

文章编号 1004-924X(2014)11-2975-08

基于改进径向基函数神经网络的激光陀螺温度补偿

史震, 陈帅*, 张健, 赵琳, 孙骞
(哈尔滨工程大学 自动化学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘要:传统的径向基神经网络(RBFNN)在激光陀螺零偏的温度补偿过程中会由于随机选取中心不合适而导致算法效率降低和数值病态,故本文提出了一种基于 Kohonen 网络和正交最小二乘(OLS)算法的 RBFNN 温度补偿方法。介绍了该方法的原理及建模步骤,设计了常温和变温环境下激光陀螺的数据采集试验及其温度补偿试验。由于结合了 Kohonen 网络的模式分类能力和 OLS 的优化选择能力,该方法可以快速、准确地辨识出受温度影响的激光陀螺零偏。利用逐步回归法、RBFNN 法及其改进方法对多种温变环境影响的激光陀螺零偏进行了辨识与补偿试验,试验结果表明,在常温环境下,三者的辨识能力相当;随着温变速率的上升,改进 RBFNN 法不仅节省了时间,其补偿后的零偏也均小于 $5 \times 10^{-4} (^{\circ})/h(1\sigma)$,提高精度均能达 86% 以上。得到的结果表明改进 RBFNN 法提高了辨识精度且稳定、有效,适用于多种温度变化环境下激光陀螺零偏的温度补偿。

关键词:激光陀螺;RBF 神经网络(RBFNN);Kohonen 网络;正交最小二乘(OLS)

中图分类号:TH824.3;TP183 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20142211.2975

Temperature compensation of laser gyro based on improved RBF neural network

SHI Zhen, CHEN Shuai*, ZHANG Jian, ZHAO Lin, SUN Qian

(College of Automation, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

* Corresponding author, E-mail: chenshuai063@163.com

Abstract: When the Radial Basis Function Neural Network (RBFNN) is used for the temperature compensation of a laser gyro bias, it shows lower computing efficiency and numerical pathology due to incorrecting selection of an initial center randomly. Therefore, this paper proposes a new RBFNN method based on the Kohonen network and Orthogonal Least Squares (OLS) algorithm. It introduces the principle and modeling steps of the method and designs data collection and temperature compensation experiments of the laser gyro under normal temperature and variable temperature environments. As the method combines the pattern classification capability of the Kohonen network and the optimal choice capacity of the OLS, it avoids the effect of drawback mentioned above, and can quickly and accurately identify the laser gyro bias affected by temperatures. The identification and compensation tests for the laser gyro bias effected by a variety of temperature change situations are performed by the stepwise regression method, RBFNN method and the proposed modified methods in this paper. The test results show that the three methods all have the abilities to identify fairly in the

收稿日期:2013-12-18;修订日期:2014-02-27.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 61273081)

situation of normal temperature; with increasing the rate of temperature change, proposed RBFNN method not only saves time, the compensated laser gyro bias is all also less than $5 \times 10^{-4} (^{\circ})/h (1\sigma)$, and its accuracy is improved more than 86%. The proposed RBFNN method enhances the stability and effectiveness of identification accuracy, and is suitable for laser gyro bias temperature compensation in a variety of temperature change conditions.

Key words: laser gyro; Radial Basis Function Neural Network (RBFNN); Kohonen network; Orthogonal Least Squares(OLS)

1 引 言

激光陀螺作为高精度的光学角速率敏感器件,其输出性能的稳定性直接影响构成系统的精度。激光陀螺不可避免地工作在复杂和快速的温度变化环境中,温度变化影响了激光陀螺物理特性、几何形状及其工作的气体流场等诸多因素,这些因素的变化会激活介质的反常色散效应,从而影响标度因数误差和零偏的变化^[1]。由相关热环境下的实验分析可知,不同温度条件下,激光陀螺的刻度因子变化很小,受到温度影响的主要是陀螺零偏,其对系统精度会产生很大的影响^[2]。因此,激光陀螺在运行过程中的温度补偿研究对提高激光陀螺捷联惯导系统的精度和可靠性有着重要的实际意义和应用价值。

激光陀螺零偏与工作环境中温度及温变速率密切相关,因此限制温度及温变速率对激光陀螺仪零偏的影响将会改善系统的精度^[2]。对陀螺的零偏进行温度补偿建模,利用系统计算机进行实时补偿,是一种结构相对简单、成本较低的控制温度对陀螺零偏影响的方法,故在捷联式惯导系统中得到了广泛的应用^[3-4]。文献[5]采用逐步回归法建立了温度补偿模型,取得了较好的补偿效果。但由于该方法需要辨识模型的参数,模型参数的准确性及模型的时效性都给激光陀螺精度的提升带来了一定的限制。

由于系统工作环境的复杂性,影响激光陀螺仪温度特性的因素很多,且具有复杂的非线性特性。神经网络具有良好逼近复杂非线性函数的能力^[6],而且只要神经网络训练达到要求,就可以无限接近非线性函数模型,非常适用于激光陀螺温度影响的零偏的辨识。文献[7]采用 BP 神经网

络法精确地实现了对温度特性的拟合显著,提高了系统精度。文献[8-11]将径向基函数神经网络法(Radial Basis Function Neural Network, RBFNN)应用在传感器仪表的温度补偿建模中,相比 BP 神经网络法,精度和速度提高都较明显。文献[12-13]采用最小二乘法和聚类等方法对 RBFNN 进行了网络学习,简化网络结构,使得算法误差更小。上述 RBFNN 随机选取初始中心,若选择的初始中心过于庞大,会导致前向选择过程中每一次计算量都很大,降低算法效率;若选择初始中心过小,则训练样本集不能够客观地概括总体样本的统计特征,带来数值病态问题,以至于模型泛化能力较差,限制了其在温度补偿中的广泛应用。为此,本文提出了基于 Kohonen 网络^[14]和正交最小二乘法的 RBFNN 算法。该方法利用 Kohonen 网络的模式分类能力对训练样本进行初次分类,然后对具有分类特征的训练样本进行归一化处理,获得训练 RBFNN 的样本集,再用正交最小二乘法(Orthogonal Least Squares, OLS)对该样本进行径向基中心的优化选择,避免了传统 RBFNN 中随机选取中心带来的计算量大的问题,可以快速、准确地辨识出受温度影响的激光陀螺零偏。设计的多种温变环境下的逐步回归法、RBFNN 法和改进 RBFNN 法的激光陀螺零偏温补试验显示,改进 RBFNN 法的温度补偿精度高、效果稳定且耗时短,适用于多种温变环境下的激光陀螺零偏的温度补偿之中。

2 RBFNN 与 Kohonen 网络结构描述

2.1 RBFNN 的网络结构

RBFNN 是在借鉴生物局部调节和交叠接受区域知识的基础上提出的一种采用局部接受域来

执行函数映射的人工神经网络,为只有一个隐层的 3 层前馈神经网络,隐层的转换函数是径向基函数^[6]。具有 n 个输入和 1 个输出的 RBFNN 网络结构如图 1 所示,其中 x_1, x_2, \dots, x_n 为第 1, 2, \dots, n 个输入; $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n$ 为第 1, 2, \dots, n 权值。该网络实现了 $f_r: R^n \rightarrow R$ 的映射:

$$f_r(x) = \omega_0 + \sum_{i=1}^m \omega_i \Phi(\|x - c_i\|), \quad (1)$$

式中: $x \in R^n$ 为输入量; $\Phi(\cdot)$ 为非线性转化函数; ω_i 为加权值(或参数), $c_i \in R^n$ 为第 i 个径向基函数的中心; m 为中心个数。

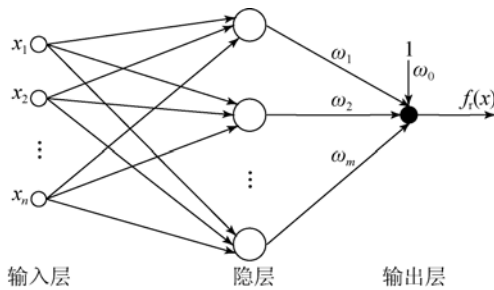


图 1 RBFNN 的网络结构

Fig. 1 Network structure of RBFNN

从图中可以看出,输入层到隐层的权值固定为 1。隐层中每个神经元中心和局部感受域决定了 RBF 的位置和宽度;输出层神经元将隐层的 RBF 加权叠加,只要选择足够的隐层神经元、适当的中心、局部感受域和加权值,RBFNN 的网络可以任意精度拟合任意函数。本文采用的非线性转化函数 $\Phi(\cdot)$ 是高斯函数:

$$\Phi(u) = \exp\left[-\frac{u^2}{\delta^2}\right], \quad (2)$$

其中: δ 为标准化常数,决定该径向基函数围绕中心点的宽度。

2.2 自组织竞争网络结构描述

Kohonen 网络是一种自组织竞争型神经网络,它是基于人的视网膜及大脑皮层对刺激的反应引出的^[14]。一般由输入层和竞争层构成,两层之间的各神经元实现双向全连接。竞争型神经网络的基本思想是网络竞争层的神经元竞争对输入模式的响应机会,最后仅有一个神经元成为竞争的胜者,并且只将与获胜神经元有关的各连接权值进行修正,使之向更有利于它竞争的方向调整。神经网络工作时,对于某一输入模式,网络汇总与

该模式最相近的学习输入模式相对应的竞争层神经元将有最大的输出值,即竞争层获胜神经元来表示分类结果。Kohonen 网络的结构如图 2 所示。

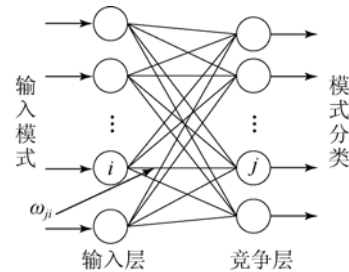


图 2 Kohonen 网络的结构

Fig. 2 Structure of Kohonen network

当所有单元的输入总和计算完毕便开始竞争,竞争规则定义为:

$$x_j^c = \begin{cases} 1, & S_j > \max(S_k, k \neq j, k=1, 2, \dots, n) \\ 0, & \text{others} \end{cases}, \quad (3)$$

式中: x_j^c 表示竞争层的第 j 个单元输出状态。对于一个输入模式,当竞争获胜的单元被确定后,更新权值,只有获胜单元的权值被增加,使得每次遇到该模式输入时,该单元有更大的输入总和。权值更新规则为:

$$\Delta \omega_{ji} = \eta \left[\frac{x_i}{m} - \omega_{ji} \right], \quad (4)$$

其中: η 为学习因子,用来反应权值的更新速率; m 表示输入层状态为 1 的单元个数。

3 激光陀螺改进 RBFNN 的建模步骤

RBF 神经网络学习主要考虑各基函数的数据中心、标准化常数以及输出节点的权值 3 个参数。改进 RBFNN 法中的数据中心和标准化常数是通过对 Kohonen 网络获得的数据中心进行预处理得到的。改进 RBFNN 法先通过 Kohonen 网络分类得到具有统计特性的激光陀螺输出数据作为新样本集。然后将得到的新样本集代替原有的庞大样本集。最后采用期望方差下降最快的 OLS 算法来选择新的样本中心,从而克服了传统 RBFNN 中随机选择初始中心所带来的网络规模过大以及数值病态问题。改进 RBFNN 法的具体算法步骤如下:

步骤 1:通过对激光陀螺的零偏和温度数据进行预处理,确定样本空间。

步骤 2:Kohonen 网络分类处理样本数据,并记录分类结果,其学习方法步骤如下^[14]:

(1)随机初始化网络输入层与 RBF 层之间的权值 ω_{ij} ;设置初始学习率 $a(0)$ 。其中, $i=1, \dots, n$; $j=1, \dots, m$; n 表示输入层节点数, m 表示 RBF 层节点数。

(2)向网络输入 $x(t)$, $x(t)$ 表示 t 时刻的 n 维输入向量。

(3)向式(5)输入 $x(t)$, 得到每一输出节点 j 之间的距离 d_j :

$$d_j = \sum_{i=1}^n (x_i(t) - \omega_{ij}(t))^2, j = 1, \dots, m, \quad (5)$$

其中: $\omega_{ij}(t)$ 为 t 时刻的权值向量。

(4)选择具有最小距离 d_j 的节点 j^* 为获胜输出节点。

(5)对 j^* 按下式更新权值向量:

$$\omega_{ij}(t+1) = \omega_{ij}(t) + a(t) * (x_i(t) - \omega_{ij}(t)), \quad (6)$$

其中: $a(t)$ 表示 t 时刻的学习率, 它随 t 的增加不断减小, $\omega_{ij}(t+1)$ 表示 $t+1$ 时刻的权值向量。

(6)如果 ω_{ij} 的变化量为 0 或者很小, 则学习过程结束, 否则转到(2)。

步骤 3:将 Kohonen 网络分类后的数据进行预处理, 将预处理后的数据作为 RBFNN 的初始输入中心, 利用 OLS 算法选择数据中心。其主要步骤如下:

(1)首先, 选定 RBFNN 的转化函数 $\varphi(x) = \exp(-x^2/\sigma^2)$ 和局部感受域 σ , 设置网络的最大训练数为 N , 容许参数 $\rho = 1 - \sigma_n^2/\sigma_a^2$, 其中, σ_n^2 为度量噪声的功率, σ_a^2 为期望输出的总功率。最后, 选择 Kohonen 网络输出的 $n \times m$ 个元素为初始中心, m 为隐层节点数, n 为训练样本数。经过转化函数得到隐层输出的基矢量 $\mathbf{P}(\mathbf{P} \subseteq \mathcal{R}^{Q \times Q})$ 。

(2)采用 OLS 算法选择训练中心的步骤如下:

步骤(1): $k=1$ 。对于 $1 \leq i \leq Q$, 设置:

$$b_1^{(i)} = P_i, \quad (7)$$

计算第 i 个中心的误差缩减率为:

$$[\text{err}]_i^1 = \frac{(b_1^{(i)T} y_d)^2}{b_1^{(i)T} b_1^{(i)} \cdot y_d^T y_d}, \quad (8)$$

寻找

$$[\text{err}]_1^1 = \max\{[\text{err}]_i^1, 1 \leq i \leq Q\}, \quad (9)$$

选择

$$b_1 = P_{i_1}, \quad (10)$$

并且中心 $c_1 = c_{i_1}$ 。

步骤(k): $k \geq 2$ 。对于 $1 \leq i \leq Q$, $i \neq i_1$, $i \neq i_2, \dots, i \neq i_{k-1}$ 的计算:

$$a_{jk}^{(i)} = \frac{b_j^T P_i}{b_j^T b_j}, 1 \leq j \leq k-1. \quad (11)$$

$$\text{设: } b_k^{(i)} = P_i - \sum_{j=1}^{k-1} a_{jk}^{(i)} b_j, \quad (12)$$

计算:

$$[\text{err}]_1^{(i)} = \frac{(b_k^{(i)T} y_d)^2}{b_k^{(i)T} b_k^{(i)} \cdot y_d^T y_d}, \quad (13)$$

寻找

$$[\text{err}]_k^i = \max\{[\text{err}]_i^1, 1 \leq i \leq Q, i \neq i_1, i_2, \dots, i_{k-1}\}, \quad (14)$$

选择

$$b_k = b_k^{(i_k)}, \quad (15)$$

并且中心 $c_k = c_{i_k}$ 。

步骤($k+1$):重复步骤(k), 当:

$$1 - \sum_{j=1}^{N_1} [\text{err}]_j < \rho, \quad (16)$$

在步骤 N_1 停止回归。

步骤 4:利用选择好的训练中心进行 RBF 训练, 达到最佳模型。

激光陀螺的温度补偿试验中的输入 $x(t)$ 由激光陀螺的温度 T 和温变速率 dT/dt 构成, 温变速率 dT/dt 是通过温度 T 计算得到的, 将激光陀螺的零偏作为期望输出 y_d 。在激光陀螺零偏的改进 RBFNN 温度补偿建模过程中, 样本数 N 选为 300, 将样本初步划分成 50 类, 创建 Kohonen 网络, 经过训练后得到一个含有 50 个元素的数据中心, 将其作为初始中心, 经隐层输出得到基矢量, 然后通过 OLS 算法对训练中心进行优选, 最终采用优选后的训练中心训练 RBFNN, 这样即可得到激光陀螺零偏的改进 RBFNN 模型。通过建立的改进 RBFNN 模型便可完成样本数据的有效预测。

4 激光陀螺数据采集方案及其温度补偿试验与结果分析

4.1 激光陀螺的数据采集与预处理

激光陀螺数据采集中的零偏和温度分常温和变温两种情况下采集。常温试验中, 将激光陀螺

置于大温箱内,将温箱温度设置为恒温 20℃,保温 2 h 后,激光陀螺上电,关闭温箱,记录激光陀螺零偏输出及其温度变化,采样频率为 1 Hz,采集的激光陀螺零偏及其温度数据长度为 8 h。变温情况下的数据采集试验中,以激光陀螺的全局温度-40~60℃作为大温箱的温度变化范围,将激光陀螺置于大温箱中,把大温箱的初始温度设为 0℃,保温 2 h,设置温箱的温变速率为 1℃/min 后,将激光陀螺上电,并开始记录输出零偏和温度变化数据,待温箱最高温度达到 60℃的时候,停止继续升温,待温箱保温 2 h;然后以同样的温变速率降低温箱的温度,待温箱温度降到-40℃时,保温 2 h,再以同样的温变速率上升,以此往复测试激光陀螺零偏输出及其温度变化,采样频率为 1 Hz,采集激光陀螺的零偏及其温度数据长度为 8 h;再以同样的方法测试温变速率为 3℃/min 变化的激光陀螺的零偏及其温度数据。

对上述数据采集试验得到的 3 组数据中的激光陀螺零偏数据进行百秒平滑,相应的平滑结果和温度变化如图 3 所示。

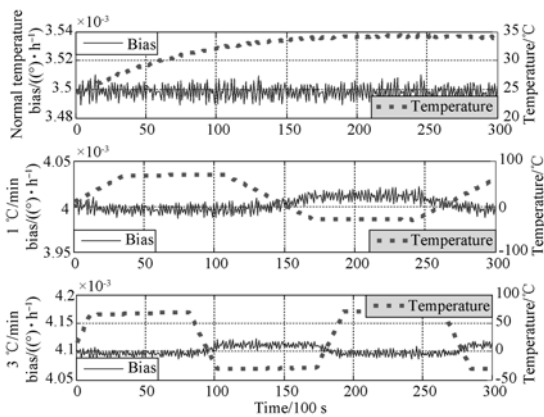


图 3 激光陀螺的零偏平滑数据及温度变化

Fig. 3 Bias smoothing data and temperature changes for laser gyro

从图 3 中可以看出,常温情况下的激光陀螺的零偏表现较为平稳,但随着温变速率的变化,激光陀螺的零偏受温度的影响变得越来越严重。因此,在温度变化较为剧烈情况下的激光陀螺零偏的温度补偿对提高激光陀螺性能是十分必要的。

4.2 激光陀螺零偏的温度补偿试验与结果分析

采用改进 RBFNN 法建模步骤对激光陀螺零偏进行温度补偿,并将其补偿结果与传统的

RBFNN 法和工程上应用较多的逐步回归法^[5]的温度补偿结果进行比较分析。所采用的激光陀螺精度为 0.000 5(°)/h,由于目标误差和的均方根为所求陀螺零偏的标准偏差,因此在传统 RBFNN 法的温度补偿试验中,式(16)中的误差和应设为 $7.5 \times 10^{-5} (°/h)^2$,通过训练得到的 RBFNN 的神经元个数分别为 100, 108 和 119 个。逐步回归算法考虑了温度和温变速率的多次项和交叉项等,且未将 3 种情况下的模型参数进行统一平均处理。

逐步回归法、传统 RBFNN 法和改进 RBFNN 法的激光陀螺零偏辨识结果如图 4~6 所示。

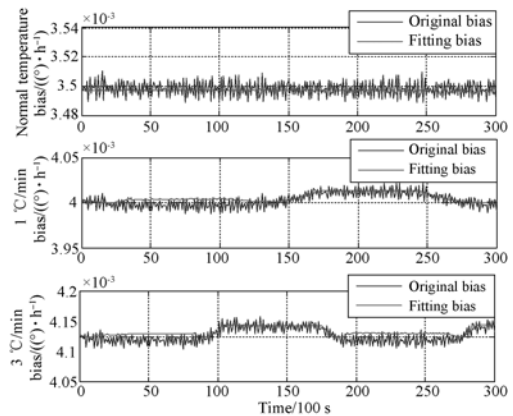


图 4 逐步回归法的激光陀螺输出预测曲线

Fig. 4 Fitting curves of laser gyro output based on stepwise regression method

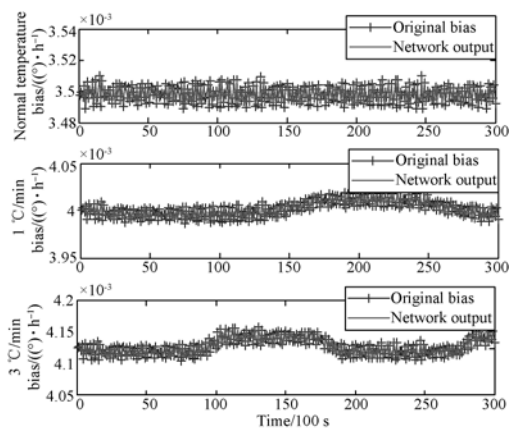


图 5 RBFNN 模型的激光陀螺输出预测曲线

Fig. 5 Forecasting curves of laser gyro output based on RBFNN model

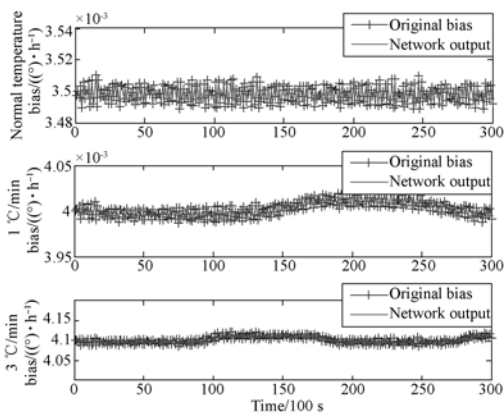


图 6 改进 RBFNN 模型的激光陀螺输出预测曲线
 Fig. 6 Forecasting curves of laser gyro output based on improved RBFNN model

从图 4~6 可以看出,相比 RBFNN 法和改进 RBFNN 法,逐步回归法的曲线拟合结果未能较好地拟合出温度对激光陀螺零偏的影响,而 RBFNN 法和改进 RBFNN 法的预测结果较为相当。3 种方法的激光陀螺零偏的温度补偿结果如图 7~9 所示。

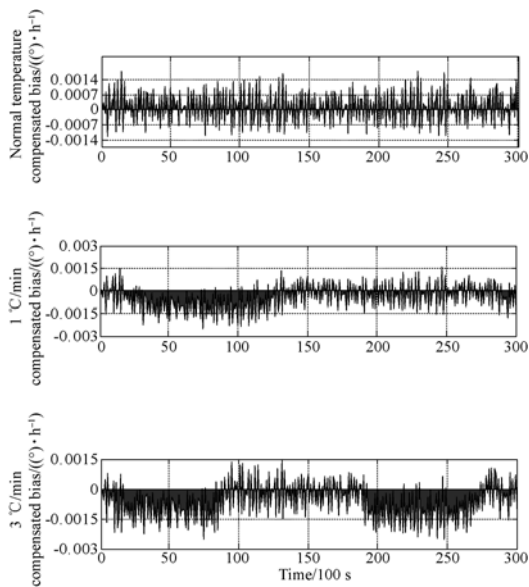


图 7 逐步回归法补偿后的激光陀螺零偏曲线
 Fig. 7 Bias curves of laser gyro compensated by stepwise regression method

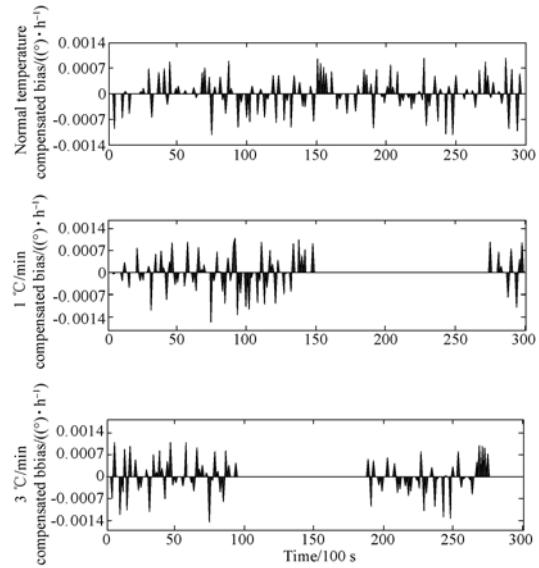


图 8 RBFNN 补偿后的激光陀螺零偏曲线
 Fig. 8 Bias curves of laser gyro compensated by RBFNN

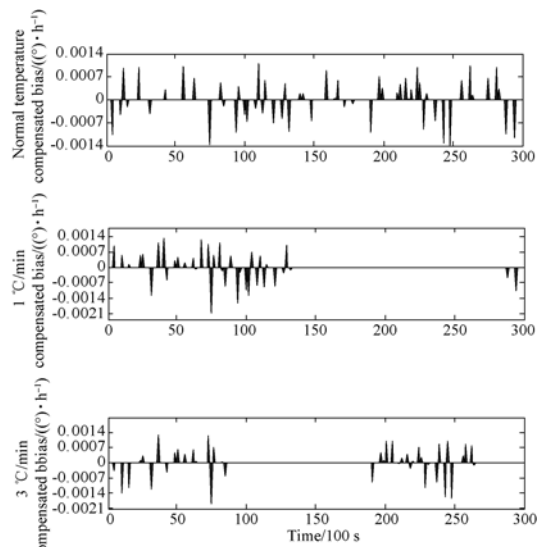


图 9 改进 RBFNN 补偿后的激光陀螺零偏曲线
 Fig. 9 Bias curves of laser gyro compensated by improved RBFNN

图中的补偿结果是从激光陀螺的实际零偏中剔除辨识结果得到的,从图 7 可以看出,逐步回归法补偿后的结果中仍存在温度变化的影响,而改进 RBFNN 法和 RBFNN 法的补偿结果中看不出温度变化的影响。3 种方法的补偿结果对比如表 1 所示。

表 1 3 种方法的补偿结果对比

Tab. 1 Comparison of compensating results for three methods

对比环境分别为常温、 1°C/min 温变速率和 3°C/min 温变速率			
	逐步回归	RBF 网络	改进 RBF
补偿前 $\sigma(^{\circ}/h)$	3, 498	3, 498	3, 498
($\times 10^{-3}$)	4, 002	4, 002	4, 002
	4, 102	4, 102	4, 102
补偿后 $\sigma(^{\circ}/h)$	5, 974	5, 305	4, 813
($\times 10^{-4}$)	9, 706	4, 910	4, 737
	13, 545	4, 973	4, 759
提高精度倍数	82.92%	84.83%	86.24%
	75.74%	87.73%	88.16%
	66.98%	87.88%	88.40%
试验时间/s	—	140.56	78.76
	—	139.83	78.51
	—	137.65	82.57

从表 1 中可以看出,随着温度的变化,采集到的激光陀螺零偏的 σ 也发生改变。逐步回归法只有在温度变化小的常温环境下得到的结果与激光陀螺的精度接近,在温变环境下的补偿结果较差。而在 3 种温变环境下的激光陀螺零偏的温度补偿结果中只有 RBFNN 法和改进 RBFNN 法的补偿结果较为接近,而二者之中只有改进 RBFNN 法在 3 种温变环境下的补偿结果均小于 0.05% 的精度要求,并且改进 RBFNN 在耗时上要明显小于 RBFNN 法的耗时,均小于 90 s。从整体的补

偿效果来看,改进 RBFNN 法每次补偿后的精度提高都很稳定,均能达到 86% 以上,且大大缩减了补偿用时。因此,从补偿效果的稳定性和快速性来说,改进 RBFNN 相比传统的 RBFNN 更加有效,对剧烈温变环境下的激光陀螺零偏的温度补偿的精度提高尤其有效,而且缩短了整个激光陀螺零偏的温度补偿时间,提高了温度补偿效率。

5 结 论

本文针对传统 RBFNN 在变化温度环境下的激光陀螺零偏的温度补偿中随机选取初始中心导致的计算量大,以及泛化能力变差等缺陷,提出了基于 Kohonen 网络和 OLS 算法的 RBFNN 激光陀螺零偏的温补方法。介绍了该方法的原理及建模步骤,设计了常温和多变温度环境下的激光陀螺的数据采集试验及其温度补偿试验,通过逐步回归法、RBFNN 和改进 RBFNN 进行了补偿结果的对比和分析。对比分析结果表明,三种方法中逐步回归法的补偿效果最差,且本文中尚未考虑其模型统一化和时效性的影响;传统的 RBFNN 法的提高精度在 85% 左右,基本上接近激光陀螺零偏的理想值,但耗时较长;而改进 RBFNN 补偿后的激光陀螺零偏的精度能够提高 86% 以上,补偿后的激光陀螺零偏小于 5×10^{-4} ($^{\circ}/h(1\sigma)$),能够满足长期导航对其精度的要求,且比传统 RBFNN 法的补偿过程更快,是一种有效的、能够适用于多种温变环境下的激光陀螺零偏的温度补偿方法。

参考文献:

- [1] CHENG J C, FANG J C. Comparison of compensation methods on RLG temperature error and their application in POS [C]. *Proceedings of the 8th International Symposium on Instrumentation and Control Technology, London, IEEE, 2012*: 189-194.
- [2] 李文贤. 激光陀螺捷联惯导系统温度误差建模与补偿方法研究[D]. 长沙:国防科学技术大学,2010.
LI W X. *Research on temperature modeling and compensating of ring laser gyroscope strapdown inertial navigation system*[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2010. (in Chinese)
- [3] 葛文涛,陈明刚,林玉荣,等. 三轴激光陀螺温度误差动态建模及补偿技术[J]. *光学精密工程*, 2007, 15(10):1509-1514.
GE W T, CHEN M G, LIN Y R, et al.. Dynamic modeling and compensation for thermal error of three-axis ring laser gyro [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2007, 15(10): 1509-1514. (in Chinese)
- [4] 贾方秀,袁安萍,施芹,等. 硅微振动陀螺仪设计与性能测试[J]. *光学精密工程*, 2013, 21(5): 1272-1281.
JIA F X, QIU A P, SHI Q, et al.. Design and ex-

- periment of micro machined vibratory gyroscope [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(5): 1272-1281. (in Chinese)
- [5] 张鹏飞, 龙兴武. 二频机抖激光陀螺零偏的温度特性的逐步回归分析[J]. *光学技术*, 2006, 32(5): 738-740.
ZHANG P F, LONG X W. Analysis on temperature characteristic of mechanically dithered RLG's bias with a method of stepwise regression[J]. *Optical Technique*, 2006, 32(5), 738-740. (in Chinese)
- [6] 金靖, 张忠钢, 王峥, 等. 基于 RBF 神经网络的数字闭环光纤陀螺温度误差补偿[J]. *光学精密工程*, 2008, 16(2): 235-240.
JIN J, ZHANG ZH G, WANG ZH, *et al.*. Temperature error compensation for digital closed-loop fiber optic gyroscope based on RBF neural network [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008, 16(2): 235-240. (in Chinese)
- [7] 韩连洋, 高博, 杨柳. 车载陆基导弹惯导系统温度补偿技术方法[J]. *战术导弹技术*, 2013, (4): 81-85.
HAN L Y, GAO B, YANG L. Study of temperature compensation for laser gyro SINS of land-based missile [J]. *Tactical Missile Technology*, 2013, (4): 81-85. (in Chinese)
- [8] 沈军, 缪玲娟, 吴军伟, 等. 基于 RBF 神经网络的光纤陀螺启动补偿及应用[J]. *红外与激光工程*, 2013, 42(1): 119-124.
SHEN J, MIAO L J, WU J W, *et al.*. Application and compensation for startup phase of FOG based on RBF neural network [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2013, 42(1): 119-124. (in Chinese)
- [9] 于旭东, 魏学通, 李莹, 等. RBF 神经网络在单轴旋转惯导系统轴向陀螺漂移辨识中的应用[J]. *国防科技大学学报*, 2012, 34(6): 48-52.
YU X D, WEI X T, LI Y, *et al.*. Application of radial Basis function network for identification of axial RLG drifts in single-axis rotation inertial navigation system [J]. *Journal of National University of Defense Technology*, 2012, 34(6): 48-52. (in Chinese)
- [10] 庞鸿锋, 罗飞路, 陈棣湘, 等. 磁力仪温度误差的径向基神经网络补偿模型[J]. *仪器仪表学报* 2012, 33(3): 395-700.
PANG H F, LUO F L, CHEN D X, *et al.*. Temperature compensation model of fluxgate magnetometers based on RBF neural network [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2012, 33(3): 395-700. (in Chinese)
- [11] 吴艳, 郑学理, 曾志强, 等. 倾角传感器温度特性研究[J]. *电子测量技术*, 2012, 35(10): 8-12, 20.
WU Y, ZHENG X L, ZENG ZH Q, *et al.*. Research on temperature characteristic of angle sensor [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2012, 35(10): 8-12, 20. (in Chinese)
- [12] 行鸿彦, 彭基伟, 吕文华, 等. 一种湿度传感器温度补偿的融合算法[J]. *传感技术学报*, 2012, 25(12): 1711-1716.
XING H Y, PENG J W, LÜ W H, *et al.*. A fusion algorithm for humidity sensor temperature compensation [J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2012, 25(12): 1711-1716. (in Chinese)
- [13] 孙艳梅, 都文和, 冯昌浩, 等. 基于蚁群聚类算法的 RBF 神经网络在压力传感器中的应用[J]. *传感技术学报*, 2013, 26(6): 806-809.
SUN Y M, DU W H, FENG CH H, *et al.*. The application of RBF neural network based on ant colony clustering algorithm to pressure sensor [J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2013, 26(6): 806-809. (in Chinese)
- [14] KOHONEN T. Engineering Application of self-organizing map [J]. *PIEEE*, 1996, 84(10): 1358-1384.

作者简介:



陈帅(1987—),男,辽宁辽中人,博士研究生,2010年于辽宁工业大学获得学士学位,2013年于哈尔滨工程大学获得硕士学位,主要从事新型惯性器件与高精度导航系统方面的研究。E-mail: chenshuai063@163.com

导师简介:



史震(1961—),男,黑龙江哈尔滨人,教授,博士生导师,1982年,1986年于哈尔滨船舶工程学院分别获得学士、硕士学位,2001年于哈尔滨工程大学获得博士学位,主要从事航天器制导与控制技术、航天器运动参数检测技术和航天器捷联惯性导航技术方面的研究。E-mail: shizhen@hrbeu.edu.cn