

基于 CSAPSO-BP 神经网络的光纤陀螺温度补偿研究

赵 深^{1,2}, 何 巍^{1,2}, 辛璟焘^{1,2}, 吕 峥^{1,2}

(1. 北京信息科技大学 光电测试技术及仪器教育部重点实验室, 北京 100192;

2. 北京信息科技大学 光纤传感与系统北京实验室, 北京 100192)

摘 要: 光纤陀螺是惯导系统的重要组成器件, 环境温度变化会造成光纤陀螺的零偏发生漂移, 从而降低测量精度。运用传统的 BP 神经网络进行预测易陷入局部极小值, 导致补偿失败。该文采用混沌模拟退火粒子群 BP 神经网络的光纤陀螺零偏温度补偿模型, 优化了网络参数。通过在一40~60℃的升降温实验对模型进行验证, 实验结果表明, 该温度补偿模型的零偏稳定性比补偿前约有70%的精度提升, 与以往 BP 模型相比, 其预测性能和补偿效果更好。

关键词: 光纤陀螺; 温度补偿; BP 神经网络; 混沌理论; 模拟退火粒子群; 零偏

中图分类号: TN253; V241.5 **文献标志码:** A

Research on Temperature Compensation of Fiber Optic Gyroscope Based on CSAPSO-BP Neural Network

ZHAO Shen^{1,2}, HE Wei^{1,2}, XIN Jingtao^{1,2}, LYU Zheng^{1,2}

(1. Key Lab. of the Ministry of Education for Optoelectronic Measurement Technology and Instrument, Beijing Information

Science and Technology University, Beijing 100192, China; 2. Beijing Lab. of Optical Fiber Sensing and System,

Beijing Information Science and Technology University, Beijing 100192, China)

Abstract: The fiber optic gyroscope is an important component of the inertial navigation system, and the ambient temperature change will cause the zero bias drift of the fiber optic gyroscope, thereby reducing the measurement accuracy. Using the traditional BP neural networks for prediction is prone to falling into local minima, resulting in compensation failure. In this paper, the zero-biased temperature compensation model of fiber optic gyroscope adopting the chaos simulated annealed particle swarm BP (CSAPSO-BP) neural network is used to optimize the network parameters. The model is verified by the temperature rise and fall experiment at -40℃~60℃. The experimental results show that the zero bias stability of the temperature compensation model is improved by about 70% compared to before compensation, and its prediction performance and compensation effect are better than previous BP models.

Key words: fiber optic gyroscope; temperature compensation; BP neural network; chaos theory; simulated annealing particle swarm; zero bias

0 引言

光纤陀螺(FOG)是一种基于萨格纳克(Sagnac)效应的测量物体在惯性空间相对角速度的传感器,因其具有可靠性高,使用寿命长及精度高等优势,被广泛运用在惯性导航的相关领域,拥有较好的应用前景和研究价值。

为了应对不同的工程场合,光纤陀螺的工作温

度较宽(-40~60℃)^[1]。由于光纤陀螺的内部器件(如光纤环、电路电子元件)对温度变化很敏感,当环境温度改变时,光纤环内两束反向传播光会因温度扰动产生非互易相移(Shupe效应),电路元件产生的热噪声也会使陀螺解调出现误差,使陀螺输出零偏漂移^[2],影响光纤陀螺在高精度惯导系统领域应用的范围。为了抑制环境温度变化引起光纤陀螺

收稿日期:2023-02-07

基金项目:国家自然科学基金资助项目(52105540);高等学校学科创新引智计划基金资助项目(D17021);北京市自然科学基金-市教委联合基金资助项目(KZ201911232044)

作者简介:赵深(1994-),男,安徽省铜陵市人,硕士生,主要从事光纤陀螺控制与优化的研究。通信作者:何巍(1986-),男,博士生导师,主要从事光纤传感系统的研究。

零偏发生漂移的现象,一般通过改进光纤陀螺的结构和器件或从光纤环绕制方法上进行优化,增加温度控制装置,使陀螺工作在一个稳定的温度范围。但是由于成本和技术的限制,从硬件角度改良不仅会增加陀螺内部的体积,而且只能部分补偿温度漂移。通过建立光纤陀螺温度模型对其进行软件补偿的方法不仅成本较小,而且不同型号的陀螺可通过修改算法参数来进行温度补偿。

目前对光纤陀螺软件建模温度补偿主要有多项式模型^[3-4]及模糊逻辑^[5]等方法。上述方法能够对光纤陀螺进行温度补偿,但是由于光纤陀螺温度漂移呈现出复杂的非线性特征,所以这些方法的陀螺温度补偿能力受到限制。BP 神经网络因具有能逼近任意精度非线性函数的特点^[6],可采用 BP 神经网络建立光纤陀螺零偏温度补偿模型,但由于 BP 神经网络每次训练时权重的不确定性,易使网络训练时陷入局部最优的陷阱。为了改善 BP 神经网络的不足,引入粒子群、混沌、模拟退火算法^[7-9],提出一种基于混沌模拟退火粒子群算法优化 BP 神经网络权重的温度补偿模型,并通过对比分析验证模型的性能。

1 陀螺温度漂移机理

光纤陀螺作为一种惯性测量仪,其光纤环是陀螺的核心器件且对温度非常敏感。陀螺内部器件与所处环境因温度变化形成了热环境,在不同环境温度下陀螺输出也不同。光纤环热光效应的存在使线圈的某点产生热涨落,导致光纤折射率变化为 n 。长度为 L 的两束沿着顺时针(CW)、逆时针(CCW)传播的干涉光,在线圈 z 点产生一个相位延时,其相位分别为

$$\varphi_{\text{ccw}}(t) = \beta_0 n L \beta_0 \frac{\partial n}{\partial T} \int_0^L \Delta T \left(L - z, t - \frac{z}{c} \right) dz \quad (1)$$

$$\varphi_{\text{cw}}(t) = \beta_0 n L + \beta_0 \frac{\partial n}{\partial T} \int_0^L \Delta T \left(z, t - \frac{z}{c} \right) dz \quad (2)$$

式中: φ_{cw} 为顺时针光波沿光纤环旋转传输产生的相移; φ_{ccw} 为逆时针光波沿光纤环旋转传输产生的相移; $\beta_0 = 2\pi/\lambda$ 为光在真空中的传输常数, λ 为光的真空波长; $c_0 = nc$ 为真空中传播光速, c 为光纤中传播光速; z 为某一点距离端点的数值; ΔT 为光纤环在 z 点处温度分布变化量; $\partial n/\partial T$ 为光纤折射率的温度系数。式(1)减去式(2)后积分可得:

$$\Delta\varphi = \frac{\beta_0}{c_0} n \frac{\partial n}{\partial T} \int_0^L [\Delta T(z) - \Delta T(L-z)] \cdot (2z-L) dz \quad (3)$$

由式(3)可知,光纤环受温度影响产生的热致非互易相移即为 Shupe 效应。温度变化时,光纤环参数中的长度和直径发生改变会影响陀螺零偏,同时光纤的折射率、导热系数等参数也会变化。图 1 为光纤陀螺零偏误差机理。由图可知,影响陀螺精度的主要因素是温度,零偏是陀螺输入角速度为 0 时相应的输出量,陀螺零偏和温度是一种非线性的关系。因此,建立以温度为输入变量的零偏温度补偿模型是改善非互易相移的有效方法。

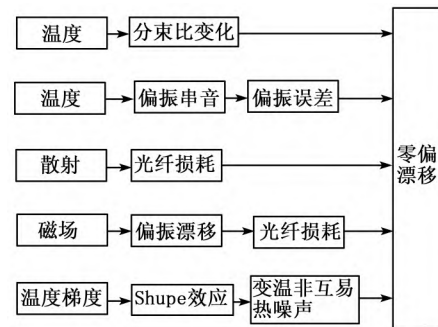


图 1 光纤陀螺零偏误差机理

2 FOG 温度补偿模型

光纤陀螺温度补偿模型分为线性和非线性,线性模型计算简单,可高效地传递数据,适合工程应用。由上述分析可知,光纤陀螺输出的零偏温度漂移复杂且是非线性的。光纤陀螺输出受多方面影响,包括 Y 波导、光源和内部电路等都会引起零偏温度漂移,单独的 Shupe 效应并不能代表光纤陀螺的零偏温度漂移。因此,针对光纤陀螺零偏输出的非线性特点,本文采用具有良好非线性映射能力、自适应学习能力的人工神经网络建模方法,辨识的收敛速度仅与神经网络自身及采用的学习算法有关。通过调节神经元间的连接权值,即可使网络的输出逼近系统的输出,同时实现在线控制。

2.1 BP 神经网络的温度补偿模型建立

BP 神经网络是一种通过误差逆传播算法训练的多层前馈神经网络。基于在最速下降法学习规则上通过反向传播来调整网络的权值和阈值,使网络的误差平方和最小,其本质是一种输入-输出模式的映射关系。图 2 为 BP 神经网络的光纤陀螺温度误差补偿模型。其结构关系可分为输入层、隐藏层、输出层。

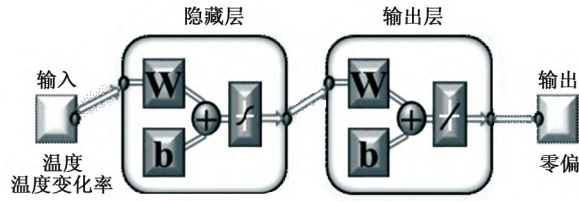


图2 BP神经网络的光纤陀螺温度误差补偿模型

BP神经网络运算分为2个过程:初始输入层的节点与隐藏层的节点做点对点计算,利用隐藏层计算出每个值;再利用相同的方法和输出层进行计算,最终的输出值和样本值做比较,计算出误差,这个过程为前向传播。隐藏层用 Sigmoid 作为激活函数,而输出层用 Purelin 函数。这是因为 Purelin 函数可保持之前任意范围的数值缩放,以便与样本值做比较,而 Sigmoid 函数的数值在 $0 \sim 1$ 。误差信号反向传递过程是利用前向传播的最后输出结果来计算误差的偏导数,再用此偏导数和前面隐藏层进行加权求和,如此层层向下传递(隐藏层间偏导加权求和)直到传递到输入层,最后利用每个节点求出的偏导数来更新权重。因此,陀螺零偏的温度补偿模型可采用3层网络结构,温度和温度变化率作为输入变量,零偏作为模型输出。模型各层计算式如下:

输出误差:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^l (d_k - o_k)^2 \quad (4)$$

输入层到隐藏层:

$$y_j = f(\text{net}_j) \quad (j = 1, 2, \dots, m) \quad (5)$$

$$\text{net}_j = \sum_{i=0}^m v_{ij} x_i \quad (j = 1, 2, \dots, m) \quad (6)$$

隐藏层到输出层:

$$W_k = f(\text{net}_k) \quad (k = 1, 2, \dots, l) \quad (7)$$

$$\text{net}_k = \sum_{j=0}^m W_{jk} y_j \quad (j = 1, 2, \dots, l) \quad (8)$$

误差定义展开至隐藏层:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^l [d_k - f(\text{net}_k)]^2 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^l \left[d_k - f\left(\sum_{j=0}^m \omega_{jk} y_j\right) \right]^2 \quad (9)$$

误差定义进一步展开至输入层:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^l d_k - f \left[\sum_{j=0}^l \omega_{jk} f(\text{net}_j) \right]^2 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^l d_k - f \left[\sum_{j=0}^l \omega_{jk} f\left(\sum_{i=0}^m v_{ij} x_i\right) \right]^2 \quad (10)$$

式中: o_k 为第 k 个节点的输出值; x_i 为神经网络的输入变量; $v_{ij} \omega_{jk}$ 为各层的连接权值; W_k 为神经网络输出值; d 为零偏期望值; f 为隐含层和输出层的传递函数。

2.2 基于粒子群算法的网络权值和阈值优化

由于BP神经网络优化函数是通过修改或构造训练方式改变隐藏的节点数,对应初始的权值和阈值会发生变化,随之影响网络的收敛效果和学习效率。由于在复杂函数模型的误差曲面会存在数个极小点,最终算法可能陷入局部极小点而不是收敛于全局极小点。为了减少上述情况所产生的影响,采用粒子群算法优化网络权值和阈值可提高网络补偿的性能。

粒子群中的成员为具有速度和位置信息的搜索粒子,每个粒子的位置信息代表了待求问题的候选解,求解空间中粒子的速度和位置由适应度值决定。粒子在寻找全局最优的过程中,通过跟踪个体最优和全局最优来进行迭代更新,更新过程中速度和位置的迭代形式:

$$V_{id}^{k+1} = \omega V_{id}^k + c_1 r_1 (P_{id}^k - X_{id}^k) + c_2 r_2 (P_{gd}^k - X_{id}^k) \quad (11)$$

$$X_{id}^{k+1} = X_{id}^k + V_{id}^{k+1} \quad (12)$$

式中: r_1, r_2 为分布在 $0 \sim 1$ 的随机数; c_1, c_2 为学习因子,一般取值为 $0 \sim 4$; ω 为惯性权重,表示粒子迭代前的速度对现在的影响; k 为迭代次数; P_{gd}^k 为粒子群在 d 维的全局极值的位置; P_{id}^k 为第 i 个粒子在 d 维的个体极值位置; V_{id}^k 为粒子的速度; X_{id}^k 为粒子的位置。

由式(11)、(12)可以看出,粒子群算法在运算过程中收敛速度虽然快,但易陷入局部最优情况。当粒子速度为0时会停止搜索,但停止位置可能是局部极值点。为了将算法运用于补偿光纤陀螺温度模型的问题中,须提高算法的全局寻优能力,解决易陷入局部最优的问题。

2.3 粒子群算法的改进

为了解决粒子群算法易陷入局部极值的问题,本文引入混沌理论到粒子群算法中。混沌理论是通过一种方式将混沌状态引入到需要优化的变量中,利用混沌变量进行搜索的方法比随机搜索更高效,同时提升了算法全局收敛的能力。再将模拟退火思想融入粒子群算法的参数选择中,使算法可接受好的解,也有一定的几率接收劣解。

算法的计算流程如下:

1) 确定输入温度、变化率和输出零偏的数据量,划分数据的测试集与训练集,并对数据进行预处理。

2) 初始化参数。包括种群规模、最大进化次数、惯性权重 ω 、学习因子及退火因子等参数。

3) 计算粒子的适应度值。初始化退火温度、混沌化粒子参数、初始化粒子的个体和全局极值。

4) 对粒子的适应度值进行迭代更新。更新个体极值和全局极值。

5) 更新粒子的速度和位置,并在更新中加入模拟退火因子。

6) 粒子极值更新时进行退温处理。

7) 判断算法的终止条件。若达到,则输出 BP 神经网络的权值和阈值;若未达到,则返回步骤 3)。

经上述流程运行后完成对光纤陀螺零偏温度补偿的建模。混沌模拟退火粒子群算法优化 BP 神经网络(CSAPSO-BP 算法)的流程图如图 3 所示。

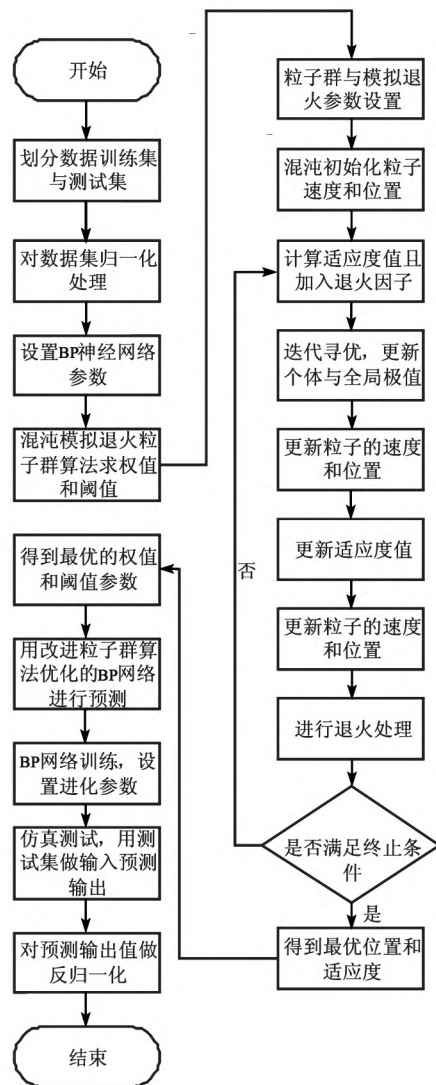


图3 CSAPSO-BP 算法流程图

3 实验设置与结果分析

3.1 零偏数据采集及数据预处理

实验采用某型中低精度光纤陀螺,将光纤陀螺放置在中科赛凌公司的单轴转台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的输出和温度,零偏和零偏稳定性按照国军标^[10]的相关定义计算。

BP 神经网络的训练样本和测试样本采用的是光纤陀螺输出的零偏数据。通过变温实验采集陀螺的零偏数据,测得陀螺在常温下零偏稳定性为 $0.011 (^{\circ})/h$,变温下零偏稳定性为 $0.09 (^{\circ})/h$ 。实验所用设备如图 4 所示。

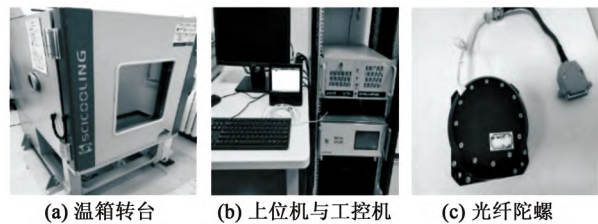


图4 实验设备

变温实验过程是使光纤陀螺置于温箱中并处于静止状态,设定温箱温度使陀螺从室温升温至 60°C ,保温 30 min ,之后进行降温,每隔 20°C 设置 1 个温度点,每个温度点分别保温 30 min ,完成降温过程。然后由同样的温度区间和保温时间完成升温过程。保温目的是使光纤陀螺达到热平衡状态,实验过程中变温速率均为 $0.4^{\circ}\text{C}/\text{min}$ 。上述实验重复 2 次,采集两组变温过程的零偏数据和对应的陀螺温度,一组数据作为测试样本,另一组数据作为训练样本。实验中光纤陀螺的数据更新速率为 400 Hz ,陀螺输出采集系统采样频率为 1 Hz 。由于实验过程持续时间长,数据量较大,1 s 平滑的陀螺输出无法体现出变温趋势,如图 5(a)所示。为了降低计算量,滤除陀螺零偏输出中的噪声,对陀螺零偏数据进行中心化和 100 s 平滑处理。经实验发现,100 s 平滑的零偏数据从趋势和计算方面更适合进行温度补偿,变温实验采集的两组 100 s 平滑零偏数据如图 5(b)所示。

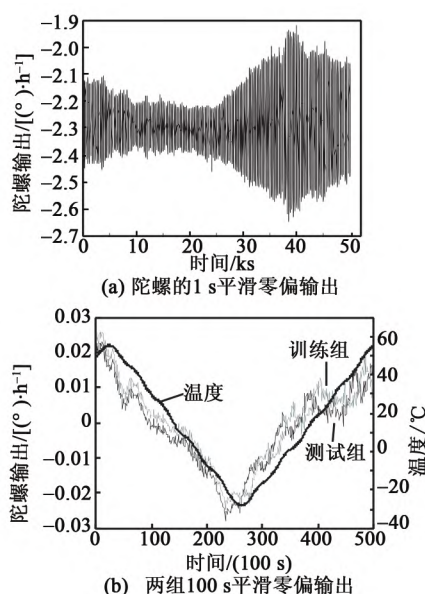


图5 光纤陀螺变温零偏输出曲线

3.2 CSAPSO-BP 模型相关参数的设置

运用 CSAPSO-BP 模型对光纤陀螺零偏进行温度补偿时需要对相关参数进行设定。陀螺输出的零偏采样点为 49 800 个,经过 100 s 平滑后采样点为 498 个。经验式:

$$N = \sqrt{m + n} + \alpha \quad (13)$$

式中: m 为输入层节点数; n 为输出层节点数; α 为 1~10 的整数。训练期间权重更新的量为学习率,会影响模型的训练次数,故选取 0.1 为学习率。训练次数和训练精度要根据实际数据集来确定,这里选择的训练次数为 1 000,训练精度为 0.000 01。惯性权重表示粒子过去的状态对当前状态产生的影响,其值的大小决定了粒子全局寻优和局部寻优的能力,这里选择的权重为 0.8。 c_1 、 c_2 为个体学习因子和群体学习因子,分别调节个体和群体向最优方向前进的补偿,根据标准粒子群模型设定都为 2。粒子种群规模根据大量实验确定设置为 40。

通过 Logistic 模型对模型的权重和粒子的速度进行混沌化处理^[11],提高了粒子速度的随机性,能够遍历需要优化的寻优空间。退火速度越慢,模型越容易寻找到全局最优,故退火速度设定为 0.98。退火初始温度高时可提高模型寻找全局最优的概率,经过实验设置为 1 000。由此完成了 CSAPSO-BP 模型的参数设置。

3.3 温度补偿结果分析

建立上述的 CSAPSO-BP 模型和 BP 模型,对

测试组陀螺变温零偏输出在 Matlab 运行环境下进行温度补偿,分别得到两种模型的预测值,并与测试组陀螺输出零偏进行比较,如图 6 所示。由图可看出,改进后模型的预测值与真实值更接近。两种模型的变温陀螺零偏温度补偿效果如图 7 所示。表 1 为两种模型应用在光纤陀螺变温实验采集数据的温度补偿 100 s 平滑零偏稳定性效果对比。

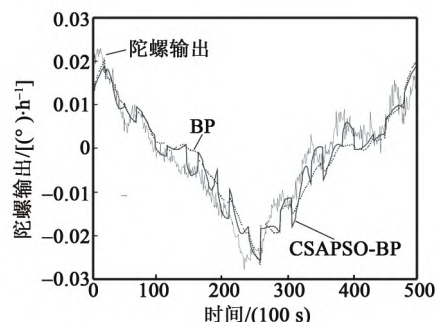


图6 光纤陀螺 100s 平滑数据与模型预测曲线

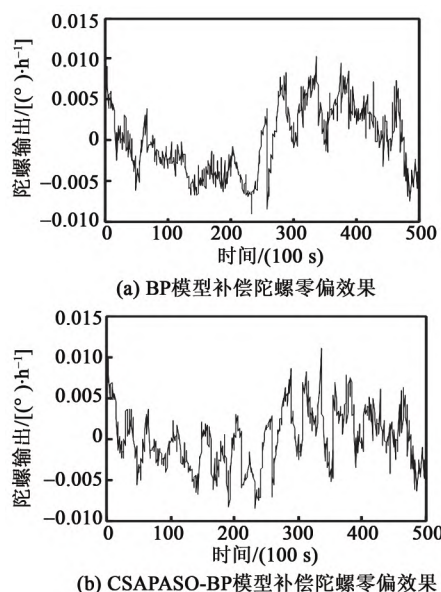


图7 模型补偿效果

表1 两种方法陀螺输出 100 s 平滑零偏稳定性效果对比

补偿模型	零偏稳定性/[(°)·h ⁻¹]	
	补偿前	补偿后
BP	0.011 5	0.004 1
CSAPSO-BP	0.011 5	0.003 5

由表 1 对比分析可知,运用 CSAPSO-BP 模型进行温度补偿后的零偏稳定性比补偿前精度提升了 70%,与 BP 模型进行温度补偿后的零偏稳定性相比补偿精度提升了 15%。表 2 为两种模型对陀螺

输出零偏预测性能指标对比^[12]。由表 2 可知,与 BP 模型相比,CSAPSO-BP 模型在预测指标上的平均绝对误差(MAE)与均方误差(MSE)值都较小,表明误差更小。

表 2 两种方法预测指标效果对比

补偿模型	MAE	MSE
BP	0.003 6	1.825×10^{-5}
CSAPSO-BP	0.003 0	1.353×10^{-5}

4 结束语

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,并使用混沌模拟退火粒子群算法优化补偿模型。该模型改善了粒子群易陷入局部最优的情况,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,CSAPSO-BP 模型能使某型陀螺补偿精度较 BP 模型补偿精度提高 15%,比未补偿前精度提升 70%。这对于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] 王巍. 光纤陀螺惯性系统[M]. 北京: 中国宇航出版社, 2010.
- [2] 赵曦晶, 汪立新, 何志昆, 等. 光纤陀螺温度漂移建模补偿[J]. 压电与声光, 2013, 35(4): 528-532.
ZHAO Xijing, WANG Lixin, HE Zhikun, et al. Modeling and compensation of FOG temperature drift [J]. Piezoelectrics & Acousto-optics, 2013, 35 (4): 528-535.
- [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 Quan, QIN Linlin, ZHOU Quan, et al. Implementation of a temperature error piecewise compensation method in close-loop fiber-optical gyro[J]. Electronics Optics & Control, 2018, 25 (12): 73-76.
- [4] 戴邵武, 郑百东, 戴洪德. 光纤陀螺温度特性分析及建模补偿[J]. 舰船电子工程, 2019, 39(5): 41-43.
DAI Shaowu, ZHENG Baidong, DAI Hongde. Temperature characteristics analysis and modeling compensation of FOG[J]. Ship Electronic Engineering, 2019, 39(5): 41-43.
- [5] LI T H S, TSAI S H. T-S fuzzy bilinear model and fuzzy controller design for a class of nonlinear systems [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2007, 15 (3): 494-506.
- [6] JUAN P D, PAULO C, GERMÁN G S, et al. Time series forecasting using a weighted cross-validation evolutionary artificial neural network ensemble[J]. Neuro Computing, 2013, 109: 27-32.
- [7] 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 Lin, QIN Fangjun, FENG Kali, 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.
- [8] 潘华, 李安, 胡柏青. BP 混沌混合神经网络在光纤陀螺温度漂移预测中的应用[J]. 中国惯性技术学报, 2006 (6): 73-75.
PAN Hua, LI An, HU Baiqing. Application of chaos-BP combined artificial neural network in predicting FOG temperature drift[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2006(6): 73-75.
- [9] 孟祥涛, 王巍, 向政. 基于微粒群与模拟退火算法的光纤陀螺导航系统动态补偿方法[J]. 红外与激光工程, 2014, 43(5): 1555-1560.
MENG Xiangtao, WANG Wei, XIANG Zheng. Dynamic compensation of FOG navigation system based on particle swarm optimization and simulated annealing algorithm [J]. Infrared and Laser Engineering, 2014, 43 (5): 1555-1560.
- [10] GJB 2426A—2015. 光纤陀螺仪测试方法[S].
- [11] 张晓英, 史冬雪, 张璁, 等. 基于 CPSO-BP 神经网络的风电并网暂态电压稳定评估[J]. 智慧电力, 2021, 49 (10): 38-44.
ZHANG Xiaoying, SHI Dongxue, ZHANG Jin, et al. Transient voltage stability assessment of power system integrated with wind power based on CPSO-BP neural network[J]. Smart Power, 2021, 49(10): 38-44.
- [12] 杨赫然, 孙兴伟, 戚朋, 等. 基于改进 BP 神经网络的螺杆转子铣削表面粗糙度预测[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(10): 189-196.
YANG Heran, SUN Xingwei, QI Peng, et al. Roughness prediction of spiral surface milling based on improved BP neural network [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(10): 189-196.