文章编号:1004-2474(2018)06-0864-04

基于小波神经网络的光纤陀螺系统级温度补偿

李 健,李淑英

(航天科技集团九院16所,陕西西安710100)

摘 要:捷联惯组中光纤陀螺的输出精度受温度的影响较大,在实际应用中必须对其进行温度漂移补偿。对 于光纤陀螺的零偏随温度变化呈较强的非线性特性,传统的多元线性回归法难以满足补偿精度要求,因而将小波 神经网络用于建立光纤陀螺的温度补偿模型。通过对某型号捷联惯组中光纤陀螺的静漂数据进行仿真,实验结果 表明,基于小波神经网络模型比多元线性回归模型的补偿效果更明显,有效提高了陀螺的精度。

关键词:光纤陀螺(FOG);温度漂移;小波神经网络;温度补偿;非线性模型

中图分类号:TN65;V241.5 文献标识码:A DOI:10.11977/j.issn.1004-2474.2018.06.014

System-level Temperature Compensation of FOG Based on Wavelet Neural Network

LI Jian, LI Shuying

(16th Institute, No. 9 Aerospace Academe, China Aerospace Science and Technology Corporation, Xi'an 710100, China)

Abstract: The output accuracy of fiber optic gyroscope (FOG) in the strapdown inertial measuring unit (SIMU) is significantly influenced by temperature, and the temperature drift compensation must be carried out in practical applications. The bias drift in FOG has shown strong non-linear characteristics in terms of the change of the temperature, the traditional multivariate linear regression method is hard to meet the requirement of compensation accuracy. Therefore, the wavelet neural network is applied here to establish the temperature compensation model of FOG. By simulating the static drift data of FOG for certain model of SIMU, the experimental results show that the compensation effect based on the wavelet neural network model is better than the traditional multivariate model, and the precision of the FOG is improved effectively.

Key words: fiber optic gyroscope (FOG); temperature drift; wavelet neural network; temperature compensation; non-linear model

0 引言

光纤陀螺作为捷联惯组中的惯性元件,具有成本低,平均故障间隔时间(MTBF)高,体积质量小, 功耗低等独特优势,在航天、航空、航海等领域已得 到广泛应用,但温度的影响仍是制约光纤陀螺性能 的主要因素之一。当工作环境温度发生变化时,会 引起陀螺输出信号零位漂移和标度因数误差。捷联 惯组严格要求惯性器件在全温范围内有一定的精 度,为使光纤陀螺达到系统要求的技术指标,必须对 其进行温度补偿来提升性能。

对于单一惯性元件,通过设计合理的温度实验 可建立惯性元件零偏与温度变化的准确关系,但通 常所建模型在实际惯组中不适用。因为惯组通电后 受惯性元件和电路板自然升温的影响,内部温度变 化情况复杂,且惯性元件的零偏不仅受温度的影响 而变化,还与信号采集板上某些关键器件随温度变 化的特性改变有关^[1]。本文提出用系统级温度补偿 法,将惯组整机进行温度测试,建立惯性元件零偏与 温度的关系。

目前,在工程实践中对零偏的补偿一般采用多 项式模型,因为其复杂性低,且易实现。但对于有非 线性特征的零偏,通过无限次增加拟合项来提高拟 合能力也不切实际。神经网络可任意精度逼近一个 非线性函数,文献[2-7]在考虑影响光纤陀螺的各种

收稿日期:2018-01-23

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61701387)

作者简介:李健(1994-),男,陕西西安人,硕士生,主要从事惯性仪表与元件方向的研究。通信作者:李淑英(1981-),女,研究员,主要从事 高精度捷联惯组方向的研究。E-mail: angle_lisy@163. com。

因素下建立了神经网络模型对其进行辨识,有效提高了陀螺精度。1992年,IRSA 的 Zhang 和 Albert^[8]提出小波神经网络,它结合了小波变换良好 的时频局部化性质与传统人工神经网络的自学习功 能。小波神经网络由于引入了 2 个新的参变量,即 伸缩函数和平移函数,使其在对非线性函数的逼近 能力、收敛速度和容错能力都优于传统神经网络。 因此,本文分别选择小波神经网络与多元线性回归 对光纤陀螺进行零偏建模与补偿,验证了模型的有 效性,并进行了对比分析。

1 光纤陀螺温度漂移产生机理分析

在光纤捷联惯组中,由于工作时元器件发热,壳 体阻碍了热量及时散发,惯组壳体内温度不断上升。 光纤线圈温度随时间变化,线圈上每一点的折射率 都随温度而变化,因此,相反传播的两束光经光纤线 圈后产生热致非互易性相位延迟,对光纤陀螺的输 出精度有害^[9-11],这一现象称为 Shupe 效应。假设 *n* 为折射率,*L* 为光纤环长度,*D* 为光纤环直径,到线 圈分束器距离为 *z* 的一小段光纤 δ*z* 所经温度变化 率为 dT/dt,光纤折射率随温度的变化为 dn/dT。 由 Shupe 效应引起的光纤陀螺零偏漂移为

$$\Omega(t) = \frac{n}{LD} \frac{\mathrm{d}n}{\mathrm{d}T} \int_{0}^{L/2} \left[\frac{\mathrm{d}T}{\mathrm{d}t}(z,t) - \frac{\mathrm{d}T}{\mathrm{d}t}(L-z,t) \right] (L-2z)$$
(1)

由式(1)可见,热致非互易性相位延迟是引起光 纤陀螺零偏漂移的主要原因。这种非互易性引起的 误差与 D、L 成反比,与 dn/dT 成正比,同时还与到 光纤线圈中点距离相同的两小段的 dT/dt 有关。 为降低 Shupe 效应,保证到光纤线圈中点距离相等 的两小段光纤具有相同温度,通常采用对称绕法来 绕制光纤线圈^[12]。然而,在实际绕制过程中,由于 绕制工艺不完善,非互易性误差仍存在,因此,需对 Shupe 效应造成的误差进行建模和补偿,不需 要建立实际系统辨识模型,且具有良好的非线性逼 近能力,可有效提高陀螺的测量精度。

2 小波神经网络模型建立及分析

2.1 小波神经网络模型

小波神经网络是一种以 BP 神经网络拓扑结构 为基础,将小波基函数作为隐含层节点的传递函数, 信号向前传播的同时误差反向传播的神经网络。具 有 k 个输入、m 个输出、L 个隐含层节点数的小波神 经网络三层拓扑结构如图 1 所示。图中, x_1 , x_2 , …, x_k 和 y_1 , y_2 ,…, y_m 分别是网络的输入和预测 输出, ω_{ij} 为输入层和隐含层的连接权值, ω_{jk} 为隐含 层到输出层权值, R_1 , R_2 ,…, R_i 为小波基函数。



当输入信号 x_i(i=1,2,...,k)时,小波神经网络 隐含层和输出层的计算式可分别表示为

$$h(j) = h_j \left(\frac{\sum_{i=1}^k \omega_{ij} x_i - b_j}{a_j} \right) \quad j = 1, 2, \cdots, l \quad (2)$$

$$y(k) = \sum_{j=1}^{r} \omega_{jk} h(j)$$
 $k = 1, 2, \cdots, m$ (3)

式中:h(j)为隐含层第j个节点输出值;l为隐含层 节点数;m为输出层节点数; h_j 为小波基函数; b_j 为 小波基函数 h_j 的平移因子; a_j 为小波基函数 h_j 的 伸缩因子。

小波神经网络权值参数修正算法类似于 BP 神 经网络的权值修正算法,采用梯度修正法修正网络 的权值和小波基函数参数,从而使小波神经网络预 测输出不断逼近期望输出^[13]。在此基础上,本文采 用增加动量项的方法以提高网络学习效率,其修正 过程步骤主要有:

1) 计算网络预测误差为

$$e = \sum_{k=1}^{m} y_n(k) - y(k)$$
 (4)

式中: yn(k) 为期望输出; y(k) 为小波神经网络预测输出。

 2)根据预测误差修正小波神经网络权值和小 波基函数系数为

$$\omega_{n,k}^{(i+1)} = \omega_{n,k}^{i} + k \times (\omega_{n,k}^{i} - \omega_{n,k}^{(i-1)}) + \Delta \omega_{n,k}^{(i+1)}$$
(5)

$$a_{k}^{(i+1)} = a_{k}^{i} + k \times (a_{k}^{i} - a_{k}^{(i+1)}) + \Delta a_{k}^{(i+1)}$$
(6)

$$b_k^{(i+1)} = b_k^i + k \times (b_k^i - b_k^{(i-1)}) + \Delta b_k^{(i+1)}$$
(7)

根据式(4)计算可得

$$\Delta \omega_{n,k}^{(i+1)} = -\eta \frac{\partial e}{\partial \omega_{n,k}^{(i)}} \tag{8}$$

$$\Delta b_k^{(i+1)} = -\eta \frac{\partial e}{\partial b_k^{(i)}} \tag{9}$$

$$\Delta a_k^{(i+1)} = -\eta \frac{\partial e}{\partial a_k^{(i)}} \tag{10}$$

式中 η 为学习速率。

基于小波神经网络对光纤陀螺零偏误差模型进 行拟合的算法流程图如图 2 所示。



图 2 小波神经网络算法流程图

2.2 小波神经网络模型构建

小波神经网络模型需根据系统输入、输出数据 特点来确定网络结构。由前文分析可知,在工作时 光纤陀螺的零偏主要与温度和温度变化率有关。本 实验将温度值与温变速率值的相关项作为模型的输 入,陀螺的零偏值作为模型的输出。同时,隐层节点 数对于小波神经网络的训练至关重要,如果选择的 隐节点数过少,网络不具有必要的学习能力和信息 储备能力;反之,选择的隐节点数过多,则会增加网 络结构的复杂性,使网络在学习过程中更易陷入局 部最小,精度下降,且会使网络的学习速度变慢。本 文采用单隐层结构,隐层节点数为

$$N = \sqrt{k+m} + \alpha \tag{11}$$

式中:k为输入节点数;a为1~10的常数。

均方误差为

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (y(i) - \hat{y}(i))^{2}$$
(12)

借鉴式(11)并试凑确定最佳的隐层节点数,用 训练组数据对网络进行训练后,通过式(12)计算预 测的均方误差。表1为不同隐层节点数目下模型预 测的均方误差。由表可见,隐层节点数目为6最合 适,且网络结构较简单。

表1 不同隐层	节点数目	下模型的预测误差	1
---------	------	----------	---

隐层节点数	均方误差
4	0.001 9
6	0.0010
8	0.001 5

在构建小波神经网络过程中,选择小波函数很 重要,通常是根据经验和不同的实际情况来选择。 本文采用已被广泛应用于各种领域的 Morlet 小波 为基函数,该小波为有限支撑、对称、余弦调制的高 斯波。其数学式为

$$y = \cos(1.75x) e^{-x^2/2}$$
(13)

3 实验设计及结果分析

3.1 光纤陀螺温度实验数据采集

为验证光纤惯组温度补偿的有效性,结合惯组 实际应用环境,以某型号高精度光纤捷联惯组为研 究对象,在不同的变温条件下进行了光纤陀螺静漂 数据采集实验。将惯组置于温箱中,用铂电阻作为 温度传感器,惯组通电启动后,设置温箱在 10 ℃保 温 2 h,随后以 1 ℃/min 的速率升温至 50 ℃,并保 温 2 h,再以相同的速率降温至 10 ℃,并保温 2 h, 最后以 3 ℃/min 的速率升温至 50 ℃,并保温 2 h, 最后以 3 ℃/min 的速率升温至 50 ℃,并保温 2 h, 最后以 3 ℃/min 的速率升温至 50 ℃,并保温 2 h,

惯性元件温度补偿主要是找出零偏随温度变 化的趋势,图3(a)为捷联惯组中天向陀螺的温度 实验中补偿前1s的信号输出。由于陀螺1s的输 出无法较好地体现其随温度变化的趋势,故对其 原始输出做100s平滑处理(将100s数据叠加后 进行零均值处理),可得该陀螺零偏与温度的变化 如图3(b)所示。由图可看出,陀螺的零偏受温度 变化的影响明显,呈非线性趋势,在开机变温阶段 零偏值波动较大,故必须进行适当的补偿来提高陀 螺精度。



3.2 模型建立及补偿结果分析

通过小波神经网络挖掘光纤陀螺零偏与温度间 的变化关系,将温度值的一、二次项,温变速率的一 次项,温度值与温变速率的乘积项作为模型的输入, 陀螺的零偏值作为模型的输出。实验中采用的三层 小波神经网络结构为 4-6-1,训练迭代次数定为 200 次,随机初始化小波函数伸缩因子 a_k 、平移因子 b_k 及网络连接权值 ω_{ij} 、 ω_{jk} ,并设置 $\eta = 0.01$ 。用实验 所得陀螺零偏数据训练小波神经网络。训练结束 后,网络的权值及阈值被存储于网络中,建立了小波 神经网络模型,即输入、输出的映射关系 f。为了验 证模型的有效性,进行另一变温测试实验。实验的 拟合情况以及惯组中温度变化分别如图 4、5 所示。





由图 4 可知, 惯组中温度从 15 ℃开始以不同的 速率逐渐上升至 50 ℃, 随后快速下降到约 35 ℃, 陀 螺零偏会受温度的影响。由图 5 可见, 小波神经网 络模型可较好地跟踪陀螺零偏的变化趋势。接下来 用模型输出对陀螺零偏进行温度补偿。补偿方法: 将测量到的测试组输入变量代入网络映射关系 f, 计算出预测零偏值 y, 然后用测试组百秒平滑后的 温度漂移值 w 减去预测零偏值 y 可得补偿后的零 偏值 W, 即 y = f(T), W = w - y。补偿前、后陀螺 零偏随温度变化曲线如图 6 所示。由图可看出, 基 于小波神经网络的补偿方法有效, 且补偿后的陀螺



图 6 温度补偿前后陀螺零偏对比

零偏对于温度变化引起的波动有所减小,精度明显 优于补偿前。

作为比较,同时进行多元线性回归建模。根据 对实测数据的经验性分析,在此实验中模型的自变 量取为温度项*T*,温度的平方项*T*²,温度的三次方 项*T*³,温度变化率项 d*T*/dt 及常数项。用 Matlab 进行最小二乘计算得到系数后,建立的陀螺零偏多 元线性回归模型如下:

$$y = b_0 + b_1 \frac{\mathrm{d}T}{\mathrm{d}t} + b_2 T + b_3 T^2 + b_4 T^3 \qquad (14)$$

其中:

$b_0 = 8.344901$	764 589 96	(15)
------------------	------------	------

 $b_1 = -0.066\ 703\ 074\ 755\ 490\ 2 \tag{16}$

 $b_2 = 0.011 \ 466 \ 712 \ 842 \ 398 \ 1 \tag{17}$

 $b_3 = -0.000 \ 338 \ 576 \ 946 \ 827 \ 582 \tag{18}$

 $b_4 = 3.208\ 566\ 688\ 400\ 84 \times 10^{-6} \tag{19}$

用所得多元线性回归模型对陀螺零偏进行补偿,并与小波网络补偿模型进行对比,补偿效果对比如图 7 所示。



图 7 两种温度补偿的效果对比

3.3 温度补偿结果评价

惯组中陀螺温度补偿前的精度、多元线性回归 法及小波神经网络法补偿后陀螺的精度如表 2 所示, 其中陀螺精度按照国军标中百秒均方差来衡量。由 表可看出,两种补偿法均对陀螺的精度有提升。小波 神经网络模型对陀螺温度补偿效果最好,将陀螺百秒 均方差降低了 0.008 9 (°)/h,精度提高了 2.18 倍。

表 2 两种建模方法补偿效果对比

条件	陀螺百秒均方差/[(°)・h ⁻¹]
补偿前	0.016 421
多元线性回归法	0.012 704
小波神经网络法	0.007 537

4 结束语

本文介绍了捷联惯组中光纤陀螺的温度特性, (下转第 871 页)