光电技术及应用

DOI：10.16818/j.issn1001－5868.2024062801

基于 PSO-RBF 神经网络的光纤陀螺温度补偿及实现

仇海涛[1]，冯子健[1*]，石海洋[2]

（1. 北京信息科技大学 高动态导航技术北京市重点实验室，北京 100101；2. 北京航天时代光电科技有限公司，北京 100094）

摘　要： 为降低光纤陀螺因温度效应产生的零偏漂移并提升其实际测量精度，文章基于粒子群算法的径向基函数(PSO-RBF)神经网络模型构建了光纤陀螺的温度补偿模型，并在－40～＋60 ℃的变温环境下对三轴光纤陀螺进行温度补偿实验。实验结果表明，该模型在变温情况下将光纤陀螺的全过程零偏漂移减少了 85％以上，与传统多项式模型以及未经优化的 RBF 模型相比，其预测稳定性和补偿效果更好。

关键词： 三轴光纤陀螺；温度补偿；粒子群算法；RBF 神经网络；零偏

中图分类号： V241.5　**文章编号：** 1001－5868(2024)06－0971－06

Fiber Optic Gyroscope Temperature Compensation and Implementation Based on Particle Swarm Optimization-radial Basis Function Neural Network

QIU Haitao[1], FENG Zijian[1], SHI Haiyang[2]

(1. Beijing Key Laboratory of High Dynamic Navigation Technology, Beijing Information Science and Technology University, Beijing 100101, CHN; 2. Beijing Aerospace Times Optoelectronics Technology Co., Ltd., Beijing 100094, CHN)

Abstract: To reduce the bias drift of the fiber optic gyroscope arising from the temperature effect and improve accuracy, a temperature compensation model of the fiber optic gyroscope was established based on the radial basis function (RBF) neural network model and particle swarm optimization (PSO-RBF). Temperature compensation tests were conducted on the three-axis fiber gyroscope in temperature environments of －40 to ＋60 ℃. The experimental results demonstrate that the model reduces the bias drift of the entire process of the fiber optic gyroscope by more than 85％ under the condition of variable temperature, with prediction stability and compensation effect better than those of the traditional polynomial and unoptimized RBF models.

Key words: three-axis fiber optic gyroscope; temperature compensation; particle swarm algorithm; RBF neural network; bias

0　引言

光纤陀螺作为惯导系统的核心部件，用于敏感运动的载体在惯性空间下的运动，通过光程差能够测量载体的角位移和角速度[1]，在武器系统、潜艇、舰船等领域有着广泛应用[2]。陀螺在各种环境条件影响下，其精度往往会被干扰。特别是陀螺内部器件(如光纤环)受温度影响会产生非互易性误差(Shupe 效应)，使陀螺输出零偏漂移，影响其实际测量精度[3]。在实际应用中，通常采用改进硬件的方法来消除因温度变化带来的误差，但是成本较高，且精度提高不大。因此，对光纤陀螺的输出进行分析并在此基础上建立温度补偿模型[4]是目前的研究趋势。

基于多项式补偿[5]方法的补偿策略，通过根据温变率的不同进行分段建模的补偿方法，是目前应

收稿日期：2024－06－28.

基金项目：国家自然科学基金项目(61703040).

* **通信作者：**冯子健

用最广泛的补偿模型，有很好的稳定性。但多项式补偿模型具有局限性，导致该方法面对较为复杂的非线性任务时其拟合效果欠佳。BP 神经网络对复杂非线性函数具有较好的拟合能力，基于其特性的陀螺温度补偿方案可显著提高补偿精度[6-9]。但 BP 神经网络易受局部最小影响并会出现过拟合现象，且由于网络初始权重不同，会很大程度提高预测结果的随机性且在泛化性能上表现较差。

因光纤陀螺在温度作用下呈现出复杂的非线性特性，使得其在实际测量中难以获得满意的精度。而径向基函数（RBF）神经网络非线性建模能力较强，具有独立学习、组织和适应功能，可以根据不同的情况来选择适合的结构，模型具有训练速度快、局部逼近能力强和逼近精度高等优势。同时粒子群算法采用多个粒子并行的方式进行寻优，具备优秀的全局搜索能力[10-12]。并且粒子拥有记忆功能，能保存个体和全局的最优解信息，可以利用这种信息对粒子的搜索方式进行指导。针对上述情况，本文提出一种基于粒子群算法优化 RBF 网络的 PSO-RBF 补偿模型，运用该模型对变温条件下的光纤陀螺零偏输出进行温度补偿，大幅提高了陀螺仪的测量精度。

1 光纤陀螺温度误差分析

光纤环对温度极为敏感，当外界温度变化时，光纤陀螺中的光纤环状态改变，发生伸缩，光折射率变化，光纤环中的两束反向光波之间会产生一个非互易性相位差，形成零偏误差。且与由旋转引起的 Sagnac 相位差很难区分开，而电路器件本身所带来的热噪声也可能导致陀螺仪的解调误差，从而降低了陀螺仪在惯性导航领域的精度。

光纤环中由热传导产生的 Shupe 误差表达式为：

$$\Delta\varphi_{\mathrm{E}}=\frac{2\pi n}{\lambda_0 c}\times\frac{\partial n}{\partial t}\times\int_0^L\frac{\partial T(z,t)}{\partial t}(L-2z)\mathrm{d}z \quad (1)$$

式中，n 为光纤的折射率，t 为光纤线圈温度，L 表示长度，$\frac{\partial n}{\partial t}$为折射率 n 的温度系数，$\frac{\partial T(z,t)}{\partial t}$表示光纤环在 t 时刻在 z 点的温度变化率，$L-2z$ 表示位置 z 的权系数。由光纤陀螺转动引起的 Sagnac 相位差为：

$$\Phi_{\mathrm{S}}=\frac{2\pi LD}{\lambda_0 c}\Omega \quad (2)$$

式中，D 为光纤环直径，综合式(1)和(2)可以推导出外界温度变化导致的旋转速率误差为：

$$\Omega_{\mathrm{E}}(t)=\frac{n}{DL}\times\frac{\partial n}{\partial t}\times\int_0^L\frac{\partial T(z,t)}{\partial t}(L-2z)\mathrm{d}z \quad (3)$$

从公式(3)可以看出，由外部温度导致的相位漂移幅度与光纤环的温变率和权系数($L-2z$)成比例。为减少因温度产生的相移，可采用多极轴对称绕组，并通过优化绕组制降低权系数($L-2z$)，从而抑制温度漂移对陀螺输出精度的影响。但在实际应用中，光纤环绕制很难达到理想效果，同时，陀螺中其他部件(如 Y 波导等)也会受温度影响导致附加的非互易性相位差异，进一步影响陀螺的精度。

2 光纤陀螺温度补偿模型的建立

2.1 基于 PSO-RBF 神经网络的陀螺温度补偿机理分析

光纤陀螺的温度零偏漂移曲线有很强的非线性特性，而 RBF 神经网络能够以更高的准确度逼近非线性连续函数，从而能够研究更复杂的非线性关系。因此，建立 RBF 神经网络模型对光纤陀螺的零偏输出进行了补偿，在原理上能够显著改善陀螺的输出精度。

实验所采用的 RBF 网络结构模型如图 1 所示，输入层输入量为温度 x_1，温度变化率 x_2，零偏输出 y_m 为输出层输出量，ω 为隐含层间的连接权值。

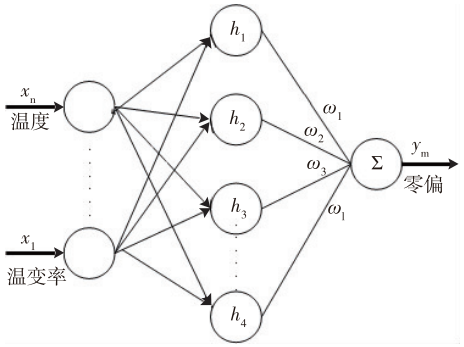


图 1 RBF 神经网络结构模型

节点的输出为：

$$y_k=\sum_{i=1}^{j}\omega_{jk}h_j(x),k=1,2,\cdots,k \quad (4)$$

粒子群算法是一种全局搜索的算法，其核心思想来源于鸟类群体协作捕食过程，鸟类具有群体合作觅食的特性，每只鸟能够通过群体之间共享信息，对食物的位置不停地搜寻，以便于整个种群找到食物。粒子群算法中，每个粒子都携带速度与位置信息，其中位置信息表示所寻问题的最优解，粒子根据自己的记忆能力在空间中飞行寻找最优解的过程中

不断迭代更新。每一个粒子都有 3 个特征值：位置 x_i，速度 v_i 和适应度。位置和速度分别表示粒子运动的方向和大小，通过每个粒子的适应度值来评估该粒子的优劣。粒子通过两个极值来调整寻优过程，一个是粒子个体本身的最优解 P_{best}，另一个是种群发现的全局最优解 G_{best}。粒子利用记忆功能，根据个体最优解和全局最优解，不断调整飞行速度和方向，最终寻求到种群的最优解。其中粒子通过公式(5)和(6)进行位置 x 和速度 v 的更新。

$$x_{id}^{k+1}=x_{id}^{k}+v_{id}^{k+1} \tag{5}$$

$$v_{id}^{k+1}=\omega\times v_{id}^{k}+c_1r_1(P_{id}^{k}-x_{id}^{k})+c_2r_2(P_{gd}^{k}-x_{id}^{k}) \tag{6}$$

式中，k 代表当前迭代的次数，d 代表维度，i 是粒子序号，c_1 和 c_2 为加速度系数，r_1 和 r_2 是 0～1 之间的随机数，ω 是惯性权重，P_{id} 和 P_{gd} 分别代表个体最优和全局最优解。

利用粒子群算法在寻优能力上强，即寻找的最优解更接近理论最优值和在收敛速度上高的特点，优化 RBF 神经网络，结合高斯函数，使 PSO-RBF 组合的神经网络能够很好地拟合非线性输入数据，从而达到对光纤陀螺零偏输出进行补偿。

2.2　基于粒子群算法的 RBF 神经网络优化

提升 RBF 神经网络在光纤陀螺补偿中的精度关键在于选择合适的中心、宽度参数 σ 以及各层间连接权值 ω。此外，将影响输出响应的关键因素温度和温变率作为 PSO-RBF 神经网络的输入神经元。

选取高斯函数作为 RBF 神经网络的基函数，因参数对网络训练结果的影响很大，所以引入改进的粒子群算法来解算 RBF 神经网络的最佳参数。训练得到光纤陀螺的 PSO-RBF 网络补偿模型通过实验得到温度-角速度数据，用于训练 RBF 神经网络，作为温度补偿模型，改进粒子群算法寻找最优网络参数，角速度预测与实际测量值的误差作为适应度，得到补偿模型。如图 2 所示，具体建模流程如下：

(1)载入陀螺的温度输出数据，将其作为训练集，并加以处理。

(2)生成初始种群：设置种群数量 M，迭代次数 T，以及粒子的初始位置 x，初始速度 v，初始化加速度参数 c_1 和 c_2，随机数 r_1 和 r_2，惯性权重 ω，初始化个体最优解 P_{id} 和全局最优解 P_{gd}。更新信息素找到最优的个体位置。

(3)根据需要解决的问题设定适应度函数，计算群体中的对应粒子的适应度值。

(4)将历史个体最优解和当前个体最优解对比，适应度更符合要求的解作为新的个体最优解，并且以同样的方式更新全局最优解。

(5)根据公式更新粒子的速度和位置。

(6)满足循环终止条件后输出优化过后的 RBF 神经网络权阈值选出适应度值最符合的粒子，输出全局最优解；如果不满足条件，回到步骤(3)，重新进行迭代。

(7)以优化过后的权阈值对 RBF 神经网络进行训练，得到 PSO-RBF 温度补偿模型。

(8)将测试得到的陀螺温度数据输入到训练好的预测模型中，对陀螺的零偏输出进行补偿预测。

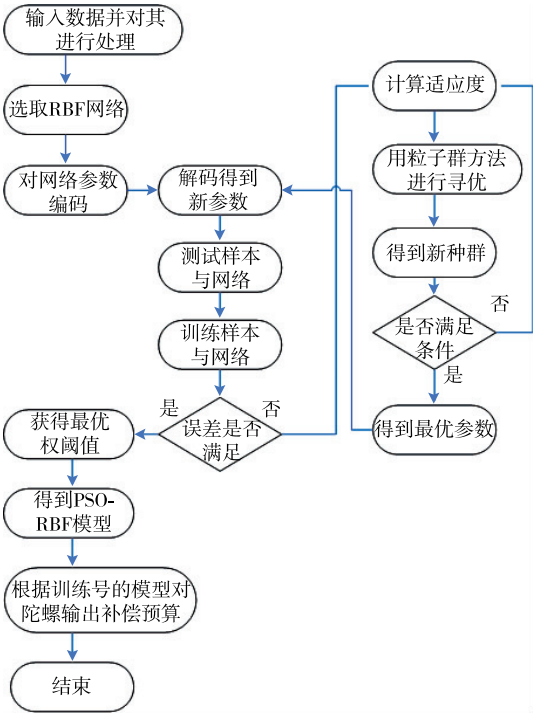


图 2　基于 PSO-RBF 的温度补偿模型流程图

根据以上步骤首先对 RBF 网络的参数进行选择，然后建模，得到了 RBF 和 PSO-RBF 网络的预测模型。所选取的参数如表 1。

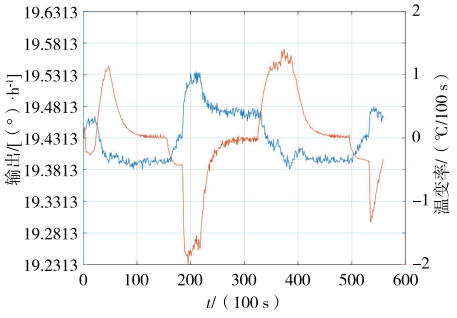
表 1　神经网络模型参数设置

相关参数	RBF 模型	PSO-RBF 模型
训练次数	1 000	1 000
训练目标	0.005	0.005
学习速率	0.01	0.01
粒子数	/	30
迭代次数 k	100	
惯性权重 w	1	
交叉概率	0.8	
变异概率	0.01	
空间搜索维度	50	

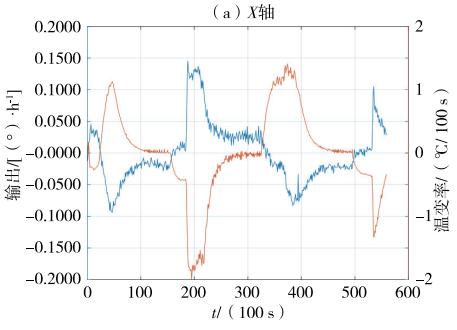
3 实验结果与分析

3.1 光纤陀螺零偏输出数据采集与处理

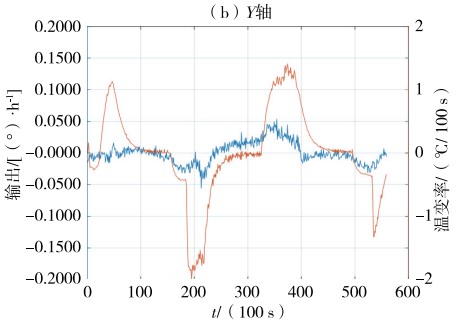
采用三轴光纤陀螺，在以下实验条件进行：将陀螺静止在温箱中，以室温（25 ℃）保温 2 小时后，以 2 ℃/min 的温变速率升温到 60 ℃，并保温 3 小时，然后在同样的温度速率下降温到－40 ℃，保温 3 小时后再上升到室温至陀螺输出稳定。实验过程中，通过陀螺数据采集软件采集，采样频率为 2 048 Hz，得到三组实验数据。为消除陀螺零偏信号中的噪音，对陀螺零偏数据中心化，并做 100 s 平滑处理，即每 100 s 取原始数据平均值。去噪后的 100 s 平滑输出数据如图 3 所示。



(a) X轴



(b) Y轴



(c) Z轴

图 3 补偿前陀螺各轴零偏输出

由图可以看出，随着温度变化（温变率不为 0）时，陀螺的零偏输出会出现漂移；而在温度不变（温变率为 0）时，陀螺输出相对稳定。这表明陀螺的输出受温度变化的影响较大，因此，在进行陀螺补偿时，需要将温度和其变化率作为关键因素。

3.2 其他模型温度补偿效果对比与分析

以温度一阶、温变率二阶的形式设计多项式补偿模型为实验对照，多项式补偿模型如下：

$$y = k_1 + k_2 T + k_3 \frac{\mathrm{d}T}{\mathrm{d}t} + k_4 \left(\frac{\mathrm{d}T}{\mathrm{d}t}\right)^2 \tag{7}$$

式中，y 为待补偿数值，$\frac{\mathrm{d}T}{\mathrm{d}t}$ 为温度变化率，k_1，k_2，k_3，k_4 采用最小二乘法确定，由此得到多项式补偿模型：

X 轴：

$$\begin{aligned} y = {} & 0.018\,162\,719\,106\,624\,3 - \\ & 0.000\,829\,606\,536\,044\,004T - \\ & 0.033\,711\,328\,811\,611\,2\frac{\mathrm{d}T}{\mathrm{d}t} + \\ & 0.007\,365\,220\,683\,624\,12\left(\frac{\mathrm{d}T}{\mathrm{d}t}\right)^2 \end{aligned} \tag{8}$$

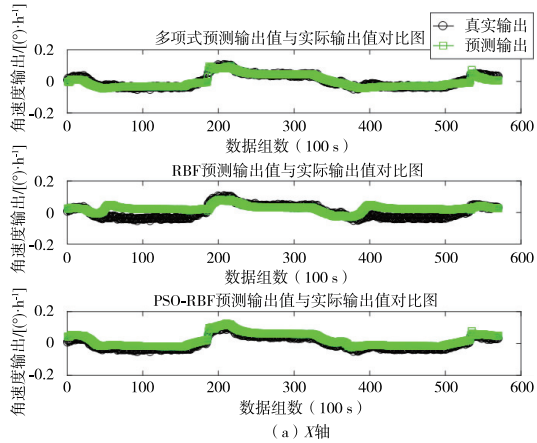
Y 轴：

$$\begin{aligned} y = {} & -0.010\,440\,044\,864\,418\,6 - \\ & 0.000\,540\,036\,346\,274\,737T - \\ & 0.054\,989\,846\,431\,989\,0\frac{\mathrm{d}T}{\mathrm{d}t} - \\ & 0.007\,500\,185\,897\,497\,43\left(\frac{\mathrm{d}T}{\mathrm{d}t}\right)^2 \end{aligned} \tag{9}$$

Z 轴：

$$\begin{aligned} y = {} & -0.005\,866\,817\,444\,270\,95 - \\ & 0.000\,231\,729\,759\,792\,360T - \\ & 0.016\,163\,022\,847\,688\,8\frac{\mathrm{d}T}{\mathrm{d}t} - \\ & 0.000\,549\,197\,471\,119\,199\left(\frac{\mathrm{d}T}{\mathrm{d}t}\right)^2 \end{aligned} \tag{10}$$

分别载入多项式，RBF，PSO-RBF 三种补偿模型，得到陀螺输出的实际输出值与预测输出值对比图如图 4 所示。



(a) X轴

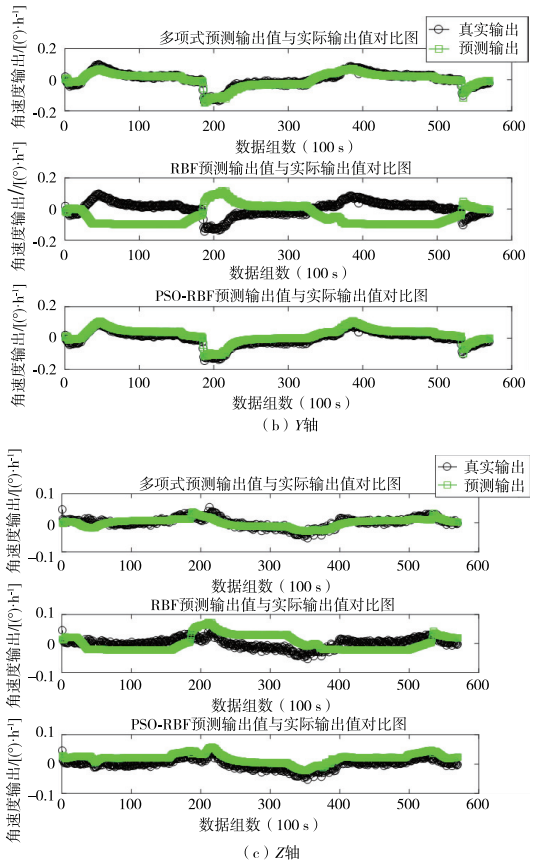
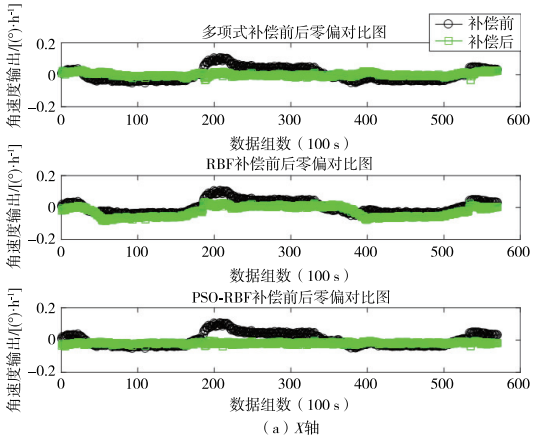


图 4　各轴预测输出值与实际输出值对比图

对比三种模型的结果图，PSO-RBF 神经网络模型对陀螺输出拟合程度明显好于多项式模型和 RBF 神经网络模型。将光纤陀螺 100 s 平滑得到的零偏输出值减去预测模型所计算得到的补偿值，可得到补偿后的陀螺输出值。三种模型在补偿前后效果对比如图 5 所示。

图 5 分别为陀螺 X，Y，Z 三个轴向进行温度补偿后的零偏输出对比图，光纤陀螺经过 PSO-RBF 神经网络模型补偿后，在全温实验过程中的波动得到明显改善，输出变得平稳。



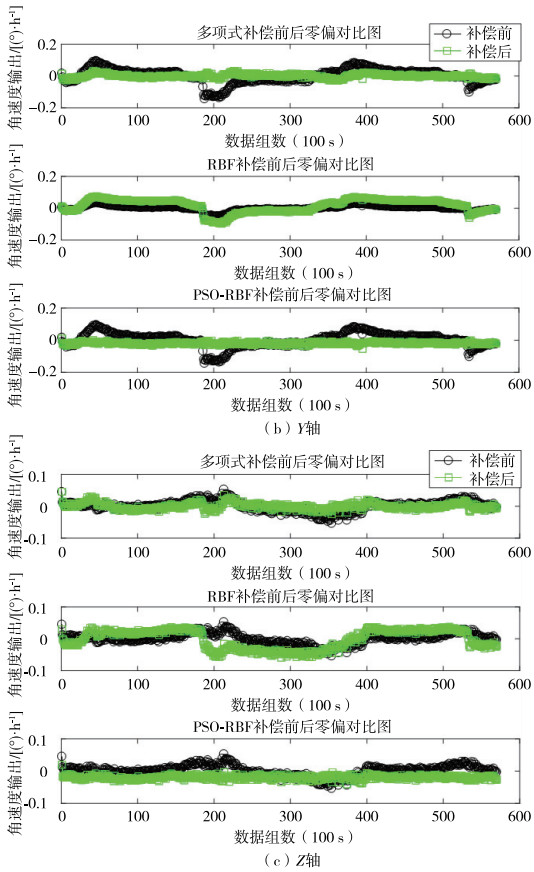


图 5　各轴零偏对比图

分别计算三种模型补偿后的零偏稳定性，计算公式为：

$$B_s=\frac{1}{K}\times\left[\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(F_i-\bar{F})\right] \tag{11}$$

式中，B_s 为零偏稳定性，K 为陀螺标度因数，n 为采样次数，F_i 为第 i 次采样时的陀螺输出值，$\bar{F}$ 为陀螺输出均值。通过计算得到三种模型对陀螺补偿后的三个轴零偏稳定性如表 2。

表 2　陀螺零偏稳定性

模型	X 轴/[(°)·h^{-1}]	Y 轴/[(°)·h^{-1}]	Z 轴/[(°)·h^{-1}]
补偿前	0.039 828	0.045 529	0.016 562
多项式	0.010 843	0.011 04	0.009 679 4
RBF	0.006 009 1	0.013 876	0.009 884
PSO-RBF	0.005 583 7	0.006 456 7	0.005 744 4

对比三种模型补偿后陀螺的零偏稳定性，相较于补偿前，PSO-RBF 神经网络模型补偿后能够使陀螺的温度漂移减小约 85%，与多项式补偿模型进行温度补偿相比精度提升了 20%，与 RBF 模型相比提升了 15%。结果表明 PSO-RBF 补偿模型可以更好拟合三轴光纤陀螺零偏输出，有效减少了陀螺在不同温度下的漂移，提高了其稳定性和精度。

综上所述，PSO-RBF 神经网络模型在三轴光

纤陀螺的温度补偿中表现出色，基于 PSO-RBF 的温度补偿模型显著提高了陀螺的零偏稳定性和温度补偿效果。

4 结束语

光纤陀螺零偏输出会随温度变化从而产生漂移现象，为提升光纤陀螺补偿效果，本文对光纤陀螺温度误差机理进行分析，建立基于 PSO-RBF 神经网络的光纤陀螺温度补偿模型，并对三轴光纤陀螺的零偏输出进行了补偿。结果表明，经 PSO-RBF 模型补偿后的陀螺零偏稳定性提升了 85%以上，相比多项式补偿模型和未经优化的 RBF 模型其提升效果更好。验证了基于 PSO-RBF 神经网络的温度补偿模型对光纤陀螺温度补偿的可行性，对光纤陀螺温度补偿改良具有重要意义。

参考文献：

[1] 王 巍，于海成，冯文帅，等. 高精度光纤陀螺仪技术[M]. 北京：国防工业出版社，2021.
Wang Wei, Yu Haicheng, Feng Wenshuai, et al. High Precision Fiber Optic Gyroscope Technology[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2021.

[2] Lefèvre H C. The Fiber-Optic Gyroscope: Challenges to Become The Ultimate Rotation-Sensing Technology[M]. Optical Fiber Technology, 2013, 19(6): 828-832.

[3] Jin J, Wang Z, Zhang Z G, et al. Temperature errors modeling for fiber optic gyroscope using multiple linear regression models[J]. J. of Astronautics, 2008, 29(6): 1912-1916.

[4] 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 Quan, Qin Linlin, Zhou Quan, 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.

[5] 罗 超，孙 枫，刘广哲. 基于 BP 神经网络的光纤陀螺零偏温度补偿[J]. 弹箭与制导学报，2005，(2)：104-106，109.
Luo Chao, Sun Feng, Liu Guangzhe. Bias temperature compensation for fiber optic gyro based on BP neural network[J]. J. of Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance, 2005, (2): 104-106, 109.

[6] 韩 冰，林玉荣，邓正隆. 光纤陀螺温度漂移误差的建模与补偿综述[J]. 中国惯性技术学报，2009，17(2)：218-224.
Han Bing, Lin Yurong, Deng Zhenglong. Overview on modeling and compensation of FOG temperature drift[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2009, 17(2): 218-224.

[7] Vapnik V. Statistical Learning Theory[M]. New York: Wiley, 1998.

[8] 黄春福，李 安，覃方君，等. 基于 PSO-SVR 的光纤陀螺温度误差建模与实时补偿[J]. 光子学报，2019，48(12)：95-102.
Huang Chunfu, Li An, Qin Fangjun, et al. Temperature error modeling and real-time compensation of fiber optic gyroscope based on PSO-SVR[J]. Acta Photonica Sinica, 2019, 48(12): 95-102.

[9] 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 Kai, Qiu Haitao, Shi Haiyang. The temperature BP-Bagging compensation method of fiber optic gyroscope based on BAS neural network[J]. Semiconductor Optoelectronics, 2023, 44(4): 519-524.

[10] SeoY B, Yu H, Yu M J, et al. Compensation method of gyroscope bias hysteresis error with temperature and rate of temperature using neural networks[C]// 18th Inter. Conf. on Control, Automation and Systems(ICCAS), 2018: 1072-1076.

[11] 吴鹏飞，叶 童，姜 辉，等. 基于粒子群算法的光纤陀螺零偏温度补偿参数辨识[J]. 上海航天，2023，40(S1)：164-170.
Wu Pengfei, Ye Tong, Jiang Hui, et al. Identification of bias temperature compensation parameters of fiber optic gyroscope based on particle swarm optimization[J]. Shanghai Aerospace, 2023, 40(S1): 164-170.

[12] 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 Shen, He Wei, Xin Jingtao, et al. Research on temperature compensation of fiber optic gyroscope based on CSAPSO-BP neural network[J]. Piezoelectric & Acousto-Opticular, 2023, 45(4): 589-594.

作者简介：

仇海涛(1974—)，男，山东省临沂市人，博士，副研究员，主要研究方向为导航与制导；

冯子健(2000—)，男，辽宁省铁岭市人，硕士研究生，主要研究方向为光纤陀螺温度补偿。