

DOI:10.19708/j.ckjs.2415539

基于自适应小波回声神经网络的光纤陀螺 测角仪温度误差补偿技术*

朱 伟¹ 王敏林² 董雪明²

(1.上海市质量监督检验技术研究院 上海 201114; 2.北京长城计量测试技术研究所 北京 100095)

摘 要: 基于光纤陀螺的测角仪可以实现对各项角运动参数的一体化动态精密测量,但在实际应用中,光纤陀螺测角仪受到温度变化的影响,导致测量精度下降。针对这一问题,本文提出了一种基于自适应小波回声神经网络的光纤陀螺测角仪温度误差补偿技术。为了提高温度误差建模的进度,提高传统神经网络的逼近能力,通过自适应前向线性预测滤波器对建模用测角仪温度漂移数据进行预处理,并采用自适应小波回声神经网络建立温度漂移模型,能够避免传统神经网络结构设计的盲目性和局部最优等问题,增强了网络学习能力和泛化能力,并利用自适应律代替神经网络梯度进行网络训练,提升神经网络的逼近精度和收敛速度。实验结果表明,该模型可以提高光纤陀螺测角仪的测量精度和环境适应性,为光纤陀螺测角仪的性能优化和实际应用提供了可靠的技术支撑。

关键词: 测角仪;温度误差建模;小波回声神经网络;粒子群优化;自适应前向线性预测滤波器

中图分类号: TN06 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.4030

Temperature error compensation of fiber optic gyro angular measurement based on adaptive wavelet echo neural network

Zhu Wei¹ Wang Minlin² Dong Xueming²

(1. Shanghai Institute of Quality Inspection, Shanghai 201114, China;

2. Changcheng Institute of Metrology & Measurement, Beijing 100095, China)

Abstract: Based on the fiber optic gyroscope, an angular motion integrated measurement sensor can achieve integrated and dynamic precision measurement of various angular motion parameters. However, in practical applications, the fiber optic gyroscope is susceptible to temperature changes, leading to a decrease in measurement accuracy. Addressing this issue, this paper proposes a temperature error compensation technique for the angular motion integrated measurement sensor based on an adaptive wavelet echo state neural network. To advance the progress of temperature error modeling and enhance the approximation capability of traditional neural networks, an adaptive forward linear prediction filter is applied to preprocess temperature drift data from the gyroscopes used for modeling. The paper adopts an adaptive wavelet echo state neural network to establish a temperature drift model, aiming to avoid issues such as the blind design of traditional neural network structures and local optima. This approach enhances the network's learning and generalization abilities. Additionally, an adaptive law is employed to replace neural network gradients during network training, thereby improving the approximation accuracy and convergence speed of the neural network. Experimental results demonstrate that the proposed model can enhance the measurement accuracy and environmental adaptability of angular motion integrated measurement sensor, providing reliable technical support for the performance optimization and practical applications of these sensors.

Keywords: angular measurement sensor; temperature error modeling; wavelet echo neural network; particle swarm optimization; adaptive forward linear prediction filter

0 引 言

随着惯性技术的不断进步,在诸多领域中扮演着至关

重要的角色,其中光纤陀螺测角仪作为一种高精度、高稳定性的测角设备,被广泛应用于角度计量、航空航天、地质勘探等领域。光纤陀螺测角仪的发展使得动态角运动参数的

收稿日期:2024-02-27

* 基金项目:上海市市场监督管理局科技项目(2023-35)资助

一体化精密测量成为可能^[1-3],然而,在实际应用中,温度变化对光纤陀螺测角仪的性能产生了不可忽视的影响,限制其进一步实际工程化推广应用^[4-5]。因此,有必要对光纤陀螺测角仪的温度漂移进行建模并进行补偿,以提高其环境适应性。

光纤陀螺作为光纤陀螺测角仪的核心元器件,当环境温度变化时在 Shupe 效应的影响下会产生非互易相位差,进而导致漂移误差。传统的光纤陀螺温度误差补偿算法包括两种方法:一种是基于多元回归或最小二乘法的多项式拟合,以建立温度输入与光纤陀螺偏差之间的关系^[6]。由于模型简单,计算复杂度小,这些方法适用于实时信号处理,但精度有限。另一种方法是机器学习技术,如支持向量机和人工神经网络^[7-9]。人工神经网络是一种广泛使用的方法,因为它在训练精度方面优于其他方法^[10]。特别是径向基函数神经网络在定位和定向系统的后期处理中可以无视数据计算的复杂性并提高光纤陀螺的测量精度。然而,受泛化能力差的影响,传统的神经网络方法不能接受新样本,这导致补偿结果在不同温度条件下的重复性降低^[11]。东南大学的陈熙源团队提出了一种基于改进粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)和支持向量机算法(support vector machine, SVM)的光纤陀螺建模和补偿新方法^[12],通过引入动态惯性因子,提高了粒子群算法的收敛速度和可靠性。北京航空航天大学陈刚团队分析并建立了光纤陀螺多变量温度漂移模型^[13],并利用支持向量机算法对温度漂移模型进行了训练,为了提高建模能力,并通过粒子群优化对模型参数进行优化。如何提高人工神经网络的泛化能力,也逐渐成为了光纤陀螺温度误差补偿的研究热点。而光纤陀螺测角仪作为动态角运动参数的一体化精密测量设备,对于温度误差补偿的精度需求相比于导航定位领域更高,因此对神经网络的泛化能力和拟合精度提出了更高的要求。

针对上述问题,本文提出了一种基于自适应小波回声神经网络的光纤陀螺测角仪温度误差补偿技术,首先通过自适应前向线性预测滤波器对建模用测角仪温度漂移数据进行预处理,随后采用自适应小波回声神经网络建立温度漂移模型,并利用自适应律代替神经网络梯度进行网络训练,提出的方法可以显著提高光纤陀螺测角仪的测量精度和环境适应性,为光纤陀螺测角仪的性能优化和实际应用提供了可靠的技术支持。

1 光纤陀螺温度漂移误差分析

在传统的光纤陀螺测角仪中,温度计通常布置在信息处理解算板上,并不能真实的反应出温度敏感单元(光纤环)的温度变化情况,并且单一的温度计也无法反映出传感器内部温度场的梯度变化情况。并且在实际应用中,光纤陀螺测角仪常常处于复杂多变的环境中,存在温度梯度和非均匀性。因此本文提出配备 3 个温度计,分别测量光纤

环上表面、下表面和外壳的温度,如图 1 所示。多个温度计的使用使得系统更能适应不同环境条件,更全面地感知光纤陀螺仪所处环境的温度场变化,提高了模型的鲁棒性和适应性。

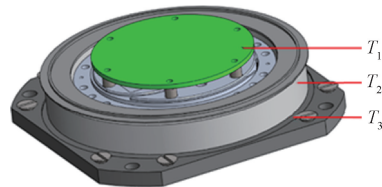


图 1 光纤陀螺测角仪温度计布置图

矢量 $\mathbf{X}$ 被定义为光纤陀螺温度的观测值:

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} T \\ \dot{T} \\ \Delta T \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中, $T = [T_1 \ T_2 \ T_3]^T$ 描述了场的温度分布, $\dot{T} = [\dot{T}_1 \ \dot{T}_2 \ \dot{T}_3]^T$ 表示温度变化率, $\Delta T = [T_1 - T_2 \ T_1 - T_3]$ 描述了温度梯度。

然后,将所有这些观测值视为光纤陀螺温度漂移模型的输入。目标模型可以定义为:

$$D = f(\mathbf{X}) = f\{[T \ \dot{T} \ \Delta T]^T\} \quad (2)$$

其中, D 表示光纤陀螺的温度漂移, $f(\cdot)$ 表示要训练的目标函数,为一个多输入、单输出的复杂模型。

光纤陀螺输出信号的数学模型可以表示为:

$$Y(n) = X(n) + B_0 + D(n) + N(n) \quad n = 1, 2, \dots \quad (3)$$

其中, $Y(n)$ 表示光纤陀螺的输出; n 是输出数据的序列号; $X(n)$ 是光纤陀螺的实际输入; B_0 表示可直接补偿的恒定零偏; $D(n)$ 表示由温度变化引起的漂移; $N(n)$ 为量化噪声和角度随机游走引起的高频干扰噪声。

需要建模的原始温度漂移数据实际上由漂移 $D(n)$ 和噪声 $N(n)$ 组成,定义为:

$$r(n) = D(n) + N(n) \quad (4)$$

为了提取温度漂移并消除噪声对模型训练的影响^[14],应首先预处理 $r(n)$ 。由于 $N(n)$ 的频率或统计特性事先不清楚,因此采用了在时域中工作的自适应前向线性预测滤波器来过滤噪声。自适应前向线性预测滤波器的基本思想是将先前输入乘以相应权重,以表示当前的输出。自适应前向线性预测滤波器的迭代方程表示为:

$$D(n) = \sum_{p=1}^N \phi_p(n) r(n-p) = \Phi(n)^T R(n-1) \quad (5)$$

其中, $\hat{D}(n)$ 表示滤波输出; N 是滤波器阶数, $\phi_p(n)$ 是滤波器的权重; $\Phi(n) = [\phi_1(n) \ \phi_2(n) \ \dots \ \phi_N(n)]^T$ 是权重向量; $r(n-p)$ 表示从第 n 个样本往回数 p 个样本的输入数据;并且 $\mathbf{R}(n) = [r(n-1) \ r(n-2) \ \dots \ r(n-N)]^T$ 是输入向量。

权重向量 $\Phi(n)$ 可以迭代为:

$$\begin{cases} e(n) = \hat{D}(n) - r(n) \\ \Phi(n+1) = \Phi(n) + \epsilon(n)[e(n)\mathbf{R}(n-1)] \end{cases} \quad (6)$$

其中, $e(n)$ 定义滤波器输出之间的偏移误差并输入; $\epsilon(n)$ 是步长控制因子。

如式(6)所示,权重向量 $\Phi(n)$ 作为算法的进度进行迭代计算,并将收敛到最优值 $\Phi_0(n)$ 。然而,步长控制因子 $e(n)$ 决定了收敛速度以及其滤波精度。自适应算法基于互相关系数的估计在偏移误差 $e(n)$ 和输入信号 $r(n)$ 之间用于调整步长 $e(n)$ 。

$\epsilon(n)$ 表示为:

$$\begin{cases} K_e^2(n) = \lambda K_e^2(n-1) + (1-\lambda)e^2(n) \\ K_i^2(n) = \lambda K_i^2(n-1) + (1-\lambda)r^2(n-i) \\ K_{e,i}(n) = \lambda K_{e,i}(n-1) + (1-\lambda)e(n)(n-i) \\ P_i(n) = \frac{K_{e,i}(n)}{K_e(n)K_i(n)} \\ L(n) = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} |P_i(n)| \\ \epsilon(n) = \frac{L(n)}{\mathbf{R}^T(n)\mathbf{R}(n)} \end{cases} \quad (7)$$

其中, $L(n)$ 是互相关的估计值系数; $K_e(n)$, $K_i(n)$, $K_{e,i}(n)$ 和 $P_i(n)$ 是过程变量; λ 是指数系数,取值范围在 $0.9 < \lambda < 1$ 。

根据互相关系数使得较大的步长收敛速度快,步长减小,收敛后互相关系数低,以保证稳态精度。在原始漂移数据 $r(n)$ 通过式(7)预处理后,滤波数据 $\hat{D}(n)$ 用于后续建立光纤陀螺温度漂移模型。

2 光纤陀螺温度漂移误差建模

2.1 基于小波回声神经网络的温度漂移建模

小波回声神经网络通过将神经网络与小波阈值函数相结合,可以获得更好的非线性函数逼近能力^[15-17]。小波回声神经网络由输入层、具有稀疏和随机互连神经元的隐藏层和无记忆输出层组成,其结构如图 2 所示。

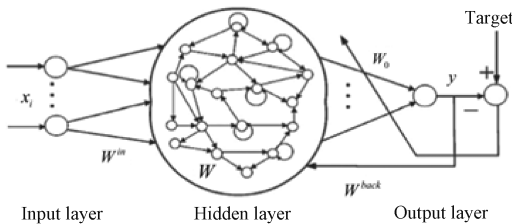


图 2 小波回声神经网络结构图

小波回声神经网络的隐藏层为连续积分器,可表示为:

$$\dot{X} = (1-a)X + \Psi(W^in u + WX + W^{back} y) \quad (8)$$

其中, X 是 N 维动态储层激活状态, $a > 0$ 是储层神经元的比率, $a > 0$ 表示, M 维外部输入, $\Psi(\cdot)$ 是小波阈

值函数,选择为:

$$\Psi(X) = X \exp\left(-\frac{1}{2} |X|^2\right) \quad (9)$$

前面的母函数被扩展为大小波族,如下:

$$\Psi_{d,t}(x) = 2^{d/2} (2^{d/2} x - t) \exp\left(-\frac{1}{2} (2^d x - t)^2\right) \quad (10)$$

其中, d_j 和 t_j 分别是扩张和平移。

在式(10)中设置小数 d_j 和 t_j , 可以平滑在一些小波族中发现的动态储层的张力多样性。以 $\mathbf{W}^{in} \in \mathbf{R}^{N \times M}$, $\mathbf{W} \in \mathbf{R}^{N \times N}$ 和 $\mathbf{W}^{back} \in \mathbf{R}^{N \times 1}$ 分别为输入、内部和反馈连接权重矩阵。小波回声神经网络的输出层可以表示如下:

$$y = G(\mathbf{W}^T \mathbf{X}) \quad (11)$$

其中, $G(\cdot)$ 是输出激活函数(在本文中被设置为 1), 并且 $\mathbf{W} \in \mathbf{R}^{N \times 1}$ 表示输出权重矩阵。

小波回声神经网络在满足如下条件可以实现任意精度逼近:对于任何给定的连续函数 $f(\cdot): \mathbf{R}^n \rightarrow \mathbf{R}$, 在足够大的紧集 $\Omega \subset \mathbf{R}$ 和任意 $\epsilon_m > 0$, 存在一个小波回声神经网络系统 $y(x)$, 形式为(10), 使得:

$$\sup_{x \in \Omega} |f(x) - y(x)| \leq \epsilon_m \quad (12)$$

函数 $f(x)$ 可以表示为:

$$f(x) = \mathbf{W}^T \mathbf{X}(x), \forall x \in \Omega \subset \mathbf{R}^n \quad (13)$$

其中, $\mathbf{W}_0$ 是最优权重。因此

$$\mathbf{W}_0 = \arg \min_{\mathbf{W}_0 \in \mathbf{R}^{N \times 1}} \{\sup |f(x) - \hat{\mathbf{W}}^T \mathbf{X}(x)|\} \quad (14)$$

最优小波神经网络输出函数可以重写如下:

$$\mathbf{W}^T \mathbf{X}(x) = \hat{\mathbf{W}}^T \mathbf{X}(x) - \tilde{\mathbf{W}}^T \mathbf{X}(x) \quad (15)$$

其中, $\tilde{\mathbf{W}}^T = \hat{\mathbf{W}}^T - \mathbf{W}^T$ 。

由小波神经网络所逼近的温度漂移模型最终形式可描述为:

$$\bar{D} = \hat{f}(x) = \hat{\mathbf{W}}^T \mathbf{X}(x), \quad (16)$$

则温度漂移误差可定义为:

$$e = f(x) - \hat{f}(x) = \mathbf{W}^T \mathbf{X}(x) - \hat{\mathbf{W}}^T \mathbf{X}(x) = -\tilde{\mathbf{W}}^T \mathbf{X}(x) \quad (17)$$

2.2 小波回声网络的自适应律设计

为了提高神经网络的逼近精度和收敛速度,本文设计自适应律代替神经网络梯度进行网络训练。先将温度漂移模型表示为:

$$D = f(x) = \mathbf{W}^T \mathbf{X}(x) + \epsilon \quad (18)$$

其中, ϵ 为神经网络逼近误差。

首先定义滤波向量 $\mathbf{D}_f, \mathbf{X}_f$

$$\begin{cases} k\dot{\mathbf{D}}_f + \mathbf{D}_f = D \\ k\dot{\mathbf{X}}_f + \mathbf{X}_f = X \end{cases} \quad (19)$$

其中, $k > 0$ 是一个常数。

对于任意常数 $l > 0$, 可以定义滤波回归矩阵 $\mathbf{H} \in \mathbf{R}^{2 \times 2}$, $\mathbf{I} \in \mathbf{R}^{2 \times 1}$ 满足

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{H}} = -l\mathbf{H} + \mathbf{X}_f\mathbf{X}_f^T, & \mathbf{H}(0) = 0 \\ \dot{\mathbf{I}} = -l\mathbf{I} + \mathbf{D}_f\mathbf{D}_f^T, & \mathbf{I}(0) = 0 \end{cases} \quad (20)$$

则存在另一个辅助矩阵 $\mathbf{M} \in \mathbb{R}^{2 \times 1}$

$$\mathbf{M} = \mathbf{H}\hat{\mathbf{W}} - \mathbf{I} \quad (21)$$

其中, $\hat{\mathbf{W}}$ 是 $\mathbf{W}$ 的估计矩阵。

则自适应律可设计如下:

$$\dot{\hat{\mathbf{W}}} = -\mathbf{K}\mathbf{M} \quad (22)$$

其中, $\mathbf{K} > 0$ 是一个定常学习增益矩阵。

式(19)中的参数 k 定义了滤波器的“带宽”,应将其设置为较小值以保持鲁棒性。式(20)中的参数引入了遗忘因子,即滤波器 $1/(s+l)$ 的直流增益为 $1/l$,该参数的选择应平衡收敛速度和鲁棒性。

3 实验验证

为了验证所提出方法的有效性,本文进行了相应的温度误差建模实验和角定位误差验证实验,实验环境如图 3 所示,光纤陀螺测角仪固定于温箱内的转台上,测角仪敏感轴与转台的旋转轴平行。

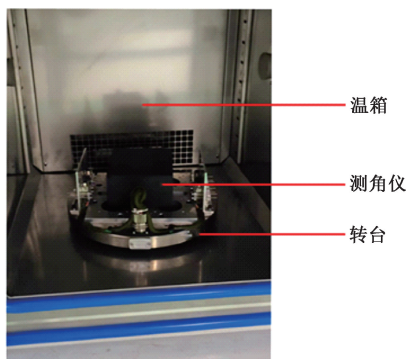


图 3 实验环境图

3.1 温度误差建模实验

在温度误差建模实验中,具体的温度控制策略如图 4 所示。首先,将温箱的温度保持在 20°C ,并启动光纤陀螺测角仪预热半小时。随后,温箱温度以 $1^\circ\text{C}/\text{min}$ 的升温速率分别升高至 25°C 、 30°C 、 35°C 、 40°C 、 45°C 、 50°C 、 55°C ;每到达一个温度点保持 15 min ;最后,迅速将温度降至 20°C ,并以 $1^\circ\text{C}/\text{min}$ 的降温速率,降温到 15°C 、 10°C 、 5°C 、 0°C 、 -5°C 、 -10°C 、 -15°C 、 -20°C 、 -25°C 、 -30°C 、 -35°C 、 -40°C ,然后每个温度点也保持 15 min ,总计用时 440 min 。

由于温度实验中,光纤陀螺测角仪输出中包含随机游走噪声,为了降低随机游走噪声对后续温度误差建模的影响,采用本文设计的自适应前向线性预测滤波器对光纤陀螺测角仪输出进行滤波,其滤波器阶数 N 设置为 10。静态条件下滤波前后测角仪的输出如图 5 所示。

从图 5 中看出,通过采用自适应前向线性预测滤波器

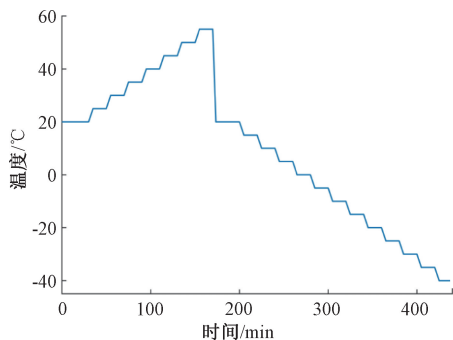


图 4 温度控制策略

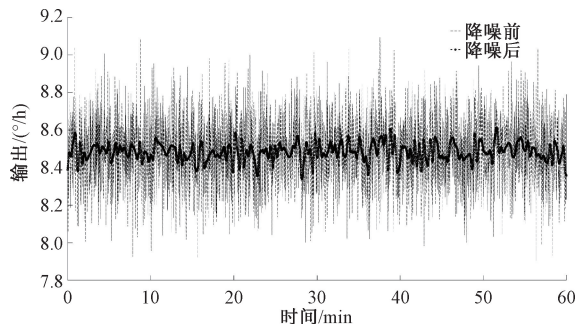


图 5 滤波前后测角仪输出

对光纤陀螺进行滤波能够将输出的标准差由 $0.176^\circ/\text{h}$ 降低至 $0.044^\circ/\text{h}$,有效地消除了随机游走效应的影响,从而为后续高精度温度漂移误差建模提供基础。在对光纤陀螺测角仪的原始数据进行预处理后,小波回声神经网络的自适应律的自适应增益为 $K = 13.814$, $\sigma = 0.152$,通过在线调试,最终选择小波回声神经网络的节点数目为 20 个,训练得到基于自适应小波回声神经网络的温度误差模型。

3.2 温度误差补偿

根据建立的温度误差模型,对光纤陀螺测角仪输出进行补偿,并开展不同温度下的角位置定位精度验证实验,控制温箱分别在 -40°C 、 -30°C 、 -20°C 、 -10°C 、 0°C 、 10°C 、 20°C 、 25°C 、 30°C 、 40°C 和 55°C ,在每个温度点下控制转台旋转,每 36° 记为 1 组,共进行 10 组,验证不同温度点下光纤陀螺测角仪的测量精度,实验结果如图 6 所示。

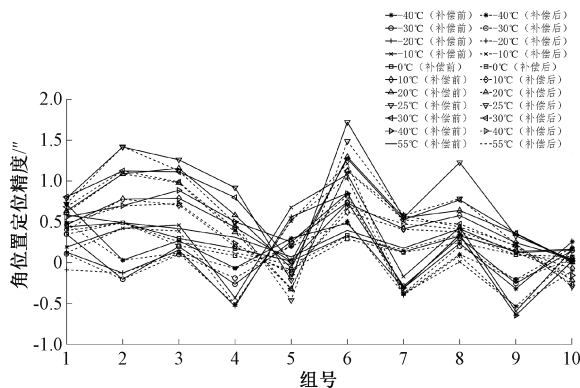


图 6 不同温度下角位置定位精度

可以看出,温度误差补偿前不同温度下的角位置定位误差大于补偿后结果。

具体实验结果如表 1 所示,本文选择 PSO-SVM 算法作为对比,以 $-40\text{ }^{\circ}\text{C}$ 为例,补偿前测量误差均值为 0.168 角秒,PSO-SVM 补偿后测量误差均值为 0.114 角秒,精度

提升了 32.1% ,本文方法补偿后测量误差均值为 0.097 角秒,精度提升了 42.1% 。从实验数据中可以看出,本文提出的方法可以有效补偿光纤陀螺测角仪的温度误差,可以将全温范围内的测量精度提升 29.8% ,相比于 PSO-SVM 提升 11.9% 。

表 1 不同温度下角位置定位精度

温度值/ $^{\circ}\text{C}$	补偿前测量误差/角秒		补偿后测量误差/角秒			
	均值	标准差	PSO-SVM		本文方法	
			均值	标准差	均值	标准差
-40	0.168	0.321	0.114	0.272	0.097	0.263
-30	0.108	0.340	0.058	0.308	0.051	0.319
-20	0.051	0.433	-0.021	0.445	-0.001	0.459
-10	0.205	0.487	0.148	0.513	0.133	0.508
0	0.277	0.155	0.201	0.158	0.188	0.154
10	0.461	0.255	0.377	0.304	0.345	0.291
20	0.615	0.452	0.561	0.478	0.487	0.477
25	0.855	0.541	0.727	0.638	0.609	0.620
30	0.719	0.427	0.557	0.509	0.498	0.490
40	0.469	0.267	0.407	0.336	0.354	0.312
55	0.314	0.177	0.214	0.158	0.219	0.160

4 结 论

本文针对光纤陀螺测角仪受到温度变化的影响进而精度下降的问题,提出了一种基于自适应小波回声神经网络的光纤陀螺测角仪温度误差补偿技术。该模型利用自适应前向线性预测滤波器有效地减小了随机漂移对温度建模精度的干扰,并采用小波回声神经网络建立温度漂移模型,增强了网络学习能力和泛化能力;利用自适应律更新神经网络权重,提升了神经网络的逼近能力和收敛速度。实验结果表明,所提出的光纤陀螺温度误差建模方法可以实现对光纤陀螺测角仪全量程温度范围下的高精度校准,为光纤陀螺测角仪的性能优化和实际应用提供了可靠的技术支撑,具有良好的应用前景和可观的经济效益。

参考文献

[1] MOU J, SU J, MIAO L, et al. Research on field application technology of dynamic angle measurement based on fiber optic gyroscope and autocollimator[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(13): 15308-15317.

[2] FILATOV V, PAVLOV A, VELOKOSELTSEV A, et al. Precision angle measurement systems on the basis of ring laser gyro[J]. Sensors, 2020, 20(23): 6930.

[3] FU X, WANG J, CHEN L. Application of non-planar

four-mode differential ring laser gyroscope in high-performance dynamic angle measurement[C]. 2014 DGON Inertial Sensors and Systems (ISS). IEEE, 2014: 1-10.

[4] 万洵, 谢良平. 光纤陀螺温度场仿真分析与陀螺外罩结构优化设计[J]. 应用光学, 2016, 37(3): 353-358.

[5] 王刚, 万洵, 崔志超, 等. 基于动态温控的光纤陀螺高温工作控制方案[J]. 应用光学, 2023, 44(5): 1153-1156.

[6] LIAO L, LI Q. Parameter identification and temperature compensation of quartz flexible accelerometer based on total least squares [J]. International Journal of Signal Process. Syst, 2016, 4: 27-31.

[7] CHANG C C, LIN C J. LIBSVM: A library for support vector machines[J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2011, 2(3): 27: 1-27:27.

[8] FAUSSOT N, COTTREAU Y, HARDY G, et al. Fibre optic gyroscopes for space use[C]. International

Conference on Space Optics. SPIE, 2017: 260-270.

[9] HUA Q, GAO Y, WANG X Z, et al. A new approach to improving generalization ability of feed-forward neural networks [C]. 2010 International Conference on Machine Learning and Cybernetics. IEEE, 2010, 3: 1413-1419.

[10] 周冬阳, 王彦海, 刘晓亮, 等. 基于 IWOA-BP 神经网络的滑坡区塔线体系应力预测模型[J]. 国外电子测量技术, 2023, 42(7): 121-131.

[11] YANG P, QIN Y, YOU J. Temperature compensation for RLG based on neural network[C]. Sixth International Symposium on Precision Engineering Measurements and Instrumentation. SPIE, 2010, 7544: 1172-1178.

[12] WANG W, CHEN X. Temperature drift modeling and compensation of fiber optical gyroscope based on improved support vector machine and particle swarm optimization algorithms[J]. Applied Optics, 2016, 55(23): 6243-6250.

[13] ZHAO X, CHEN G, LIU H, et al. A multivariate temperature drift modeling and compensation method for large-diameter high-precision fiber optic gyroscopes[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 1-12.

[14] 马星河, 师雪琳, 赵军营. 基于 POA-VMD-WT 的 MEMS 去噪方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(1): 53-63.

[15] ALEXANDRIDISA K, ZAPRANIS A D. Wavelet neural networks: A practical guide [J]. Neural Networks, 2013, 42: 1-27.

[16] 陈赛赛, 杨晨曦, 陈超, 等. 基于小波核扩散与双阶段 SVM 的轴承复合故障分类方法[J]. 仪器仪表学报, 2024, 44(10): 179-188.

[17] 齐善鲁, 范宝德, 张迪. 改进小波阈值去噪算法在 GPR 数据处理中的应用[J]. 电子测量技术, 2024, 46(1): 17-24.

作者简介

朱纬, 工程师, 硕士, 主要从事精密测量, 控制理论与应用等研究。
E-mail: zhuw_victor@126.com