所示。

由图 5 可看出: SCSO-BP 温补模型波动较小, 预测结果更稳定, 预测曲线几乎保持在一个平滑的水平线上, 这表明经过 SCSO 优化后的 BP 温补模型具有更好的拟合能力, 拟合时间缩短且

具有较高的拟合精度; BP 温补后的陀螺输出预测值相比之下波动较大, 预测结果较为不稳定, 有明显偏离真实值的情况, 说明其在处理此类数据时的稳定性较差, 拟合精度较低。综上所述, SCSO 优化的 BP 神经网络在光纤陀螺温度补偿问题上具有显著的优势, 表现出更高的精度、稳定性和收敛速度。

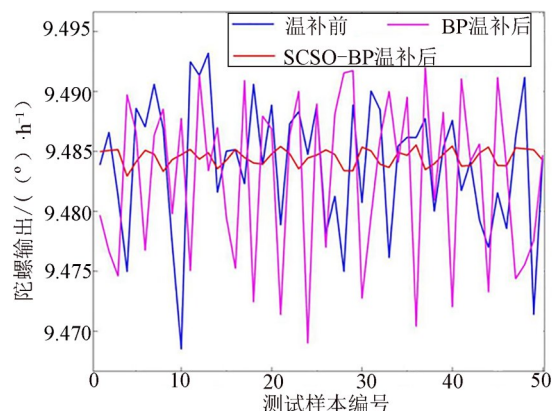


图 5 测试集上不同模型温补前后效果对比

Fig. 5 FOG outputs of the test set before and after compensations based on different compensation models

为了验证本文方法的补偿效果, 使用相同的光纤陀螺按照原实验方案重新采集陀螺输出数据, 分别代入 SCSO-BP 神经网络和 BP 神经网络温度补偿模型, 截取从 25 ℃ 升温至 30 ℃ 过程中的 5 min 数据来展示 SCSO-BP 温补模型的补偿效果, 如图 6 所示。

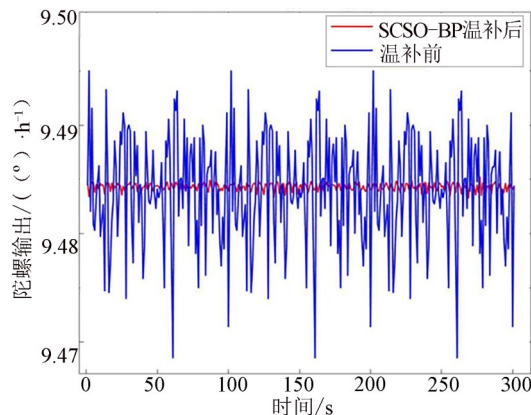


图 6 SCSO-BP 温补后与温补前效果对比

Fig. 6 FOG outputs before and after SCSO-BP-based temperature compensation

由图 6 可知: 温度补偿前的光纤陀螺输出波动较大, 表明在未经温度补偿的情况下, 光纤陀螺的输出受到温度变化的影响较大; 而利用 SCSO-

BP 温度补偿模型补偿后的陀螺输出显著平稳, 说明温度补偿技术有效地减少了温度对陀螺输出的影响。

截取-40 ℃保温 60 min 起升温及 70 ℃保温过程的 230 min 数据展示 SCSO-BP 温补模型与 BP 温补模型效果对比, 如图 7 所示。

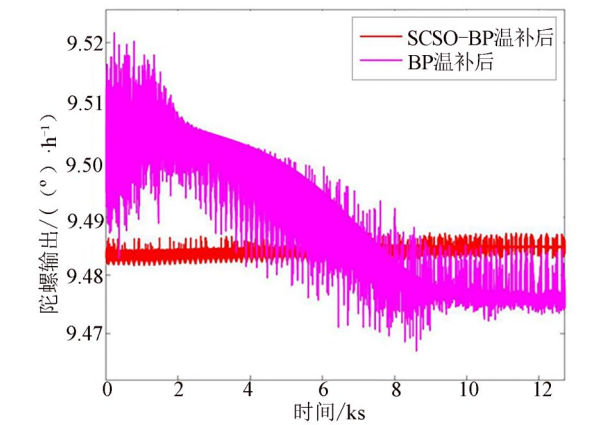


图 7 SCSO-BP 温补后与 BP 温补后效果对比
Fig. 7 Comparison of FOG outputs after SCSO-BP-based temperature compensation and BP-based temperature compensation

由图 7 可知: 相较于 SCSO-BP 温补模型, BP 温补模型补偿后的曲线显示了明显的波动和漂移, 尤其是在时间约 3 000~6 000 s 之间, 漂移量较大, 随后逐渐趋于稳定, 说明 BP 温补模型的稳定性较差; 在整个时间范围内, SCSO-BP 温补方法保持了较为稳定的输出角速率漂移, 说明沙猫群优化算法优化后的 BP 神经网络温补模型在抑制温度变化对光纤陀螺输出的影响方面更为有效, 表现出更高的稳定性和精度。

为了进一步验证本文所提出的温补模型的补偿效果, 设计蜣螂算法^[17] (Dung Beetle Optimizer, DBO) 优化后的 BP 神经网络温补模型进行对比, 如图 8 所示。

表 2 为 BP、SCSO-BP 及 DBO-BP 温补模型应用在光纤陀螺-40~70 ℃变温实验采集光纤陀螺输出数据的温度补偿效果对比, 补偿前后光纤陀螺输出零偏稳定性均按照国军标 GJB 2426A—2015^[16]定义计算。

由表 2 对比分析可知, 运用 SCSO-BP 神经网络温度补偿模型进行温度补偿后的零偏稳定性比补偿前精度提升了 95%, 相比于蜣螂算法优化后的 BP 温补模型提升了 58%, 相较于未经优化的 BP 模型补偿精度提升了近 86%。数据清晰表明,

SCSO-BP 神经网络模型在光纤陀螺温度补偿方面比传统 BP 神经网络模型有显著改进, 较补偿前近 95% 的零偏稳定性提升, 突显了 SCSO-BP 方法在提高精度和可靠性方面的优势, 使其成为减轻高精度光纤陀螺温度效应的有效解决方案。此外, SCSO-BP 温补模型在处理新样本数据时表现出的优越泛化性能, 表明其在实际应用中应对各种环境条件的鲁棒性较好。

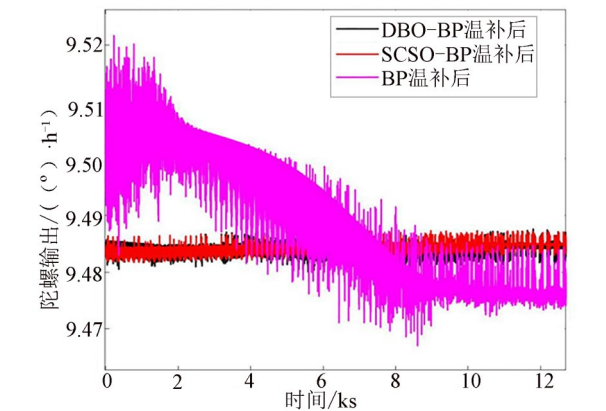


图 8 3 种温补模型效果对比
Fig. 8 Compensation effects of three temperature compensation models

表 2 3 种温度补偿模型效果对比
Tab. 2 Compensation effects of three temperature compensation models

补偿模型	变温光纤陀螺输出零偏稳定性/((°) ·h ⁻¹)	
	补偿前	补偿后
BP	0.008 4	0.002 9
DBO-BP	0.008 4	9.809 9E-4
SCSO-BP	0.008 4	4.139 4E-4

4 结论

光纤陀螺所处环境的温度发生变化时, 其输出零偏会产生漂移现象。本文通过对陀螺输出零偏漂移的误差机理分析, 以及实测数据的零偏漂移与温度变量呈非线性关系基础上, 采用 BP 神经网络方法建立光纤陀螺温度补偿模型, 并利用沙猫群优化算法优化温度补偿模型。该模型改善了 BP 神经网络模型易陷入局部最优解的情况, 有较强的模型自适应力, 加快了收敛速度, 提升了算法性能。通过实验对模型效果进行验证, 表明 SCSOBP 神经网络温度补偿模型能使某型陀螺补

偿精度较 BP 模型补偿精度提高 86%，比未补偿前精度提升 95%。沙猫群优化算法优化 BP 神经网络对于使用软件方法改善光纤陀螺温漂现象具有重要的参考意义和实用价值。

参考文献:

- [1] KONG L H, JIN J, CAI W, et al. High precision interferometric fiber optical gyroscopes based on photonic-crystal fiber for space application[C]//2021 IEEE Aerospace Conference. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2021: 1-7.
- [2] 何昆鹏, 赵瑾玥, 周琪, 等. 基于 LSTM 神经网络的机载光纤陀螺温度冲击误差补偿技术[J]. 航空科学技术, 2024, 35(2): 31-38.
HE K P, ZHAO J Y, ZHOU Q, et al. Temperature shock error compensation technology for airborne fiber optic gyroscopes based on LSTM neural networks[J]. Aeronautical Science & Technology, 2024, 35(2): 31-38.
- [3] 罗全, 秦琳琳, 周全, 等. 闭环光纤陀螺温度误差分段补偿方法实现[J]. 电光与控制, 2018, 25(12): 73-76.
LUO Q, QIN L L, ZHOU Q, et al. Implementation of a temperature error piecewise compensation method in closed-loop fiber optical gyro[J]. Electronics Optics & Control, 2018, 25(12): 73-76.
- [4] MENG X J, MENG X L. Nonlinear system simulation based on the BP neural network[C]//2010 Third International Conference on Intelligent Networks and Intelligent Systems. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2010: 334-337.
- [5] 贾朔, 车昊, 李洋, 等. 基于 BP 神经网络的光纤陀螺误差补偿方法[J]. 物理与工程, 2020, 30(4): 116-120.
JIA S, CHE H, LI Y, et al. The fiber optic gyro error compensation by using BP neural network[J]. Physics and Engineering, 2020, 30(4): 116-120.
- [6] 席绪奇, 姚志成, 何志昆, 等. 基于多项式模型和 BP 神经网络的光纤陀螺温度补偿[J]. 计算机应用与软件, 2013, 30(11): 54-56.
XI X Q, YAO Z C, HE Z K, et al. Temperature compensation for FOG based on polynomial model and BP neural network[J]. Computer Applications and Software, 2013, 30(11): 54-56.
- [7] 赵深, 何巍, 辛璟焘, 等. 基于 CSAPSO-BP 神经网络的光纤陀螺温度补偿研究[J]. 压电与声光, 2023, 45(4): 589-594.
ZHAO S, HE W, XIN J T, et al. Research on temperature compensation of fiber optic gyroscope based on CSAPSO-BP neural network[J]. Piezo-electrics & Acousto-optics, 2023, 45(4): 589-594.
- [8] 王开, 仇海涛, 石海洋. 基于 BAS-BP-Bagging 模型的光纤陀螺温度补偿[J]. 半导体光电, 2023, 44(4): 519-524.
WANG K, QIU H T, SHI H Y, et al. The temperature compensation method of fiber optic gyroscope based on BAS-BP-Bagging neural network[J]. Semiconductor Optoelectronics, 2023, 44(4): 519-524.
- [9] 仇海涛, 徐梦桐, 刘伟, 等. 基于 ACO-BP 神经网络的光纤陀螺温度补偿方法研究[J]. 电光与控制, 2023, 30(7): 78-81, 118.
QIU H T, XU M T, LIU W, et al. Research on temperature compensation method of fiber optic gyroscope based on ACO-BP neural network[J]. Electronics Optics & Control, 2023, 30(7): 78-81, 118.
- [10] 佟林, 覃方君, 冯卡力, 等. 基于粒子群优化算法的光纤陀螺温度误差分段补偿方法[J]. 中国惯性技术学报, 2019, 27(4): 505-509.
TONG L, QIN F J, FENG K L, et al. Segmentation compensation method for FOG temperature error based on particle swarm optimization algorithm[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2019, 27(4): 505-509.
- [11] 王瑞, 郑百东, 李飞, 等. ELM-AdaBoost 模型在光纤陀螺温度误差补偿中的应用[J]. 兵工自动化, 2024, 43(2): 63-68.
WANG R, ZHENG B D, LI F, et al. Application of ELM-AdaBoost model in temperature error compensation of fiber optic gyroscope[J]. Ordnance Industry Automation, 2024, 43(2): 63-68.
- [12] SEYYEDABBASI A, KIANI F. Sand cat swarm optimization: A nature-inspired algorithm to solve global optimization problems[J]. Engineering with Computers, 2023, 39(4): 2627-2651.
- [13] 蒋开正, 吕丽平. 改进沙猫群优化算法优化堆叠降噪自动编码器的发动机故障诊断[J]. 机械设计, 2023, 40(8): 56-62.
JIANG K Z, LYU L P. Optimization of fault diagnosis for stacked denoising auto encoder s engine by improved sand cat swarm optimization algorithm[J]. Journal of Machine Design, 2023, 40(8): 56-62.
- [14] 张洁. 沙猫群优化算法规划核辐射探测机器人移动

- 路径[J]. 核电子学与探测技术, 2023, 43(4): 759-765.
- ZHANG J. Sand Cat swarm optimization planning nuclear radiation detection robot moving path[J]. nuclear Electronics & Detection Technology, 2023, 43(4): 759-765.
- [15] 贾鹤鸣, 李永超, 游进华, 等. 改进沙猫群优化算法的机器人路径规划[J]. 福建工程学院学报, 2023, 21(1): 72-77.
- JIA H M, LI Y C, YOU J H, et al. Robot path planning based on improved sand cat swarm optimization algorithm[J]. Journal of Fujian University of Technology, 2023, 21(1): 72-77.
- [16] 中国人民解放军总装备部. 光纤陀螺仪测试方法: GJB 2426A—2015[S]. 北京: 总装备部军标出版发行部, 2015.
- [17] 宗琳, 周晓华, 罗文广, 等. 蜣螂算法优化概率神经网络的变压器故障诊断[J]. 智慧电力, 2024, 52(5): 98-104.
- ZONG L, ZHOU X H, LUO W G, et al. Transformer fault diagnosis based on probabilistic neural network optimized by dung beetle optimizer[J]. Smart Power, 2024, 52(5): 98-104.