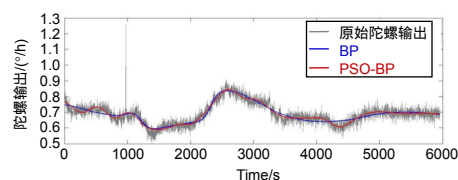




DOI: 10.12086/oe.2019.180636

采用小波降噪和神经网络的 FOG 温度漂移补偿方法

李光耀¹, 侯宏录^{1*}, 杜 鹃², 李 媛¹¹西安工业大学光电工程学院, 陕西 西安 710000;²西安中科华芯测控有限公司, 陕西 西安 710000

摘要: 光纤陀螺(FOG)输出易受环境温度的影响,发生漂移导致光纤陀螺测量精度降低。采用传统的BP神经网络容易陷入局部极小值,导致网络训练失败。为了优化BP神经网络,本文提出了一种粒子群(PSO)优化BP神经网络与小波降噪相结合的光纤陀螺温度漂移补偿方法。首先分析了光纤陀螺温度漂移产生的原因;然后在不同温度下对光纤陀螺进行测试,最后采用该方法建立了光纤陀螺温度漂移模型并根据模型对光纤陀螺进行补偿,结果表明采用该方法补偿后光纤陀螺在不同温度下的输出标准差降低了60.19%,与传统的BP神经网络相比补偿效果显著提高。

关键词: 光纤陀螺; 温度漂移补偿; Shupe效应; 小波降噪; 启发式阈值法

中图分类号: TH741; V241.5+33

文献标志码: A

引用格式: 李光耀, 侯宏录, 杜鹃, 等. 采用小波降噪和神经网络的 FOG 温度漂移补偿方法[J]. 光电工程, 2019, 46(9): 180636

FOG temperature drift compensation method based on wavelet denoising and neural network

Li Guangyao¹, Hou Honglu^{1*}, Du Juan², Li Yuan¹¹College of Photo-Electric Engineering, Xi'an Technological University, Xi'an, Shaanxi 710000, China;²Xi'an Sino Huaxin Measurement & Control CO., LTD, Xi'an, Shaanxi 710000, China

Abstract: The output of fiber optic gyroscope (FOG) is easily affected by the temperature variations, so it leads to produce drift and the measurement accuracy of FOG is reduced. The traditional BP neural network is an optimization method of local search, which is easy to fall into local minimum, leading to the failure of network training. In order to optimize BP neural network, a temperature drift compensation method for FOG based on particle swarm optimization (PSO) and wavelet denoising is proposed. Firstly, the mechanism of FOG temperature drift is analyzed. Next, FOG static state test in different temperatures is finished. Finally, the FOG temperature drift model has been built by the method and compensate. The results show that the output standard deviation of FOG at different temperatures is reduced by 60.19%, and the compensation effect is better than traditional BP neural network.

Keywords: fiber optic gyroscope; temperature drift compensation; Shupe effect; wavelet denoising; heuristic threshold

Citation: Li G Y, Hou H L, Du J, *et al.* FOG temperature drift compensation method based on wavelet denoising and neural network[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2019, 46(9): 180636

收稿日期: 2018-12-03; 收到修改稿日期: 2019-02-28

基金项目: 陕西省工业科技攻关项目(2016GY-051); 陕西省教育厅重点实验室科研计划项目(15JS035)

作者简介: 李光耀(1995-), 男, 硕士研究生, 主要从事惯性传感器和惯性导航技术的研究。E-mail: liguangyao123@outlook.com

通信作者: 侯宏录(1960-), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事光电测试技术、复杂系统建模、仿真与作战效能评估等研究。

E-mail: hlhou@sina.com

1 引言

光纤陀螺(Fiber optic gyroscope ,FOG)是一种基于 Sagnac 效应的角速率传感器,目前广泛应用于惯性导航,伺服控制等领域。为了适应不同的应用环境要求光纤陀螺有较宽的工作温度范围(-40℃~60℃)^[1]。光纤陀螺的主要器件如光纤环圈、光源易受温度变化的影响,导致光纤陀螺输出随温度发生漂移,这种漂移会降低光纤陀螺的测量精度。抑制光纤陀螺温度漂移的方法一般采用改进光纤陀螺结构和部件、改善光纤绕环技术等方法,由于光纤陀螺的工作原理和各部件存在温度特性,采用上述方法抑制温度漂移的效果有限。为了进一步抑制光纤陀螺漂移可采用建立温度漂移模型,根据模型预测光纤陀螺输出随温度的漂移量并补偿,以达到抑制温度漂移的目的^[2]。

温度漂移模型建立和补偿需要获得光纤陀螺在不同温度环境下的输出,通过分析数据量化漂移与温度的关系。目前常见的温度补偿模型主要有多项式模型、神经网络模型、支持向量机^[3](support vector machine, SVM)、自适应神经模糊^[4]等模型。这些模型主要存在的问题包括拟合精度不足、算法难以移植进嵌入式系统中,对信号中的噪声没有处理等。光纤陀螺输出包含有高频的随机漂移,随机漂移增加了输出信号的复杂度,对于温度漂移建模是不利的,容易降低模型拟合精度。因此需要采取措施降低输出信号的噪声。传统的 BP 神经网络补偿容易陷入局部极小值,导致网络训练失败。

为了提高模型拟合精度,抑制光纤陀螺温度漂移,本文提出了一种小波降噪和粒子群优化 BP 神经网络相结合的补偿方法。首先在不同温度下记录光纤陀螺输出信号,然后通过小波降噪降低输出信号中的高频噪声,最后利用降噪后的数据通过粒子群优化 BP 神经网络进行自主学习得到温度漂移的模型。

2 温度漂移机理

光纤陀螺的主要部件有光源、偏振器、光纤线圈、耦合器、Y波导等。光纤陀螺启动后,在各器件的发热和环境温度的作用下会导致光纤陀螺内部温度变化,光纤陀螺的温度漂移是各元器件特性受温度影响的综合效果,其中光纤环温度变化产生的热致非互易性相位延迟是导致温度漂移的主要原因。当波长为 λ 的光经过折射率为 n 、长度为 L 的光纤传输时引起的相位变化为

$$\Phi = \frac{2\pi}{\lambda} nL = \beta(T(z,t))L(T(z,t)) \quad (1)$$

式中: z 为光纤环上某点与光纤环终点沿光纤环的距离, T 为温度, t 为时间, $\beta(T(z,t))$ 为光波在光纤中传播的波矢, $L(T(z,t))$ 为光程。波矢和光程易受温度的影响,当光纤的温度场分布不均匀且随时间变化时,需要引入 $T(z,t)$ 。对式(1)微分可得:

$$d\Phi = (L \frac{d\beta}{dT} + \beta \frac{dL}{dT}) (\frac{\partial T}{\partial z} dz + \frac{\partial T}{\partial t} dt) \quad (2)$$

引入线性膨胀系数 α_T ,当光纤无穷短时(即 $L \approx dz$, $dL/dT \approx \alpha_T dz$),忽略二阶小量,得到相位在时间段 dt 内差分增量的表达式:

$$d\Phi = (dz \frac{d\beta}{dT} + \beta \alpha_T dz) \frac{\partial T}{\partial t} dt \quad (3)$$

在光纤中传输时间 t 后,引起的相位延迟为

$$d\Phi = (\frac{d\beta}{dT} + \beta \alpha_T) \frac{\partial T}{\partial t} t dz \quad (4)$$

假设光纤环内存在一距离光纤环终点为 z 的波前,且沿顺时针传播,其到达终点的时间为 $t_1 = nz/c$,则另一束沿逆时针方向传播的波前到达终点的时间为 $t_2 = n(L-z)/c$ 。两束光到达光纤终点的时间间隔为 $dt = n(L-2z)/c$,带入式(4)得到:

$$d\Phi = (\frac{d\beta}{dT} + \beta \alpha_T) \frac{\partial T}{\partial t} (z) \frac{n(L-2z)}{c} dz \quad (5)$$

式中: $\beta = \frac{2\pi}{\lambda}$, $\lambda = \frac{\lambda_0}{n}$, λ 为光在光纤中的波长, λ_0 为光在真空中的波长,所以 $\frac{d\beta}{dT} = \frac{2\pi}{\lambda_0} \frac{dn}{dT}$ 。 $\frac{dn}{dT}$ 一般在 10^{-7} 左右量级,由于 α_T 比 $\frac{dn}{dT}$ 小一个数量级,往往忽略 α_T 影响,则式(5)可以改写为^[5]

$$d\Phi = \frac{2\pi}{\lambda_0} n \frac{dn}{dT} \frac{dT}{dt} (z) \frac{L-2z}{c} dz \quad (6)$$

式(6)为光纤环温度变化产生的热致非互易性相位延迟,即 Shupe 效应。该式表明非互易性相移与温度的分布及其变化有关。热致非互易性相移与 Sagnac 相移同样会引起干涉光强的变化,Shupe 效应引起的干涉光强变化也会参与到后续的光电转换和信号调制,导致光纤陀螺输出中包含温度引起的漂移量。光纤陀螺中 Sagnac 效应引起的相位差为

$$\Phi = \frac{2\pi LD}{\lambda C} \Omega \quad (7)$$

式中: L 为光纤环总长度; D 为光纤环半径; ω 为光纤环角速率; λ 为光源中心波长; C 为真空光速。由式(7)和式(6)可以得到 Shupe 效应引起的等效角速率

测量误差：

$$\Delta\Omega = \frac{n}{LD} \frac{\partial n}{\partial T} \int_0^L \frac{dT}{dt}(z)(L-2z)dz \quad (8)$$

光纤陀螺一般还包含如：光源、光电探测器、耦合器、Y波导等对温度敏感元器件，这些元器件输出特性与温度漂移的关系尚不明确，而且这些元器件相互作用导致光纤陀螺的温度漂移与温度存在复杂的非线性关系，通过分析法难以获得较好的部件温度模型。

3 温度漂移实验测试和温度补偿建模

由上文的分析可知，光纤陀螺温度漂移是复杂的非线性关系，光纤陀螺的光源、偏振器、耦合器、Y波导都会引起温度漂移，仅通过 Shupe 效应无法描述光纤陀螺实际的温度漂移。所以，对于光纤陀螺的温度补偿一般采用系统辨识法，将光纤陀螺系统看作一个黑箱，利用输出与输出关系，建立辨识模型，获得温度漂移与温度的关系。常见的多项式模型具有计算量小，易于算法移植的优点，但是拟合精度较低，只适用于中低精度的光纤陀螺。对于陀螺输出温度漂移呈现的复杂非线性关系，可以采用通过学习逼近任意非线性映射能力的神经网络方法，将神经网络应用于非线性系统的辨识和预测，可以不受非线性模型复杂度的限制，理论上可以无限逼近任何连续函数^[6]。由于光纤陀螺输出中包含的高频噪声会对神经网络拟合精度造成影响，因此在拟合前需预先降低信号噪声。

3.1 温度漂移实验

光纤陀螺的工作温度范围较宽，一般为-40℃~60℃。对光纤陀螺进行温度漂移测试实验时，需要模拟实际应用中可能出现的所有状态。将实验分为定温实验和变温实验，实验中光纤陀螺保持静止状态，先将光纤陀螺置于大理石基座上，再将光纤陀螺连同

大理石基座置于温箱中，并使其敏感轴指向天向。实验过程中光纤陀螺不断电，全程记录数据，实验过程如下：

- 1) 设定温箱的初始温度为 20℃，在 20℃下测试 2 h；
- 2) 将温度降低至-40℃，变温速率为 0.5℃/min，连续测试 2 h；
- 3) 升温至 60℃，变温速率为 0.5℃/min，连续测试 2 h；
- 4) 将温度降低至 20℃，变温速率为 0.5℃/min；连续测试 2 h。

实验中采用的光纤陀螺和温度传感器的采样率均为 200 Hz，整个实验过程中产生上百万组数据。为了减少计算量对原始数据进行平滑处理，即每间隔 10 s 对 10 s 内的原始数据计算一次平均值，用平滑处理后的数据进行后续处理。经过 10 s 平滑处理得到 5955 组数据，其中包括：温度(℃)、时间(s)、光纤陀螺输出角速度(°/h)。由于光纤陀螺敏感轴指向天向，光纤陀螺的输出信号包含了地球自转分量，在后续处理前需要去除地球自转分量。温度漂移实验得到的数据如图 1 所示。

经过计算，不同温度下光纤陀螺的平均值和标准差如表 1 所示。

从实验数据中可以看出，不同的温度阶段光纤陀螺的输出均值不同。在 20℃、-40℃、60℃定温条件下，光纤陀螺输出标准差分别为 0.028345 °/h、0.023955 °/h、0.023636 °/h，在 20℃~-40℃、-40℃~60℃、60℃~20℃变温条件下，光纤陀螺输出标准差分别为 0.058365 °/h、0.065029 °/h、0.059026 °/h，说明定温条件下的光纤陀螺输出相对变温条件下更为稳定，温度变化会导致光纤陀螺出现明显漂移。在 20℃~-40℃降温过程中，光纤陀螺输出发生了突变。

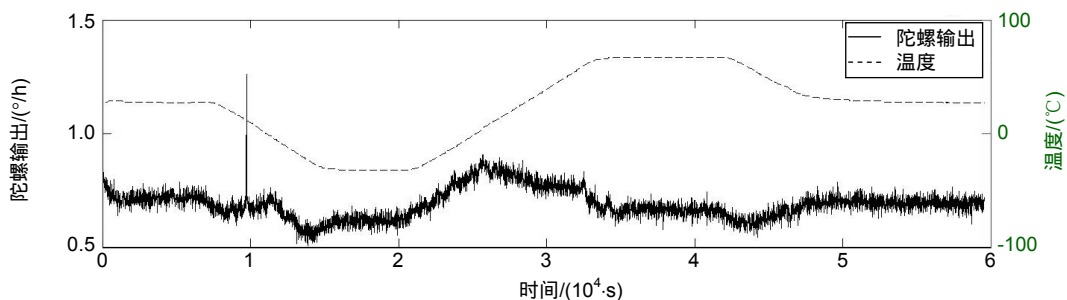


图 1 光纤陀螺在不同温度下的输出
Fig. 1 FOG output in different temperatures

表 1 不同温度下光纤陀螺输出平均值和标准差

Table 1 Average and standard deviation of FOG in different temperatures

| 温度/(°C) | 输出均值/(°/h) | 输出方差/(°/h) |
|---------|------------|------------|
| 20 | 0.719659 | 0.028345 |
| 20~40 | 0.646126 | 0.058365 |
| -40 | 0.616971 | 0.023955 |
| -40~60 | 0.757383 | 0.065029 |
| 60 | 0.662305 | 0.023636 |
| 60~20 | 0.662601 | 0.059026 |
| 全过程 | 0.689201 | 0.064910 |

3.2 基于小波变换的高频噪声滤除

光纤陀螺输出信号中的高频噪声对温度漂移的辨识是非常不利的。在对光纤陀螺温度漂移建模时，高频噪声的存在会消耗大量的算法资源对噪声进行拟合，导致模型复杂度增加，而且会降低模型对温度漂移的拟合精度。因此需要采取措施降低光纤陀螺信号中的高频噪声。对光纤陀螺信号降噪常用 Kalman 滤波或小波降噪，Kalman 滤波时需要分层进行 ARMA 建模，在模型基础上逐层进行 Kalman 滤波^[7]。本文采用小波降噪对信号进行处理，如图 2 所示。



图 2 小波降噪流程图

Fig. 2 Process of wavelet denoise

利用正交小波的多分辨率特性对信号进行处理，相当于多个带宽不同的滤波器对信号进行处理，因此优于传统的滤波算法。小波变换阈值滤波的原理是先将含有噪声的信号在某一尺度下分解到不同的频带内，然后将噪声所处的频带内的小波变换系数置零，

最后进行小波重构，从而达到去除噪声的目的^[8]。

小波基和分解层数的选择、阈值的选取规则和阈值函数的设计是影响最终去噪效果的关键因素。

小波基的选择不唯一，需要根据待处理信号的特征合理选择小波基，选择小波基函数一般需要考虑小波基函数的支撑长度、消失矩等性质。支撑长度过长会产生边界问题，过短不利于信号能量集中。消失矩越大，可以使更多的小波系数为零。但在一般情况下，消失矩越大，支撑长度也越长。目前处理光纤陀螺信号可以选择 Daubechies(db)、Coiflets(coif)、Symlets(sym) 等小波基^[9]。

对阈值的选择，若选用固定阈值容易在较低尺度上去除有用信号，而在较高尺度上留下部分噪声。而 Stein 无偏似然估计的阈值选取规则比较保守，当信噪比很小时，估计中仍存在很大的噪声。本文采用启发式 sure 阈值选择法，该方法是基于 stein 无偏似然估计 sure 的软阈值估计和固定阈值法的结合。启发式 sure 阈值选择法在滤波过程中，利用启发函数自动在上述两种阈值选择法中选取一个，可以有效避免这两种阈值选择法在特定信号上的缺陷。下面给出了采用 sym8 小波基，当分解层数均为 5 时，分别采用硬阈值法和启发式 sure 阈值法的滤波结果。

由图 3，图 4 可以看出，采用启发式阈值法能够有效地去除光纤陀螺信号中的异常突变。

经过计算，采用启发式阈值法滤波后不同温度下光纤陀螺输出的平均值和标准差如表 2 所示。

经过降噪后不同温度下的输出均值与原始数据几乎相同，偏差在 10^{-5} 量级。降噪后定温条件下输出标准差降低了 52.0%，变温条件下的输出标准差降低了 18.5%。滤波后定温条件下标准差降低较大的原因是在定温条件下光纤陀螺输出较为稳定，其标准差主要来源于高频噪声，而在变温条件下光纤陀螺输出中包含高频噪声和温度漂移量；采用启发式 sure 阈值法滤波

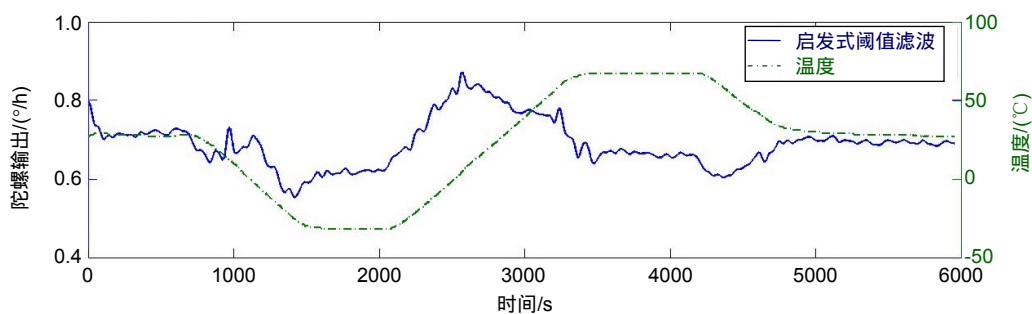


图 3 采用启发式阈值法的滤波结果

Fig. 3 Filtering by heuristic threshold

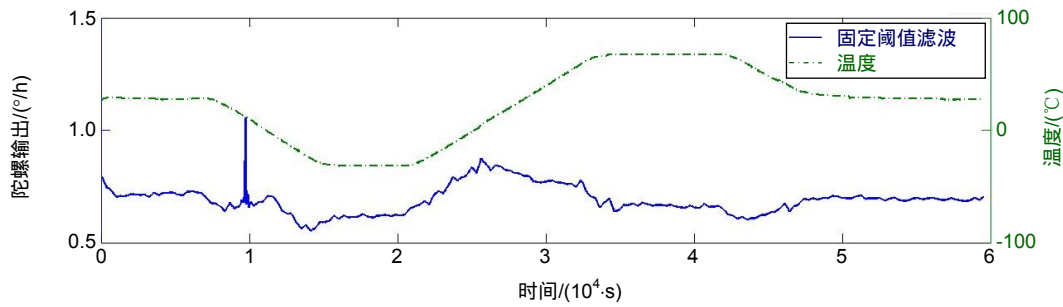


图 4 采用硬阈值法的滤波结果
Fig. 4 Filtering by hard threshold

表 2 采用启发式阈值法滤波后的光纤陀螺输出平均值和标准差

Table 2 Average and standard deviation of FOG output by heuristic threshold filtering

| 温度/(°C) | 输出均值/(°/h) | 输出标准差/(°/h) |
|---------|------------|-------------|
| 20 | 0.7197154 | 0.0183977 |
| 20~40 | 0.6461299 | 0.0509969 |
| 40 | 0.6170071 | 0.0084288 |
| 40~60 | 0.7574017 | 0.0612815 |
| 60 | 0.6622794 | 0.0103533 |
| 60~20 | 0.6622794 | 0.0371164 |
| 全过程 | 0.6891953 | 0.0600332 |

可以有效抑制信号中的高频噪声，由温度引入的漂移量并未减小，同时能够有效地滤除信号中的异常突变数据。

3.3 PSO 优化 BP 神经网络的温度漂移补偿

BP(Back propagation)神经网络是一种按误差逆传播算法训练的多层前馈网络，是目前应用最广泛的神经网络模型之一。BP 神经网络一般包含输入层，隐含层，输出层^[10]。BP 学习算法由两部分组成：有效信息的正向传播与误差的反向传播。正向传播过程中，信息通过激活函数得到输出端的输出值。当输出值与期望值偏差较大时，将误差信号反向传播对神经网络进行校正，使得网络输出值逐渐逼近理想输出值，直到输出误差达到限定的水平。BP 神经网络三层拓扑结构图 5 所示。

BP 神经网络的权值是通过沿局部改善的方向逐渐进行调整的，这样会使算法陷入局部极值，权值收敛到局部极小点，从而导致网络训练失败。

粒子群优化算法(particle swarm optimization ,PSO)由 Eberhart 与 Kennedy 于 1995 年提出的一种基于多目

标优化的启发式算法^[11]。粒子群算法的基本思想是模拟鸟群随机搜寻食物的捕食行为。粒子群中的每个成员为具有位置和速度的搜索空间粒子，适应度函数由待优化问题的解空间决定，进而确定粒子的当前位置及速度。粒子在搜索全局最优解的过程中，跟踪个体极值和全局极值来进行自我更新，粒子的速度和位置更新方程为

$$v_{id}^{k+1} = \omega v_{id}^k + c_1 r_1 (p_{id}^k - x_{id}^k) + c_2 r_2 (p_{gd}^k - x_{id}^k), \quad (9)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1}, \quad (10)$$

式中： v_{id}^{k+1} 和 x_{id}^{k+1} 分别是第 i 个粒子在第 d 维中第 $k+1$ 次迭代时的速度和位置， p_{gd}^k 是群体在第 d 维的全局极值的位置坐标， p_{id}^k 是第 i 个粒子在 d 维空间个体极值的位置。 r_1 和 r_2 是介于(0, 1)之间的随机数， c_1 和 c_2 为学习因子，一般取 0~4， ω 为惯性因子。

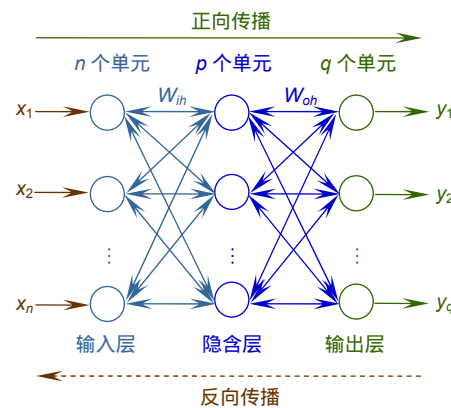


图 5 BP 神经网络拓扑图

Fig. 5 Topology structure of the BP neural network

在 PSO 优化 BP 神经网络时，每个粒子在空间中的位置向量与 BP 神经网络各层的权值和阈值对应，在 BP 神经网络进行学习时，使用 PSO 在更大尺度上寻找下降梯度最大的方向，进而对每层连接权值和阈值进行调整，从而在降低了陷入局部极小值时对 BP

神经网络拟合精度的影响。将神经网络各层的连接权值编码成粒子，适应度值则为使用该组权值时的网络输出均方误差，每个粒子的适应度值按式(11)和式(12)计算。

$$I_i = \sum_{j=1}^P (Y_{ij} - y_{ij})^2 \quad (11)$$

$$I_m = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I_i \quad (12)$$

式中： P 为神经网络输出个数， Y_{ij} 和 y_{ij} 分别为 i 个样本的第 j 个理想输出值和实际输出值， n 为样本个数， m 为最大取得粒子群算法中粒子个数。本文采用的粒子群算法粒子数为 20 个，学习因子均为 2。PSO 优化算法的流程如图 6 所示。

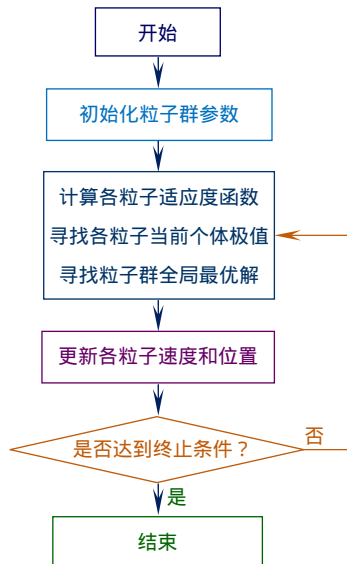


图 6 PSO 优化算法流程图

Fig. 6 Topology structure of the BP neural network

由式(8)可知，光纤陀螺的温度漂移与温度以及温度随时间变化率有关。实验采用的光纤陀螺内部仅集成了一个温度传感器，并贴装在光纤陀螺的光纤环外侧。光纤陀螺内层线圈的温度变化是外层温度变化的响应，温度在光纤陀螺内部的分布可以由外层温度表征^[12]。因此考虑一种简化的温度变化形式：光纤环外

部各点温度相同，光纤环内部温度变化仅与外层温度有关。对于光纤陀螺温度随时间变化率，可以由温度和时间计算得到。因此 PSO 优化 BP 神经网络训练的输入数据为时间和温度传感器测得的温度，为了避免光纤陀螺输出信号中高频噪声对拟合精度的影响，输出数据为采用启发式阈值法小波降噪后的光纤陀螺输出。

在建立 PSO 优化 BP 神经网络模型前，需要设定模型的基本参数和相关函数，隐层节点数为 10，学习速率为 0.05，迭代次数设为 5000，学习目标最小误差为 0.0004。输入层与隐含层的传递函数为 logsig 函数，隐含层与输出层的传递函数为 tansig 函数，训练函数为 traingdx 函数。BP 神经网络模型如图 7 所示。

4 PSO 优化 BP 神经网络与 BP 神经网络补偿效果对比

按照上文描述的方法，分别采用 PSO 优化 BP 神经网络和 BP 神经网络对光纤陀螺温度漂移进行拟合，BP 神经网络的拟合结果、BP 神经网络拟合和光纤陀螺原始数据如图 8 所示。

由图 8 可以看出 PSO 优化 BP 神经网络的预测输出相比于 BP 神经网络更好地拟合了光纤陀螺温度漂移，在波动更加剧烈的部分，PSO 优化 BP 神经网络预测值曲线和陀螺输出基本一致。

将预测结果作为补偿量，对原始光纤陀螺输出进行补偿(在原始的光纤陀螺输出上减去模型的预测值)，经过实验两种方案补偿结果如图 9，图 10 所示。

通过 BP 神经网络对光纤陀螺漂移进行拟合，得到温度漂移模型。利用该模型预测温度漂移并对输出参数进行补偿，补偿后的结果稳定在零点附近。经过计算，补偿后不同温度下的均值和标准差如表 3 所示。

计算结果表明，两种补偿方法均对光纤陀螺的补偿效果明显。补偿后不同温度下光纤陀螺输出均值都明显降低，BP 神经网络补偿后全过程的输出均值为 0.000433 °/h，PSO 化 BP 神经网络补偿后全过程的输

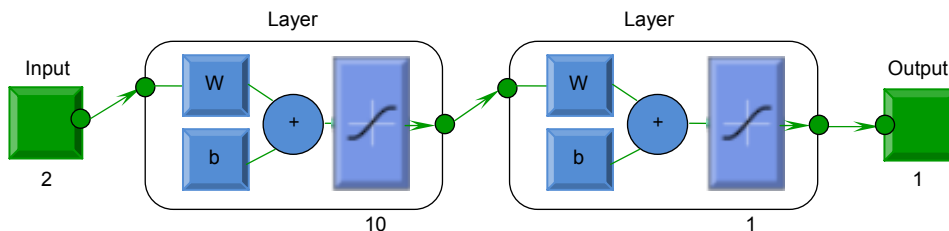


图 7 BP 神经网络模型

Fig. 7 BP neural network model

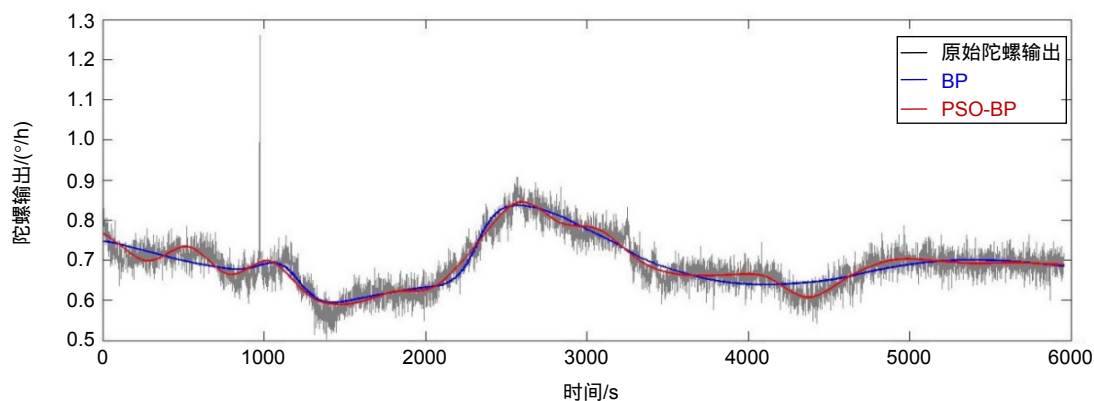


图 8 PSO-BP 神经网络拟合、BP 神经网络拟合和光纤陀螺原始数据
Fig. 8 The data of PSO_BP neural network, BP neural network and primeval output

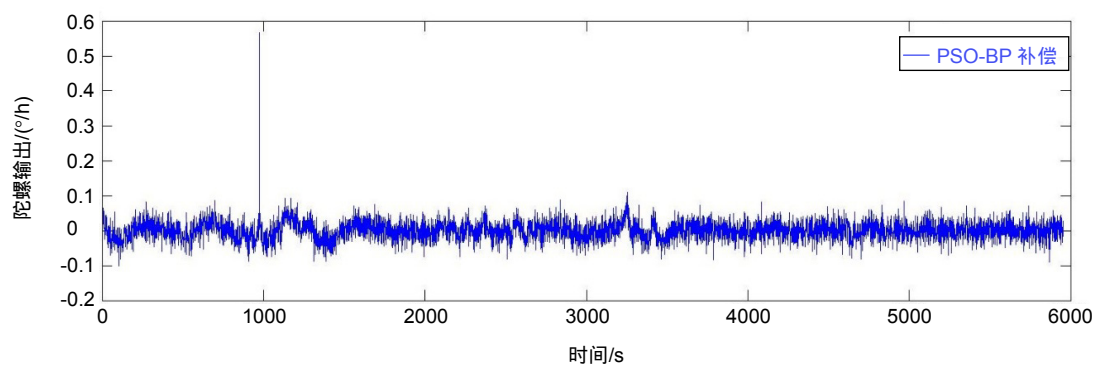


图 9 PSO-BP 神经网络补偿效果
Fig. 9 PSO-BP neural network compensation result

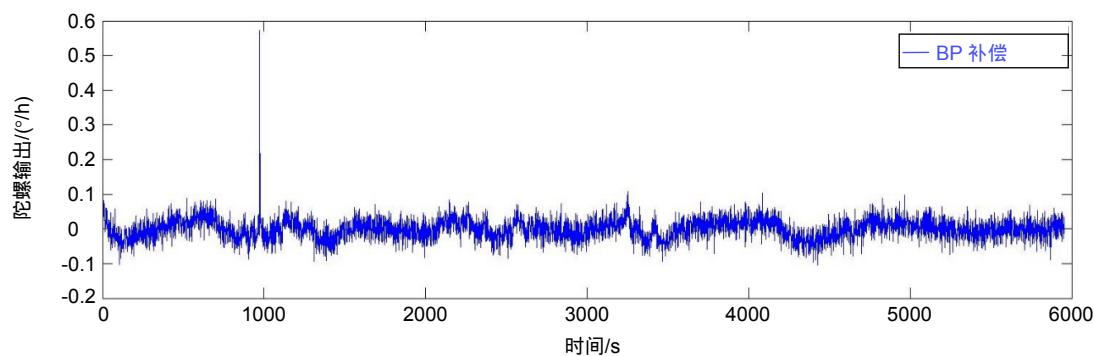


图 10 BP 神经网络补偿效果
Fig. 10 BP neural network compensation result

出均值为 $0.000212^\circ/\text{h}$ 。

补偿前光纤陀螺在变温阶段的输出标准差均大于 $0.05^\circ/\text{h}$ ，定温下输出标准差在 $0.025^\circ/\text{h} \sim 0.03^\circ/\text{h}$ 之间。经过 BP 神经网络补偿，除 $20^\circ\text{C} \sim 40^\circ\text{C}$ 外，光纤陀螺输出标准差均在 $0.025^\circ/\text{h} \sim 0.03^\circ/\text{h}$ 之间，而在 $20^\circ\text{C} \sim 40^\circ\text{C}$ 时，标准差较大是因为光纤陀螺输出出现了跳变。全过程补偿后的光纤陀螺输出标准差相对补偿前

降低了 36.65%。经过 PSO 优化 BP 神经网络补偿，除 $20^\circ\text{C} \sim 40^\circ\text{C}$ 外，光纤陀螺输出标准差均小于 $0.025^\circ/\text{h}$ ，比 BP 神经网络的补偿效果明显提高。与补偿前相比，光纤陀螺输出标准差降低了 60.19%。

从补偿效果可以看出，对于光纤陀螺的输出均值和标准差，PSO 优化 BP 神经网络的补偿效果优于 BP 神经网络。

表3 补偿后的光纤陀螺输出平均值和标准差

Table 3 Average and standard deviation of FOG output after compensation

| 温度/(°C) | BP 神经网络补偿 | | PSO 化 BP 神经网络补偿 | |
|---------|------------|-------------|-----------------|-------------|
| | 输出均值/(°/h) | 输出标准差/(°/h) | 输出均值/(°/h) | 输出标准差/(°/h) |
| 20 | 0.0033827 | 0.0274135 | -0.0022721 | 0.0242832 |
| 20~40 | -0.0063835 | 0.0377248 | -0.0012272 | 0.0385154 |
| -40 | -0.0021987 | 0.0246365 | 0.0020123 | 0.0232413 |
| -40~60 | 0.0008027 | 0.0292569 | 0.0007977 | 0.0248314 |
| 60 | 0.0079882 | 0.02841471 | -0.0011717 | 0.0246126 |
| 60~20 | -0.0032244 | 0.0304272 | 0.0001394 | 0.0239154 |
| 全过程 | 0.0004328 | 0.0411212 | 0.0002119 | 0.0258433 |

5 结论

1) 光纤陀螺在定温条件下的输出较为稳定, 变温条件会引起光纤陀螺输出发生明显漂移;

2) 采用启发式 sure 阈值法有效降低了光纤陀螺输出信号中包含的高频噪声, 在温度漂移量维持不变的情况下, 滤除了光纤陀螺输出中的异常数据;

3) 为了解决一般 BP 神经网络容易陷入局部极小值的问题。采用了小波降噪与 PSO 优化 BP 神经网络相结合的方法, 通过 PSO 算法调整 BP 神经网络各层权值。经过该方法补偿温度漂移标准差降低了 60.19%, 与传统 BP 神经网络相比补偿精度明显提高。

参考文献

[1] National Defense Science, Technology and Industry Commission. Test methods for fiber optic gyroscope: GJB 2426A-2004[S]. Beijing: National Defense Science, Technology and Industry Commission, 2004: 1-16.
国防科学技术工业委员会. 光纤陀螺仪测试方法: GJB 2426A-2004[S]. 北京: 国防科学技术工业委员会, 2004: 1-16.

[2] Han B, Lin Y R, Deng Z L. Overview on modeling and compensation of FOG temperature drift[J]. *Journal of Chinese Inertial Technology*, 2009, **17**(2): 218-224.
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.

[3] Wang W, Chen X Y. Modeling and compensation method of FOG temperature drift based on multi-scale and improved support vector machine[J]. *Journal of Chinese Inertial Technology*, 2016, **24**(6): 793-797.
王威, 陈熙源. 一种基于多尺度和改进支持向量机的光纤陀螺温度漂移建模与补偿方法[J]. 中国惯性技术学报, 2016, **24**(6): 793-797.

[4] Feng K L, Li A, Qin F J, et al. Temperature error compensation method based on adaptive neuro fuzzy inference for fiber-optic gyro[J]. *Acta Armamentarii*, 2016, **37**(4): 641-647.

冯卡力, 李安, 覃方君, 等. 光纤陀螺温度误差自适应神经模糊补偿方法[J]. 兵工学报, 2016, **37**(4): 641-647.

[5] Lv C G, Zhang R F, Wu X, et al. A theoretical and experimental study on thermal-induced non-reciprocity noise of fiber optical coil[J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2009, **22**(6): 798-802.
吕辰刚, 张瑞峰, 武星, 等. 光纤环的热致非互易性噪声理论与实验研究[J]. 传感技术学报, 2009, **22**(6): 798-802.

[6] Guo S L, Xu J N, Li F, et al. Modeling and compensation algorithm of FOG temperature drift with optimized BP neural network[J]. *Journal of Chinese Inertial Technology*, 2016, **24**(1): 93-97.
郭士华, 许江宁, 李峰, 等. 优化 BP 神经网络的光纤陀螺温度漂移建模与补偿[J]. 中国惯性技术学报, 2016, **24**(1): 93-97.

[7] Liu W T, Liu J Y, Shen Q. Integrated modeling and filtering of fiber optic gyroscope's random errors[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2018, **45**(10): 180082.
刘文涛, 刘洁瑜, 沈强. 光纤陀螺随机误差的集成建模及滤波处理[J]. 光电工程, 2018, **45**(10): 180082.

[8] Gao W, Zu Y, Wang W, et al. Research on real-time de-noising of FOG based on second generation wavelet transform[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2012, **33**(4): 774-780.
高伟, 祖悦, 王伟, 等. 基于二代小波的光纤陀螺实时降噪方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2012, **33**(4): 774-780.

[9] Huo J, Wang S J, Yang M, et al. Noise processing of FOG signal based on wavelet threshold-value[J]. *Journal of Chinese Inertial Technology*, 2008, **16**(3): 343-347.
霍炬, 王石静, 杨明, 等. 基于小波变换阈值法处理光纤陀螺信号噪声[J]. 中国惯性技术学报, 2008, **16**(3): 343-347.

[10] Gu C L, Lu J G, Wang Y Z, et al. Temperature compensation of fog based on GA - BP neural network[J]. *Instrument Technique and Sensor*, 2018(3): 113-116.
顾春雷, 陆金桂, 王怡祖, 等. 基于 GA - BP 神经网络的光纤陀螺温度补偿[J]. 仪表技术与传感器, 2018(3): 113-116.

[11] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization[C]//*Proceedings of ICNN'95 - International Conference on Neural Networks*, 1995: 1942-1948.

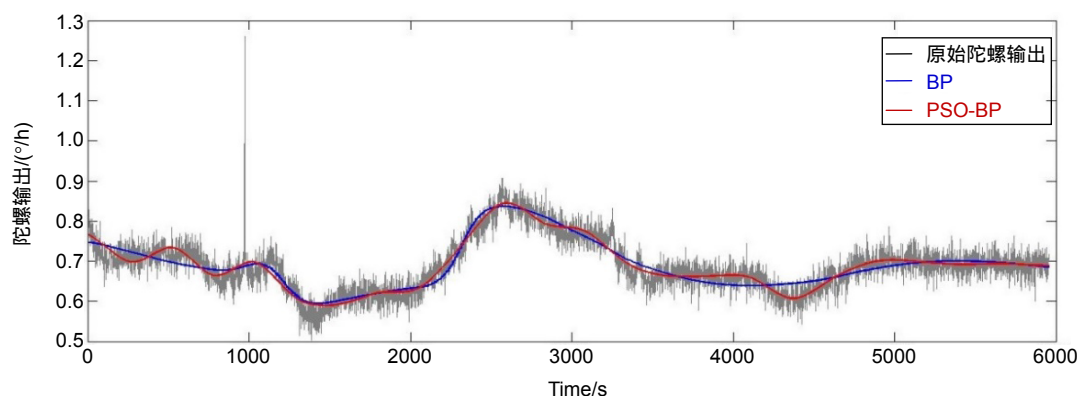
[12] Hadeler T T, Montvale N J. Fiber optic gyro drift rate compensation based on temperature: US5416585[P]. 1995-05-16.

FOG temperature drift compensation method based on wavelet denoising and neural network

Li Guangyao¹, Hou Honglu^{1*}, Du Juan², Li Yuan¹

¹College of Photo-Electric Engineering, Xi'an Technological University, Xi'an, Shaanxi 710000, China;

²Xi'an Sino Huaxin Measurement & Control CO.,LTD, Xi'an, Shaanxi 710000, China



The data of PSO_BP neural network, BP neural network and primeval output

Overview: Fiber optic gyroscope (FOG) is a new solid-state optoelectronic gyroscope based on Sagnac effect and it is widely used in servo control, flight control and inertial navigation. The output characteristics of the main components of FOG (such as optical fiber ring, light source, and photoelectric detector, etc.) are vulnerable to the influence of ambient temperature and self-heating. Ultimately, the output of FOG produces temperature drift, which is the comprehensive effect of temperature on the components of FOG. This drift greatly affects the measurement accuracy of FOG, so measures must be taken to suppress the temperature drift of FOG. Restrict by technology and cost, ameliorate the construction of FOG and winding craft of fiber coil can't overcome the influence by temperature completely. Building the temperature drift compensate model can restrain the temperature drift primely and unrestrictedly.

BP neural network is often used in temperature drift modeling of FOG, but the traditional BP neural network is an optimization method of local search. The weights and thresholds of the network are gradually adjusted along the direction of local improvement, which is easy to fall into local minimum, leading to the failure of network training. If the direction of maximum descent gradient is found on a larger scale and the connection weights and thresholds of each layer are adjusted, the local minimum can be avoided to a certain extent, and the fitting effect of the neural network can be improved. At the same time, the noise in the FOG signal will also cause disadvantage to the establishment of temperature drift model, so the signal must be filtered before the model is built.

Guided by the above ideas, a temperature drift compensation method for FOG based on particle swarm optimization BP neural network and wavelet denoising is proposed. Firstly, according to the operating principle of the FOG, the mechanism and the temperature characteristic of FOG temperature drift are analyzed and state the temperature characteristic of the FOG drift. Then, FOG temperature drift static state test within the limits of $-40\text{ }^{\circ}\text{C}\sim 60\text{ }^{\circ}\text{C}$ is designed and record temperature in real time. The results show that temperature gradient will impact the FOG temperature drift. Next, using heuristic threshold filtering can reduce high frequency noise and eliminate abnormal change data. Using the filtered experimental data, the temperature drift model is established by optimizing BP neural network fitting with particle swarm optimization algorithm. The model can predict the temperature drift in different states. Finally, compensate results are verified by simulation experiments. The results show standard deviation of FOG outputs in different temperatures is descend by 60.19%, and the compensation effect is better than traditional BP neural network.

Citation: Li G Y, Hou H L, Du J, *et al.* FOG temperature drift compensation method based on wavelet denoising and neural network[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2019, 46(9): 180636

Supported by Shaanxi Province Industry Technology Tackle Project Fund (2016GY-051) and Education Department of Shaanxi Province Key Laboratory science Programs Project Fund (15JS035)

* E-mail: liguangyao123@outlook.com