

引用格式: HUANG Chun-fu, LI An, QIN Fang-jun, *et al.* Temperature Error Modeling and Real-time Compensation of Fiber Optic Gyroscope Based on PSO-SVR [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2019, 48(12): 1206002

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): 1206002

基于 PSO-SVR 的光纤陀螺温度误差建模与实时补偿

黄春福, 李安, 覃方君, 王智

(海军工程大学 电气工程学院, 武汉 430033)

摘 要: 根据在线补偿对于实时性和精度的要求, 提出利用粒子群算法优化支持向量回归的方法建立光纤陀螺温度误差补偿模型, 并采用多数据窗的温度变化率实时获取方法, 满足在线补偿和模型输入的要求. 将光纤陀螺置于温箱内进行 $-15 \sim 50$ °C 变温试验, 获得实测数据, 将温度和温度变化率作为输入, 分别进行最小二乘、径向基函数神经网络以及粒子群优化支持向量回归建模, 对比结果表明, 提出的模型取得了最佳的补偿效果. 通过实时补偿对比试验, 验证了提出的模型具有良好的实时补偿性能及对于非训练数据的泛化能力.

关键词: 光纤陀螺; 温度误差; 粒子群算法; 支持向量回归; 实时补偿

中图分类号: TN253

文献标识码: A

doi: 10.3788/gzxb20194812.1206002

Temperature Error Modeling and Real-time Compensation of Fiber Optic Gyroscope Based on PSO-SVR

HUANG Chun-fu, LI An, QIN Fang-jun, WANG Zhi

(School of Electrical Engineering, Naval University of Engineering, Wuhan 430033, China)

Abstract: According to real-time and precision requirements of online compensation, a support vector regression method improved by particle swarm optimization was proposed to establish the fiber optic gyroscope temperature error compensation model. A real-time acquisition method of temperature change rate based on multi-data window was adopted to meet the requirements of online compensation and model input. The fiber optic gyroscope was placed in a thermostat for temperature change test range from -15 to 50 °C to obtain the measured data. The temperature and temperature change rate were taken as inputs, and the least squares, radial basis function neural network and particle swarm optimization support vector regression algorithm were modeling respectively. The results show that the proposed model achieve the best compensation effect. The real-time compensation comparative experiment verified that the proposed model has good real-time compensation performance and generalization ability for non-training data.

Key words: Fiber optic gyroscope; Temperature error; Particle swarm optimization; Support vector regression; Real-time compensation

OCIS Codes: 060.2800; 060.2370; 120.6780; 200.4560

0 引言

光纤陀螺(Fiber Optic Gyroscope, FOG)利用光学回路代替机电陀螺的转子, 具有结构简单、启动快、价格低、体积小等优点. 经过半个多世纪的发展, 光纤陀螺技术日趋成熟^[1-3].

1980 年, SHUPE D M 指出, 干涉式 FOG 的光纤环中两束反向传播的光波在不同时间经过光纤环中的

基金项目: 国家自然科学基金(No. 61873275)

第一作者: 黄春福(1994—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为导航技术及应用. Email: wateriness_e@163.com

导师(通讯作者): 覃方君(1979—), 男, 副教授, 博士, 主要研究方向为导航技术及应用. Email: haig2005@126.com

收稿日期: 2019-07-25; 录用日期: 2019-09-10

<http://www.photon.ac.cn>

同一点会因温度变化、折射率不同而产生不同的相移,这种由温度变化引起的非互易性相移会给 FOG 带来不可忽视的误差并限制其应用^[4].因此,抑制 FOG 温度误差以获得更高的输出精度是十分必要的.目前,工程上抑制 FOG 温度误差的方法主要有改进 FOG 硬件和结构^[5-6],对 FOG 进行温度控制^[7]或建立模型补偿 FOG 输出信号^[8-10]等,其中建模补偿的方法无需增加设备成本,实施方便.

国内外学者对 FOG 的温度建模做了大量研究,不同程度提高了 FOG 的输出精度,但大部分研究均为离线补偿,对于在线补偿的研究甚少^[11].实时性和补偿精度是衡量在线补偿效果的两个重要指标,选择适当的模型是实现在线补偿的关键.在传统的补偿模型中,多项式模型结构简单,运算量少,但其难以对温度误差的非线性变化准确描述^[8].神经网络对于非线性函数具有良好的逼近能力,模型补偿精度高,但是神经网络基于经验风险最小化(Empirical Risk Minimization, ERM)原则,即训练数据补偿误差最小化,容易出现过拟合,难以得到较好的泛化能力,且神经网络算法复杂,不利于在线实时补偿^[9-10].

支持向量回归(Support Vector Regression, SVR)是支持向量机的一种应用,是统计学习理论的通用方法,通过使用核函数将输入空间非线性映射到高维空间从而有效解决非线性问题,并基于结构风险最小化(Structure Risk Minimization, SRM)原理实现更好的泛化能力,降低过拟合风险^[12],且 SVR 用于测试时,运算量少,可以满足实时性要求.SVR 的模型拟合精度取决于参数的选择,对于不同的训练集其最优参数不一,因此需对 SVR 参数进行寻优^[13-14].粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)是一种基于群体的随机优化算法,具有内在并行性、迭代格式简单等优点,在许多领域得到广泛应用^[15-17].

本文基于 FOG 温度误差产生机理,提出了 PSO 优化 SVR(Particle Swarm Optimization Support Vector Regression, PSO-SVR)的温度误差在线补偿方法.将温度和温度变化率作为模型的输入,进行温度误差离线建模,并与最小二乘法及神经网络方法对比验证 PSO-SVR 模型的精度.利用建立的模型进行 FOG 输出信号温度误差半物理实时补偿试验,比较最小二乘、神经网络和 PSO-SVR 方法补偿精度和计算复杂度,验证模型对于非训练数据的泛化能力及实时补偿性能.

1 FOG 温度误差产生机理

在光纤环中,两束干涉光分别沿顺时针(Clockwise, CW)和逆时针(Counterclockwise, CCW)方向传播,当环境温度发生变化时,光纤折射率发生变化,两束光在不同时刻经过距离端点 z 处的一段光纤基元 dz 产生的相位延迟分别为

$$\phi_{cw}(t) = \beta_0 nL + \beta_0 \left(\frac{\partial n}{\partial T} + n\alpha \right) \int_0^L \Delta T \left(z, t - \frac{L-z}{c} \right) dz \quad (1)$$

$$\phi_{ccw}(t) = \beta_0 nL + \beta_0 \left(\frac{\partial n}{\partial T} + n\alpha \right) \int_0^L \Delta T \left(z, t - \frac{z}{c} \right) dz \quad (2)$$

式中, β_0 为光在真空中的传输系数,其值为 $2\pi/\lambda$, λ 为光波长, α 为光纤热膨胀系数, n 为光纤折射率, L 为光纤环长度, c 为光在光纤环中传播的速度, T 为光纤内温度, ΔT 为光纤环 z 点处的温度变化量.式(1)减式(2)并化简得到光纤环温度变化产生的 Shupe 误差为

$$\Delta\phi(t) = \frac{\beta_0}{c} \left(\frac{\partial n}{\partial T} + n\alpha \right) \int_0^L \dot{T}(z, t) (L - 2z) dz \quad (3)$$

$$\Delta\phi(t) = \frac{\beta_0}{c} \left(\frac{\partial n}{\partial T} + n\alpha \right) \int_0^L \dot{T}(z, t) (L - 2z) dz \quad (3)$$

式(3)表明,环境温度引起的相位误差 $\Delta\phi$ 与光纤折射率随温度的变化率、温度随时间的变化率等有关^[4]. IEEE Std 952-1997 标准提供的单轴 FOG 温度误差模型为

$$E = D_T \Delta T + D_{dT} (dT/dt) + \bar{D}_{\nabla T} (d \nabla \bar{T} / dt) \quad (4)$$

式中, ΔT 为温度变化, dT/dt 为温度变化率, $d \nabla \bar{T} / dt$ 为温度梯度,一般 FOG 内温度场分布十分复杂,温度梯度测量较为困难,因此,通常建立 FOG 温度误差与温度及温度变化率之间的关系模型,用于 FOG 输出补偿,以提高 FOG 输出精度^[18].

2 FOG 温度误差的 PSO-SVR 建模方法

2.1 SVR 模型

支持向量机本身是针对超平面的线性分类问题而提出的,而后在函数回归领域也得到应用,即支持向量回归^[12].对于训练集 $(x_i, y_i), i=1, 2, \dots, n, x_i \in R^n$,其拟合函数为

$$f(x) = \omega \cdot \phi(x) + b \quad (5)$$

式中, $\phi(\cdot)$ 为非线性变换,将输入空间映射到高维的特征空间(Hilbert 空间),便于在特征空间进行线性逼近, ω 和 b 为待求参数.根据结构风险最小化准则,基于 ϵ 不敏感损失函数的支持向量回归模型的目标函数和约束条件为

$$\min R(\omega, \xi_i, \xi_i^*) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*) \quad \text{s.t.} \begin{cases} y_i - f(x_i) \leq \epsilon + \xi_i \\ f(x_i) - y_i \leq \epsilon + \xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0 \end{cases} \quad i=1, 2, \dots, n \quad (6)$$

式中, ϵ 为不敏感系数; $C > 0$ 为惩罚因子,控制对超出误差 ϵ 的样本的惩罚程度, C 越大,回归效果越好,但其泛化能力越差; $\xi_i, \xi_i^* > 0$ 为松弛因子,即允许存在拟合误差.式(6)的函数最小化问题是一个凸二次优化问题,可以引入拉格朗日函数,转换到对偶空间求解:

$$\max \omega(a, a^*) = -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n (a_i - a_i^*)(a_j - a_j^*) \langle \phi(x_i), \phi(x_j) \rangle - \sum_{i=1}^n (a_i + a_i^*) \epsilon + \sum_{i=1}^n (a_i - a_i^*) y_i$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} \sum_{i=1}^n (a_i - a_i^*) = 0 \\ 0 \leq a_i, a_i^* \leq C, \quad i=1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (7)$$

式中, a_i, a_i^* 为拉格朗日乘子.求解式(7)得

$$\omega = \sum_{i=1}^n (a_i - a_i^*) \phi(x_i) \quad (8)$$

根据库恩-塔克条件,在最优解处有:

$$\begin{cases} a_i \cdot (\epsilon + \xi_i - y_i + \langle \omega, x_i \rangle + b) = 0 \\ a_i^* \cdot (\epsilon + \xi_i^* + y_i - \langle \omega, x_i \rangle - b) = 0 \\ (c - a_i) \cdot \xi_i = 0 \\ (c - a_i^*) \cdot \xi_i^* = 0 \end{cases} \quad (9)$$

由此可得

$$\begin{cases} b = y_i - \langle \omega, x_i \rangle - \epsilon, a_i \in (0, c) \\ b = y_i - \langle \omega, x_i \rangle + \epsilon, a_i^* \in (0, c) \end{cases} \quad (10)$$

最终得到的回归函数可表示为

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (a_i - a_i^*) \langle \varphi(x), \varphi(x_i) \rangle + b \quad (11)$$

引入符合 Mercer 条件的核函数 $k(x, x_i) = \langle \varphi(x), \varphi(x_i) \rangle$,则

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (a_i - a_i^*) k(x, x_i) + b \quad (12)$$

不同的核函数可构造不同的支持向量机,相比于其它核函数,径向基函数(Radial Basis Function, RBF)具有参数少,计算量少等特点,为提升实时补偿的计算效率,本文选用 RBF 作为支持向量回归的核函数,其表达式为

$$k(x, x_i) = \exp(-\|x - x_i\|^2 / 2\sigma^2) \quad (13)$$

2.2 PSO 优化 SVR

SVR 中的惩罚因子 C ,不敏感系数 ϵ 以及核函数参数 σ 对其拟合精度有较大影响^[19],因此采用 PSO 算法对以上参数进行寻优,以获得更高的拟合精度.

PSO 算法是一种重要的人工智能算法,该算法首先初始化一组随机解,称为一个种群,种群中每个微粒

都有自己的位置向量和速度向量,以及由目标函数决定的适应度函数.所有微粒以一定速度飞行,通过追随当前搜索到的最优值来寻找全局最优值.结合 SVR 参数优化,其主要流程步骤如下:

Step1:设置 PSO 迭代次数、学习因子等参数,并初始化一个规模为 m 的种群,种群中粒子的位置向量包含了待优化的 SVR 参数,生成粒子初始位置和速度,并限制位置和速度的范围 $[-x_{\max}, x_{\max}]$ 、 $[-v_{\max}, v_{\max}]$,且通常 $v_{\max} = kx_{\max}$ ($0.1 \leq k \leq 1$)^[13].

Step2:分别使用每个粒子包含的参数进行 SVR 训练,根据训练得到曲线与实际曲线计算均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE) 作为每个粒子的适应度.

Step3:将每个粒子的适应度与其历史最好位置 p_{is} 对比,若更好则替换,作为当前个体最好位置,将每个粒子的适应度与全局经历过的最好位置 p_{gs} 对比,若更好则替换,将其作为目前搜索到的最好位置.

Step4:进行速度和位置更新,如式 (14)、(15)^[15].

$$v_{is}(t+1) = v_{is}(t) + c_1 r_{1s} [p_{is}(t) - x_{is}(t)] + c_2 r_{2s}(t) [p_{gs}(t) - x_{is}(t)] \quad (14)$$

$$x_{is}(t+1) = x_{is}(t) + v_{is}(t+1) \quad (15)$$

式中,迭代次数 $i = 1 \sim m$, s 为搜索空间的维度,即寻优参数的个数, c_1 、 c_2 称为学习因子,非负常数, c_1 调节粒子飞向自身最好位置方向的步长, c_2 调节粒子飞向全局最好位置方向的步长, r_1 和 r_2 为相互独立的伪随机数,服从 $[0, 1]$ 上的均匀分布.

Step5:如果满足终止条件,则输出解,否则返回到 Step2.

PSO 优化 SVR 参数算法流程如图 1.

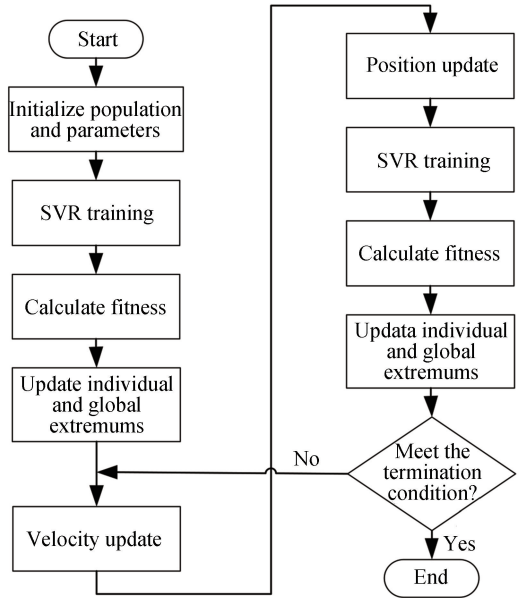


图 1 PSO-SVR 算法流程图

Fig.1 PSO-SVR algorithm flowchart

3 温度误差的 PSO-SVR 在线补偿方法

3.1 温度变化率实时获取

FOG 温度误差在线补偿需要实时获取温度变化率数据.本文提出了一种基于多数据窗的温度变化率实时获取方法,如图 2 所示,首先输出一段与滑动窗口宽度 N 相等的温度数据,则第 N 个数据点的变化率由滑动数据窗的前 m 个数据与后 m 个数据(称为平均数据窗)分别求取均值后作差并除以对应的时间 $(N - m)/f$ 得到,其表达式为

$$\hat{T}(i) = \frac{\sum_{j=i-m}^i T(j) - \sum_{k=i-N}^{i-N+m} T(k)}{m} \cdot \frac{f}{N-m} \quad (16)$$

式中, $\hat{T}(i)$ 为第 i 个温度点的温度变化率, T 为温度, f 为数据输出频率.适当选取滑动窗口宽度 N 的大小,有利于克服温度传感器的分辨率较低或数据的输出频率较高等情况造成的温度输出值在较大范围内相同而得到零变化率的影响.平均窗口的设置有助于削弱随机噪声对数据的污染,提高获得数据的准确性.

3.2 温度误差在线补偿方法

FOG 和温度传感器分别输出数据,从输出第 N 个数据点开始补偿,首先按照 3.1 节方法获取第 N 个数据点的温度变化率,而后将温度和温度变化率作为 PSO-SVR 模型输入,得到对应的补偿值并扣除,输出补偿后的陀螺数据,最后等待 l 距离后的下一个补偿点输出数据,将数据窗向后移动 l 距离,重复上述操作,进

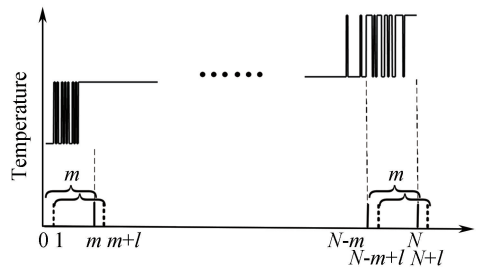


图 2 温度变化率实时获取

Fig.2 Real-time acquisition of temperature change rate

行下一个数据点的补偿^[20].移动距离 l 一般取 1,当 m 取值较大,造成运算效率较低时,可以适当增大 l 的取值,但是此时数据输出频率 f 降为原来的 $1/l$.结合实际情况选择恰当的参数,可以获得更高的补偿性能.在线补偿流程如图 3.

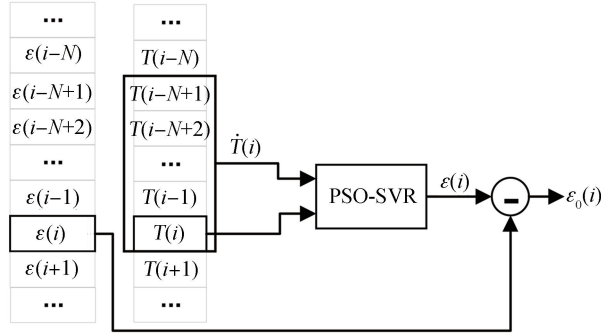


图 3 FOG 温度误差在线补偿

Fig.3 FOG temperature error online compensation

4 FOG 实测数据试验验证与结果分析

4.1 实测数据 PSO-SVR 建模

将项目组采购的某型 FOG 置于温箱内水平转台上,敏感轴指向天顶,设置温度为 $-15\text{ }^{\circ}\text{C}$,逐渐升温至 $50\text{ }^{\circ}\text{C}$,数据输出频率 f 为 200 Hz ,使用 PC 实现数据采集的可视化,得到陀螺误差 $\varepsilon(t)$ 、温度 $T(t)$,进行 $t = 100\text{ s}$ 滑动平均,得到 $\varepsilon(n)$ 、 $T(n)$,离线温度变化率 $\hat{T}(n)$ 的计算式为

$$\hat{T}(n) = \frac{T(n) - T(n-1)}{t} \quad (17)$$

为了试验 PSO-SVR 算法的建模补偿精度,采用最小二乘法、RBF 神经网络建模作为对比,将得到的温度和温度变化率分别作为各模型的输入,得到不同的模型拟合曲线及剩余误差分别如图 4~6 所示.最小二乘法阶数为 5,RBF 神经网络采用 L_1 正则化方法防止出现过拟合^[14].设置 PSO 参数如表 1 所示,得到的 SVR 最佳参数如表 2 所示.各模型补偿前后的 RMSE 和最大误差对比如表 3 所示.对比图表,可知最小二乘

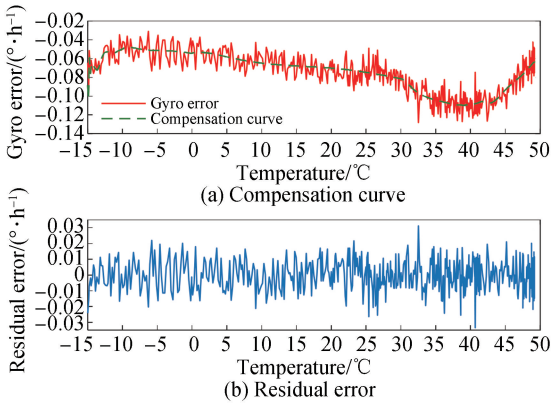


图 4 最小二乘补偿效果

Fig.4 Compensation effect of least squares

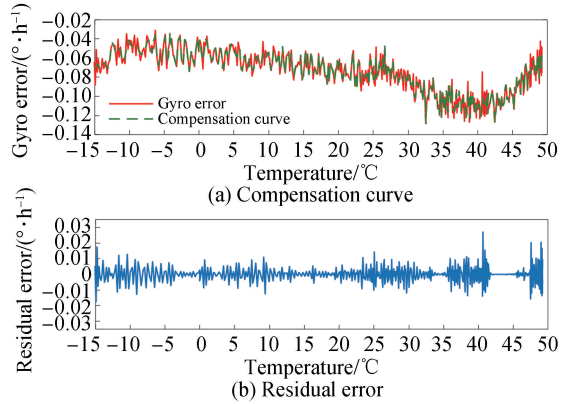


图 5 RBF 神经网络补偿效果

Fig.5 Compensation effect of RBF neural networks

表 1 PSO 参数设置

Table 1 PSO parameters setting

Parameters	Value
Population size n	60
Number of iterations m	100
Learning factor c_1	2
Learning factor c_2	2

表 2 PSO 寻优得到的 SVR 最佳参数

Table 2 Best parameters for SVR obtained by PSO

Parameters	ϵ	C	σ
Value	3.59×10^{-5}	51.86	88.22

表 3 三种建模方法结果比较

Table 3 Comparison of results of threemodelling methods

Schemes	RMSE	Maximum error/($^{\circ} \cdot h^{-1}$)
Before compensation	8.09×10^{-2}	1.28×10^{-1}
Least squares	9.71×10^{-3}	3.34×10^{-2}
RBF neural networks	5.50×10^{-3}	2.69×10^{-2}
PSO-SVR	4.28×10^{-4}	7.40×10^{-4}

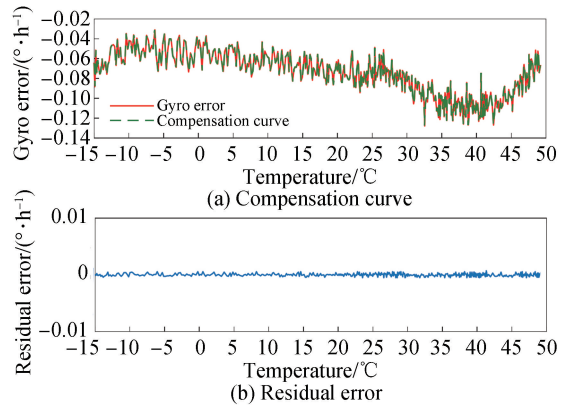


图 6 PSO-SVR 补偿效果

Fig.6 Compensation effect of PSO-SVR

法对于 FOG 温度误差的非线性描述较差,模型精度不高, RBF 神经网络具有良好的非线性逼近性能,模型精度较高, PSO-SVR 模型的补偿精度优于最小二乘法法和 RBF 神经网络,效果最佳.

4.2 FOG 温度误差在线补偿

在 4.1 节的条件下,在 0~30 °C 温度变化范围内另外采集一组 FOG 输出数据进行半物理实时补偿试验,取滑动窗口宽度 N 为 10 000,平均窗口宽度 m 为 100,移动距离 l 为 1,利用本文提出的 PSO-SVR 方法进行补偿,并对比最小二乘、RBF 神经网络模型,得到的补偿曲线分别如图 7~9 所示,补偿统计结果如表 4. 计算用时(从计算变化率开始计时,到输出补偿结果结束,补偿 10 000 个数据点,重复十次取均值)如表 5 所示,可以看出,最小二乘法运算效率最高,但补偿精度不高,尤其是抗局部数据波动干扰的能力较差, RBF 神

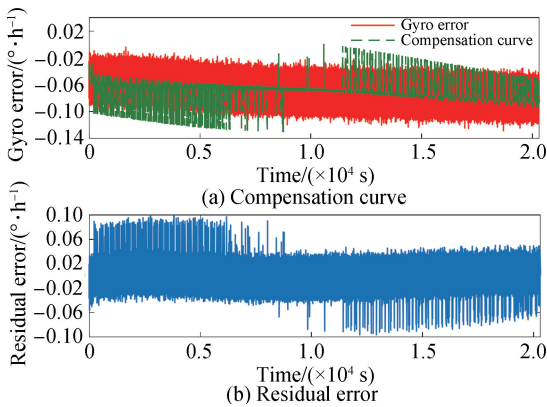


图 7 最小二乘法实时补偿效果

Fig.7 Real-time compensation effect of least squares

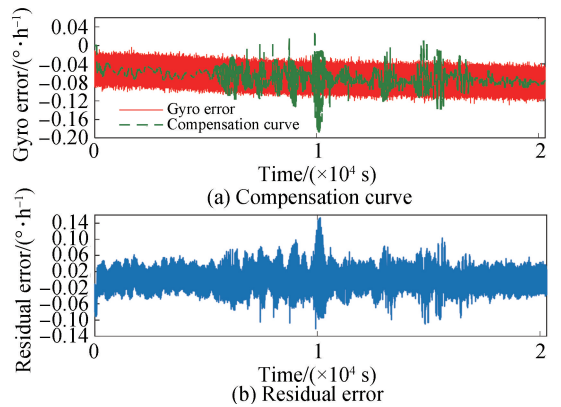


图 8 RBF 神经网络实时补偿效果

Fig.8 Real-time compensation effect of RBF neural networks

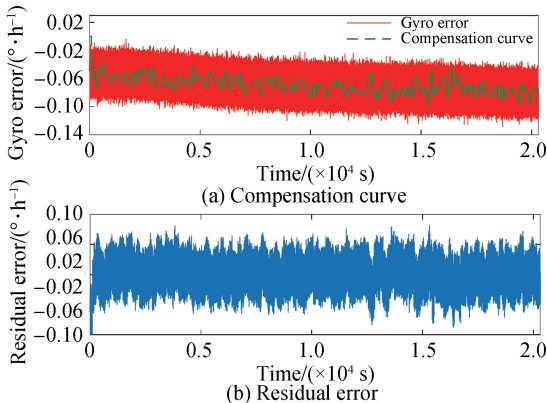


图 9 PSO-SVR 实时补偿效果

Fig.9 Real-time compensation effect of PSO-SVR

表 4 实时补偿结果对比

Table 4 Comparison of real-time compensation results

Schemes	RMSE	Maximum error/($^{\circ} \cdot h^{-1}$)
Before compensation	6.99×10^{-2}	1.24×10^{-1}
Least squares	1.55×10^{-2}	1.00×10^{-1}
RBF neural networks	2.02×10^{-2}	1.52×10^{-1}
PSO-SVR	1.32×10^{-2}	6.54×10^{-2}

表 5 运算用时
Table 5 Operation time

Schemes	Time of 10 000 compensation points/s	Average time of per compensation point/s
Least squares	0.15	1.50×10^{-5}
RBF neural networks	88.60	8.86×10^{-3}
PSO-SVR	1.11	1.11×10^{-4}

经网络运算效率较低,不适用于在线补偿,且对于非训练数据补偿效果不佳;PSO-SVR 模型对于非训练数据泛化能力较好,补偿效果优于神经网络,且运算效率较高,有利于在线补偿。

5 结论

阐述了 FOG 温度误差产生机理,根据在线补偿的实时性和精度要求,提出了 PSO-SVR 的在线补偿方法。采用多数据窗实时获取温度变化率数据,以满足模型输入和在线补偿的要求。基于 FOG 实测数据,分别进行离线建模和半物理实时补偿试验,并与传统的最小二乘法、RBF 神经网络方法对比,结果表明:最小二乘方法对于 FOG 温度误差这样的非线性数据,拟合效果较差,在线补偿容易受数据局部波动干扰;RBF 神经网络方法模型精度较高,但对于非训练数据补偿效果不佳,且运算较复杂,不利于实现在线补偿;PSO-SVR 模型精度高,且对于非训练数据有良好的泛化能力,运算简单,适用于在线补偿。

参考文献

- [1] QIN Fang-jun, CHEN Yong-bing, ZHA Feng, *et al.* Marine inertial navigation[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2018: 5-10.
覃方君,陈永冰,查峰,等. 船用惯性导航[M]. 北京:国防工业出版社,2018:5-10.
- [2] PASSARO M N, CUCCOVILLO A, VAIANI L, *et al.* Gyroscope technology and applications: a review in the industrial perspective[J]. *Sensor*, 2017, **17**(10): 2284-2306.
- [3] QIN Yong-yuan. Inertial navigation[M]. 2nd ed. Beijing: Science Press, 2014: 62-63.
秦永元. 惯性导航[M]. 2 版. 北京:科学出版社,2014:62-63.
- [4] SHUPE D M. Thermally induced nonreciprocity in the fiber optic interferometer[J]. *Applied Optics*, 1980, **19**(5): 654-655.
- [5] LI Xu-you, ZHANG Chun-mei, LIU Hua-bing, *et al.* Simulation and analysis on temperature performance of fiber ring by 16-polar symmetrical winding method[J]. *Journal of Chinese Inertial Technology*, 2016, **24**(6): 780-785.
李绪友,张春梅,刘华兵,等. 光纤环十六极对称绕法温度性能的仿真与分析[J]. 中国惯性技术学报,2016,**24**(6):780-785.
- [6] HAN Zheng-ying, GAO Han, GAO Ye-sheng, *et al.* Effect of strain distribution measurement of fiber coil on FOG performance[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2014, **43**(12): 4128-4132.
韩正英,高涵,高业胜,等. 光纤环应力分布测试对光纤陀螺性能的影响[J]. 红外与激光工程,2014,**43**(12):4128-4132.
- [7] NAZIR J, VIVEK T, THANGARAJ J. Temperature stabilization in fiber optic gyroscope for high altitude aircraft[J]. *Optik*, 2016, **127**(20): 9701-9710.
- [8] FENG Ka-li, LI An, QIN Fang-jun. Temperature error compensation method for FOG based on multi-model piecewise fitting[J]. *Journal of Chinese Inertial Technology*, 2014, **22**(6): 825-828.
冯卡力,李安,覃方君. 基于多模型分段拟合的光纤陀螺温度误差补偿方法[J]. 中国惯性技术学报,2014,**22**(6):825-828.
- [9] 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 ICCAS of IEEE, Daegwallyeong: IEEE, 2018.
- [10] WANG W, CHEN X Y. Multiscale modeling of fiber optic gyroscope temperature drift based on improved ensemble empirical mode decomposition[J]. *Applied Optics*, 2018, **57**(28): 8443-8450.
- [11] JIN Jing, SONG Ning-fang, LI Li-jing. Temperature drift modeling and real-time compensation of interferometric fiber optic gyroscope[J]. *Acta Aeronautica Et Astronautica Sinica*, 2007, **28**(6):1449-1454.
金靖,宋凝芳,李立京.干涉型光纤陀螺温度漂移建模与实时补偿[J]. 航空学报,2007,**28**(6):1449-1454.
- [12] VAPNIK V. Statistical learning theory[M]. New York: Wiley, 1998: 401-492.
- [13] ZHOU Zhi-hua. Machine learning[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2016: 121-139, 298-300.
周志华. 机器学习[M]. 北京:清华大学出版社,2016:121-139,298-300.
- [14] YU Sheng-wei. Case analysis and application of MATLAB optimization algorithm[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2014: 156-159.
余胜威. MATLAB 优化算案例分析与应用[M]. 北京:清华大学出版社,2014:156-159.
- [15] EBERHART R, KENNEDY J. A new optimizer using particle swarm theory[C]. Proceedings of the Sixth International

Symposium on Micro Machine and Human Science, Nagoya: IEEE, 1995: 39-43.

- [16] EBERHART R, SHI Y. Particle swarm optimization: Developments, applications and resources[C]. Proceedings of the 2001 Congress on Evolutionary Computation, Seoul: IEEE, 2001: 81-86.
- [17] CLERC M, KENNEDY J. The particle swarm-explosion, stability and convergence in a multidimensional complex space [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2002, **6**(1): 58-73.
- [18] LIANG J J, QIN A K, SUGANTHAN P N, *et al.* Comprehensive learning particle swarm optimizer for global optimization of multimodal functions[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2006, **10**(3): 281-295.
- [19] WU Jun-wei, MIAO Ling-juan, LI Fu-sheng, *et al.* Compensation method of FOG temperature drift with improved support vector machine[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2018, **47**(5):142-147.
吴军伟, 缪玲娟, 李福胜, 等. 改进支持向量机的光纤陀螺温度漂移补偿方法[J]. *红外与激光工程*, 2018, **47**(5):142-147.
- [20] GAO Wei, ZU Yue, WANG Wei, *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.