光电器件

DOI：10.16818/j.issn1001－5868.2023110703

基于多模型集成算法的光纤陀螺温度补偿及实现

仇海涛[1]，王　开[1*]，石海洋[2]，冯子健[1]

（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，以基于最小二乘法的多项式补偿模型和经遗传算法优化后的BP神经网络模型(GA-BP)为基学习器，通过集成学习算法建立了光纤陀螺的温度补偿模型，并对补偿后的光纤陀螺进行在线温度补偿实验。实验结果表明，该模型在－40～＋60 ℃温变环境下将光纤陀螺的全过程零偏漂移降低了85%以上，且补偿后的启动段零偏输出均值更接近零位。

关键词： 光纤陀螺；温度补偿；遗传算法；BP神经网络；集成学习

中图分类号： V241.5　**文章编号：** 1001－5868(2024)01－0096－05

Fiber Optic Gyroscope Temperature Compensation and Implementation Based on Multi-model Ensemble Algorithm

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

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

Abstract: To reduce the bias drift of fiber optic gyroscopes due to the temperature effect, a temperature compensation model of the fiber optic gyroscope was established using an ensemble learning algorithm based on a least squares polynomial model and back propagation (BP) neural network model optimized by a genetic algorithm (GA-BP). A temperature compensation experiment of the fiber optic gyroscope was conducted after online compensation. Experimental results show that the model reduces the bias drift of the fiber optic gyroscope by more than 85% in an environment with a temperature change of －40～＋60 ℃, and the average bias output of the compensated starting section is closer to the zero position.

Key words: fiber optic gyroscope; temperature compensation; genetic algorithm; BP neural network; integrated learning

0　引言

干涉型光纤陀螺是一种无运动部件的全固态惯性仪表[1]，由于其具有动态范围广、启动快、寿命长、耐冲击等特性而被广泛应用于航空航天、导航制导、井下钻探等关键技术领域[2]。然而由于陀螺内部的光学器件易受温度影响而产生一定的非互易性误差，造成陀螺输出产生漂移。为解决光纤陀螺的温度漂移现象，需要对陀螺进行温度补偿。基于最小二乘的多项式线性补偿模型[3]是目前应用最为广泛的补偿模型。该模型易于实现、稳定性好，但补偿精度有限，难以准确描述光纤陀螺温度效应的非线性特征[4]。支持向量回归(SVR)是基于结构风险最小化原理的通用机器学习方法[5]，黄春福等[6]基于此

收稿日期：2023－11－07.
基金项目：国家自然科学基金项目(61703040，62003047).
* **通信作者：**王　开

提出了改进后的 PSO-SVR 补偿模型，该模型具有较好的泛化性能，但面对较为复杂的非线性任务时其拟合效果欠佳。罗超等[7]提出了利用 BP 神经网络对光纤陀螺进行温度补偿的方案，该模型具有优越的非线性函数拟合能力，但在训练过程中易陷入局部最小或出现过拟合现象，导致泛化能力较差。为解决 BP 神经网络模型的上述问题，本文利用遗传算法对 BP 模型进行优化，得到 GA-BP 模型以解决其 BP 网络模型易陷入局部最小值的问题，同时结合基于最小二乘的传统多项式模型为基学习器，采用 Bagging 集成学习算法[8]进行多模型融合，提升补偿模型的泛化能力。

1　光纤陀螺温度漂移机理

干涉式光纤陀螺仪的互易性是陀螺精确测量的保障，然而由于温度效应的存在，光纤环会产生伸缩和折射率的变化，产生非互易性相位差（Shupe 误差），该相位差会与旋转产生的 Sagnac 相位差叠加，导致光纤陀螺产生零偏漂移。

一个直径为 D、长度为 L 的光纤环由于温度所引起的非互易性误差理论表达式如下：

$$\Delta\Phi_{\mathrm{E}}(t)=\frac{n}{LD}\cdot\frac{\mathrm{d}n}{\mathrm{d}T}\int_0^L\frac{\mathrm{d}T(z,t)}{\mathrm{d}t}(L-2z)\mathrm{d}z \quad (1)$$

式中，T 为光纤线圈的温度，n 代表光纤的折射率，$\frac{\mathrm{d}n}{\mathrm{d}T}$表示折射率 n 的温度系数，$\frac{\mathrm{d}T(z,t)}{\mathrm{d}t}$表示光纤环在 z 点、t 时刻的温度变化速率，$L-2z$ 表示位置 z 的权系数。

从式(1)可以看出，陀螺光纤环上因温度引起的非互易性误差主要受环上的温度变化率和位置权系数影响，为降低温度效应，要保证到光纤线圈中点的两小段光纤温度相等。对光纤环采用 4N 极对称绕制方法可以大大降低由光纤环热致效应产生的 Shupe 误差。但该方法无法抑制轴向温度变化，对于光纤环上未消除的残存误差和 Y 波导等其他电子器件所产生的温度误差需要进行补偿。

2　光纤陀螺温度补偿模型的建立

2.1　基于 GA-BP 神经网络模型的陀螺补偿机理分析

光纤陀螺的温度零偏漂移曲线具有很强的非线性特征，而包含足够多隐含层节点的 BP 模型恰好具有优越的非线性函数拟合能力，利用 BP 模型的这一特征对光纤陀螺的零偏输出进行补偿，理论上可以很好地提升光纤陀螺的温度特性。本文所采用的 BP 模型的拓扑结构图[9]如图 1 所示，考虑到零偏漂移与温度之间的关系，以温度和温度变化率作为模型的输入量[10]，陀螺的输出漂移作为输出量，V_{ih} 和 W_{ih} 代表神经网络各层之间的连接权值。

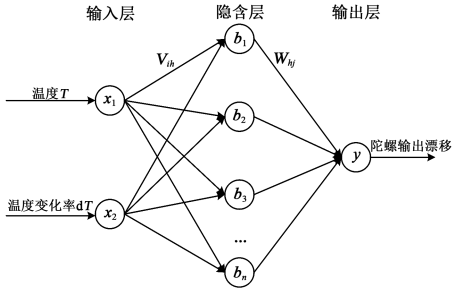


图 1　BP 神经网络的拓扑结构模型

隐含节点的数量选取对模型的拟合精度有很大影响，对隐含层节点的数量 N 选取一般有经验公式：

$$N=\sqrt{m+n}+\alpha \quad (2)$$

式中，m 和 n 分别代表输入节点和输出节点的个数，α 取 1～10 的整数，通过试凑法确定当隐含层节点数为 8 时可以同时兼顾模型的拟合精度和复杂性。

未经优化的 BP 神经网络在训练过程中极易陷入局部极值而难以跳出，这增加了模型的训练难度，难以达到最佳的拟合精度。为解决这一问题，一般需要对初始权阈值的选择进行优化。遗传算法是一种基于遗传学原理和自然选择的全局搜索算法，能够高效地找到全局最优解。遗传算法优化权阈值的具体流程如下：

(1)确定训练集样本数，随机生成初始权阈值作为第一代种群编码；

(2)经过网络对零偏的输入样本计算，得到相应染色体的网络输出；

(3)用适应度函数计算染色体的适合度；进行再生、交叉、变异，产生新一代种群编码；

(4)达到终止条件，获取全局最优的网络权值和阈值，否则返回上述步骤(3)。其中，适应度函数为 $f=\frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M}(y_i-Y_i)^2$，$M$ 为训练集样本个数，y_i 为第 i 个样本的模型输出值，Y_i 为样本的实际输出值。

2.2　训练集数据及建模

以某高精度光纤陀螺为实验对象，在如下温度条件下进行实验：首先控制温箱在 20 ℃下并保温 1 h，后控制温箱依次在 60，－40，60 ℃的温度点下工作 3 h，最后降至 20 ℃，变温段的温变率为

1 ℃/h。该阶段陀螺内部温度及零偏输出经 100 s 平滑后的曲线如图 2 所示。

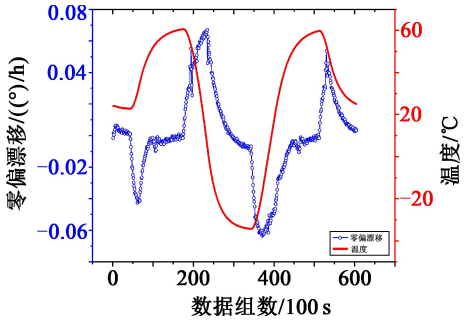


图 2 补偿前陀螺零偏-温度曲线

观察图 2 可以发现光纤陀螺零偏漂移受温度影响的大致规律。即零偏输出在温度变化较为剧烈的阶段漂移较大，同时在不同温度点下的零偏输出值又有差别，因此在进行建模时应考虑将温度和温度变化率同时作为补偿模型的输入量进行训练建模。

GA-BP 神经网络模型的相关参数设置如表 1 所示。

表 1 神经网络模型参数设置

相关参数	GA-BP 模型	相关参数	GA-BP 模型
训练次数	1 000	交叉概率	0.6
训练目标	0.005	变异概率	0.04
学习速率	0.01	种群规模	50
隐含层节点数	8	进化代数	100

根据训练集数据按上述参数训练 3 次得到陀螺的三个不同的 GA-BP 模型。同时利用温度一阶、温变率二阶的形式建立光纤陀螺的多项式模型。

多项式补偿模型的基本形式如下：

$$y = k_1 + k_2 T + k_2(\mathrm{d}T/\mathrm{d}t) + k_4(\mathrm{d}T\,\mathrm{d}t)^2 \quad (3)$$

其中，y 代表待补偿量，$\mathrm{d}T/\mathrm{d}t$ 代表温度变化率，采用最小二乘线性拟合方法确定各项系数，得到多项式补偿模型：

$$y = -0.004\,27 + 0.000\,15T - 0.043\,6\frac{\mathrm{d}T}{\mathrm{d}t} + 0.000\,11\left(\frac{\mathrm{d}T}{\mathrm{d}t}\right)^2 \quad (4)$$

为提高模型的泛化特性，将得到的 4 个模型通过集成学习方法得到最终的补偿模型。

3 光纤陀螺的在线温度补偿

3.1 在线补偿的硬件实现

光纤陀螺的神经网络补偿模型属于非线性补偿模型，因此难以由 FPGA 直接完成补偿运算，采用 FPGA＋单片机的硬件设计方案进行补偿。如图 3 所示，由 FPGA 完成对角速率信号的调制与解调，并将解调后的角速率信号发送给单片机，单片机主要负责温度数据的采集与处理，待补偿量的计算以及将补偿后数据按标准协议输出。

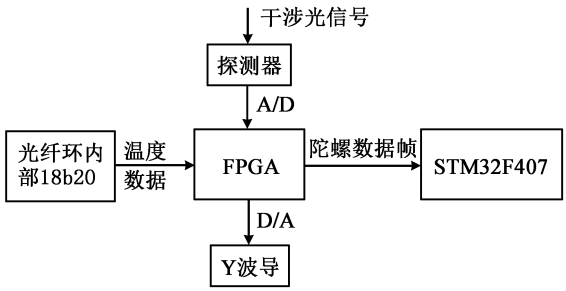


图 3 硬件实现框图

3.2 在线补偿的软件实现

在硬件相关电路搭建完成后对其进行软件设计。其中，FPGA 与单片机的通信选择串口闲时中断＋DMA 的方案，由 DMA 单独完成对陀螺输出数据的接收，不占用 CPU 资源，同时利用串口空闲中断检测一帧数据是否传输完成，传输完成后进入中断程序，在中断程序中完成陀螺数据的实时补偿，具体的软件流程图如图 4 所示。

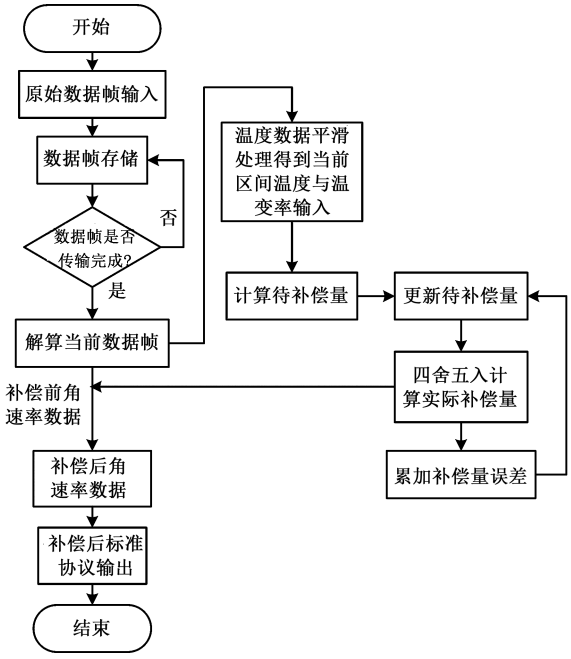


图 4 软件实现流程图

在中断程序中，首先对原始温度数据进行 10 s 平均，得到的温度均值作为该区间的温度，将两区间温度的差值作为温度变化率。该方式使得陀螺待补

偿量的更新时间间隔为 10 s，能够获得更为明显的温度变化，同时削弱了随机噪声对温度数据的污染，提升了模型输入量的准确性。根据模型输入计算得到待补偿量，与原始角速率输出相减后得到补偿后的陀螺输出。

原始陀螺输出数据帧中的角速率信号为 32 位二进制表示的整型数据，因此实际补偿量只能为整数值。然而光纤陀螺在小温变率条件下的待补偿量一般很小，如果不考虑小数部分的补偿会导致小温度变化率条件下的误差增大。为提高补偿精度，在待补偿量非整数时对小数部分进行四舍五入取整补偿，而对过(未)补偿的量累加到原始补偿量中再次进行四舍五入。采用该方案对每一帧陀螺输出数据进行在线补偿，使得陀螺实际补偿量在相邻两整数之间交替变化，提高了陀螺全局的补偿精度。

4　实验结果与分析

4.1　光纤陀螺全温段的补偿效果

依照上述软硬件方案将补偿模型的相关参数烧写到补偿芯片中实现光纤陀螺的在线补偿，将带有补偿程序的陀螺放进温箱进行温度实验，通过外接一拖三的 RS485 接口实现同时接收不同模型补偿前后的陀螺输出。同时为测试补偿模型的泛化性能，将补偿后的陀螺在相同实验条件下分别测试三次获得三组实验数据，其中一组数据补偿前后的补偿效果对比图如图 5，6 所示。

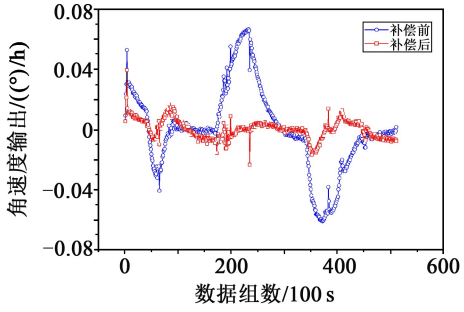


图 5　多项式模型补偿效果图

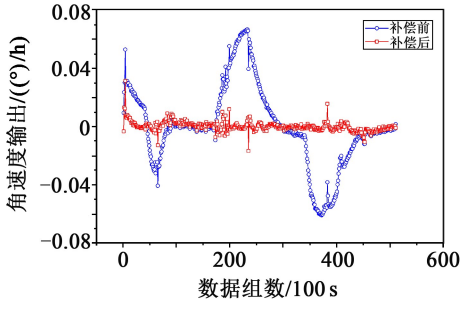


图 6　多模型集成算法补偿效果图

对比两种模型补偿后的效果可得到初步结论：多项式模型在应对漂移量较大时的补偿效果不佳，整体补偿精度低于多模型集成算法。

4.2　光纤陀螺启动段的补偿效果

光纤陀螺的启动时间是评价陀螺性能的一个重要指标，对启动段的补偿能够减小启动漂移，缩短启动时间。因此评价补偿模型的优劣不仅要评价其全温段的补偿效果，还需要评价启动段的补偿效果。

光纤陀螺因启动引起的温度变化一般在 30 min 之内达到稳态，因此选取前 30 min 的数据点来衡量启动段的补偿效果，两模型在启动段的补偿效果图如图 7 所示。

通过对比补偿效果图可以看出采用多模型集成算法补偿后的零偏输出更接近零位，减小了启动段的零偏漂移，具有更好的补偿效果。

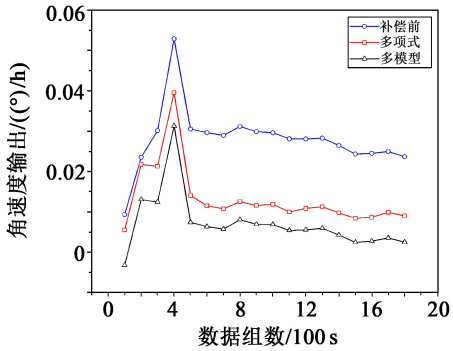


图 7　温度实验中启动段的补偿效果图

4.3　补偿前后的量化指标对比

为进一步对比两模型补偿效果的优劣，分别计算不同模型补偿前后的零偏稳定性和输出均值，其中零偏稳定性的计算公式为：

$$B_S=\frac{1}{k}\times\left[\frac{1}{n-1}\sum_{i=1}^{n}(F_i-\bar{F})^2\right]^{1/2} \tag{5}$$

式中，B_S，k，n，F_i，$\bar{F}$ 分别代表陀螺零偏稳定性、标度因数、采样次数、第 i 次采样时的陀螺输出和输出均值。计算得到不同模型补偿效果如表 2 所示。

从表 2 可以看出，无论是全过程还是启动段，采用多模型集成算法的补偿效果均优于补偿前及多项式模型的补偿效果，其中对于启动段的补偿不仅提高了陀螺的零偏稳定性，还使得零偏输出更接近零位。验证了该模型补偿算法的有效性。

表 2 补偿前后陀螺量化指标

组别		全过程零偏稳定性	启动段零偏稳定性	启动段输出均值
1	补偿前	0.028 1	0.008 0	0.028 0
	多项式	0.006 5	0.007 7	0.013 2
	多模型集成	0.003 4	0.007 0	0.007 1
2	补偿前	0.029 0	0.009 1	0.034 1
	多项式	0.006 8	0.008 4	0.017 2
	多模型集成	0.003 8	0.007 6	0.010 1
3	补偿前	0.026 8	0.007 2	0.026 2
	多项式	0.005 8	0.006 6	0.012 7
	多模型集成	0.003 1	0.005 8	0.006 6

5 结论

为提升光纤陀螺在线补偿效果，本文采用集成学习方法建立了基于 GA-BP 模型和多项式模型的多模型融合补偿算法。光纤陀螺的在线补偿实验表明，该算法相较于多项式补偿模型可进一步降低零偏漂移近 50%，相较于补偿前，零偏漂移降低 85% 以上。同时在启动段也具有一定的补偿效果，能够很好地将输出补偿至零位附近。

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，2021：13.
Wang Wei, Yu Haicheng, Feng Wenshuai, et al. High Precision Fiber Optic Gyroscope Technology[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2021: 13.

[2] Hervé C. Lefèvre. Optical Fiber Technology[M]. Artech House Inc., 1993.

[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] 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]. J. of Chinese Inertial Technology, 2009, 17(2): 218-224.

[5] Vapnik V. Statistical Learning Theory[M]. New York: Wiley, 1998: 401-492.

[6] 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.

[7] 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.

[8] 刘元元，杨功流，李思宜. BP-Bagging 模型在光纤陀螺温度补偿中的应用[J]. 中国惯性技术学报，2014，22(2)：254-259.
Liu Yuanyuan, Yang Gongliu, Li Siyi. Application of BP-Bagging model in temperature compensation for fiber optic gyroscope[J]. J. of Chinese Inertial Technol., 2014, 22(2): 254-259.

[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 compensation method of fiber optic gyroscope based on BAS-BP-Bagging neural network [J]. Semiconductor Optoelectronics, 2023, 44(4): 519-524.

[10] Seo Y 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]// 2018 18th Inter. Conf. on Control, Automation and Systems (ICCAS), 2018: 1072-1076.

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制导与控制；

王 开(1998—)，男，河南省商丘市人，硕士研究生，主要研究方向为光纤陀螺温度补偿。