

基于小波神经网络的光纤陀螺误差补偿方法

蹇微著^{1,2}, 杨立保^{1,3*}

(1. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033;
2. 中国科学院大学, 北京 100039;
3. 长春理工大学 机电工程学院, 吉林 长春 130022)

摘要: 为了提高光纤陀螺的测量精度, 提出了一种基于小波神经网络的误差补偿方法。首先使用小波分析中的 Mallat 分解算法提取出陀螺信号中的主趋势项, 对其误差余项进行重构。然后将重构信号作为小波神经网络的目标输出, 将原始陀螺信号作为训练样本。为了提高小波神经网络的训练速度同时防止其陷入局部极小值, 采用增加动量因子和自适应调整学习速率的方法来改进训练方法。训练后建立的神经网络模型对光纤陀螺误差具有良好的估计能力。结果表明, 经过小波神经网络方法补偿后, 光纤陀螺的输出精度达到了 $0.0194^{\circ}/s$, 光纤陀螺的测量性能得到了提高。

关键词: 光纤陀螺; 小波神经网络; 小波分析; 误差补偿; 趋势项提取

中图分类号: TH824 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/CO.20181106.1024

A fiber optic gyro error compensation method based on wavelet neural network

QIAN Wei-zhu^{1,2}, YANG Li-bao^{1,3*}

(1. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics,
Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;
2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China;
3. College of Mechanical and Electric Engineering, Changchun
University of Science and Technology, Changchun 130022, China)
* Corresponding author, E-mail: yanglibao228@163.com

Abstract: In order to improve the measurement accuracy of fiber optic gyroscope, an error compensation method based on wavelet neural network (WNN) is proposed. Firstly, the main trend term in the gyro signal is extracted by the Mallat decomposition algorithm in wavelet analysis, and the error residuals are reconstructed. The reconstructed signal is then used as the target output of the wavelet neural network, and the original gyro signal is used as the training input. In order to improve the training speed of the WNN and prevent it from fall-

收稿日期: 2017-11-11; 修订日期: 2017-12-13

基金项目: 国家自然科学基金项目 (No.51275504)

Supported by National Natural Science Foundation of China (No.51275504)

ing into local minimum values, the method of increasing the momentum factor and adaptively adjusting the learning rate is used. The neural network model established after training has a good ability to estimate the fiber optic gyro error. The final result shows that after the compensation by the WNN method, the output precision of the fiber optic gyroscope reaches $0.0194^{\circ}/s$, which improves the measurement performance of the fiber optic gyroscope.

Key words: fiber optic gyro; wavelet neural network; wavelet analysis; error compensation; trend term extraction

1 引言

光纤陀螺利用光纤的 Sagnac 效应来测量惯性空间的角速率,具有测量精度高、稳定性好、动态范围大等优点,目前已被广泛用于稳定平台和导航系统中。在光纤陀螺受到外界条件影响后会产生漂移误差,影响其测量精度。因此对于光纤陀螺误差补偿的研究近年来已经成为热点。目前普遍采用的误差补偿方法有 ARMA^[1] 模型和 Kalman 算法^[2-3]。其中,ARMA 是一种线型模型,其假设误差为零均值、平稳的正态时间序列。而 Kalman 算法要求获得准确的噪声先验统计信息^[4]。这些都影响了这些方法对误差的建模精度和补偿效果。不同于 ARMA 模型和 Kalman 算法,神经网络是一种基于非参数辨识的建模方法。神经网络在获得足够多的信号样本后,便可以获得光纤陀螺的误差在频域上的特性。使用足够多的样本信号对误差进行建模之后,可获得到光纤陀螺信号的频率特征。因此,神经网络模型具备良好的信号建模能力。常用的神经网络有 BP (Back Propagation) 神经网络和径向基(Radial Basis Function, RBF)神经网络^[5-6]。BP 神经网络作为一种全局逼近神经网络,一般采用 Sigmoid 函数作为激励函数。而 Sigmoid 函数是全局激励函数,在神经网络的训练过程中很容易陷入局部极小值^[7]。RBF 网络虽然是一种局部逼近网络,但是由于采用高斯基函数作为逼近函数,不能像小波函数那样具有尺度缩放的能力,因此难以实现高精度的逼近效果^[8]。Q. Zhang 和 A. Benveniste 提出一种激励函数为小波函数的小波神经网络(Wavelet Neural Network, WNN)^[9]。由于小波

函数是一种正交的局部逼近函数,且具有在空间平移和缩放的能力,因此其逼近效果要优于 BP 神经网络和 RBF 神经网络。

本文首先使用小波分析中的 Mallat 算法提取光纤陀螺信号中趋势项后的误差余项^[10],将其作为神经网络的目标输出,而将光纤陀螺的原始角速率信号作为学习样本,将与之对应的误差作为神经网络的输出。针对梯度下降法的不足,使用改进后的训练方法训练神经网络。在建立小波神经网络模型后,对其建模准确性进行了检验。为了验证本文方法对光纤陀螺误差补偿的有效性,将最终的补偿效果与其他方法进行了对比。

2 提取光纤陀螺的误差

对光纤陀螺的误差建模时,需要对其输出信号中的趋势项和误差项进行分离。传统的逐步回归法把光纤陀螺的趋势项分为线型项和周期项,线性项用去均值法除去而周期项用周期图法拟合。这种方法不仅十分繁琐,而且将趋势项简单分为线型项和周期项,不能准确识别信号的特征^[11]。而采用小波分析中基于多尺度分析的 Mallat 算法,可以将光纤陀螺的信号在不同尺度下进行分解,从而能有效地分离出信号中有用的低频分量和高频噪声分量。

Mallat 分解算法中的小波函数,选择具有紧支撑和正交特性的 Daubechies 小波,阶数为 6 阶,其相应的尺度函数和母小波函数分别为 $\varphi_{j,k}(t)$ 和 $\psi_{j,k}(t)$ 。若待分析信号是一个平方可积函数, $f(t) \in L^2(R)$, R 为实数域。在分辨率为 2^{-j} 下,信号小波分解的逼近项 $C_j f(t)$ 和细节项 $D_j f(t)$ 分别可以表示为:

$$\begin{cases} C_j f(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} c_{j,k} \varphi_{j,k}(t) \\ D_j f(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} d_{j,k} \psi_{j,k}(t) \end{cases}, \quad (1)$$

式中, $c_{j,k}$ 为分辨率 2^{-j} 下的逼近项系数, $c_{j,k} = \langle f(t), \varphi_{j,k}(t) \rangle$. $d_{j,k}$ 为分辨率 2^{-j} 下的细节项系数, $d_{j,k} = \langle f(t), \psi_{j,k}(t) \rangle$. 其中, $\langle \cdot \rangle$ 表示内积运算. 将分辨率为 2^{-j-1} 下的逼近项和细节项分别表示为 $C_{j+1}f(t)$ 和 $D_{j+1}f(t)$. 则 $C_j f(t)$ 的唯一分解可表示为:

$$C_j f(t) = C_{j+1}f(t) + D_{j+1}f(t). \quad (2)$$

因此,根据式(2)就可以对信号在不同尺度下不断地进行分解. 信号在 M 尺度下分解即可表示为:

$$C_0 f(t) = C_M f(t) + D_1 f(t) + D_2 f(t) \cdots D_M f(t). \quad (3)$$

根据式(3),在光纤陀螺信号小波重构时,可以分离出逼近项 $C_M f(t)$,对 $D_1 f(t)$, $D_2 f(t) \cdots D_M f(t)$ 等细节项进行单独重构. 这样便可得到提取出趋势项后光纤陀螺信号的误差余项. 根据基于多尺度分析原理,随着分解尺度 M 不断增大,获得的像越粗糙,其表征的漂移主趋势就越明显. 因此为了尽可能地分离出趋势项,可不断增大 M 值^[12-13]. 为了验证在 M 尺度分解下确实已提取出了趋势项,可以对原始信号和重构信号的功率谱密度进行分析^[14]. 若在重构信号的功率谱密度中低频项已经完全去除,则可以认为趋势项已被提取出来,否则继续增加 M 值.

3 小波神经网络建模

3.1 小波神经网络

小波变换的基本思想是利用一族小波函数来逼近某一函数或者信号. 而这一簇小波基函数 $\psi_{m,n}$ 均由某一个母小波基函数 ψ 经过平移和尺寸伸缩得到的. 小波基函数与母小波函数的关系为:

$$\psi_{m,n} = 2^{m/2} \psi(2^m t - n), \quad (4)$$

其中, $m, n \in Z$.

由于小波函数的特有性质,因此在小波神经

网络中,隐藏层节点的激励函数只在局部范围内影响网络的输出. 这在网络训练过程中可以有效避免节点间相互影响,并且使网络具有良好的泛化能力.

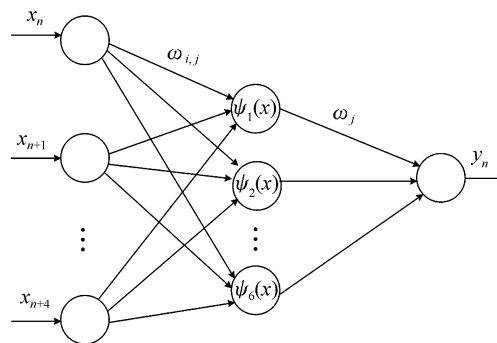


图1 小波神经网络拓扑结构

Fig.1 WNN topological structure

图1所示的小波神经网络拓扑结构与BP神经网络类似,也是一种前向网络,其信号向前传播而误差向后传播. 神经网络的输入为 $x_n, x_{n+1} \cdots x_{n+4}$, 因此隐含层输出可以表示为:

$$h(j) = \psi_j \left(\frac{\sum_{i=1}^k w_{i,j} x_i - b_j}{a_j} \right) \quad j = 1, 2, 3 \cdots l, \quad (5)$$

式中,输入点个数 $k=5$, $h(j)$ 为隐含层第 j 个节点的输出值, $w_{i,j}$ 为输入层和隐含层的连接权值, a_j 为小波函数的尺度因子, b_j 为小波函数的平移因子. ψ_j 为小波基函数. 本文选择的小波基函数为 Morlet 小波函数,其表达式为 $\psi(x) = e^{-x^2/2} \cdot e^{j\omega_0 x}$, 为了使其具有近似支撑性和满足容许条件^[14], 取 $w_0 = 6$. 设小波神经网络的输出为 y_n , 则小波神经网络的输出表达式为:

$$y_n = \sum_{j=1}^l w_j h(j), \quad (6)$$

式中, w_j 为小波神经网络隐含层到输出层的权值.

3.2 对小波神经网络训练过程的改进

小波神经网络输出误差 $e(n)$ 的定义为:

$$e(n) = \hat{y}(n) - y(n), \quad (7)$$

式中, $\hat{y}(n)$ 为期望输出. 将神经网络的目标函数定义为

$$E(n) = \frac{1}{2} e^2(n). \quad (8)$$

为了使目标函数达到最小值,可以使用共轭梯度法,BFGS法,最陡下降法等^[9]。本文使用最陡下降法来更新权值 $w_{i,j}$ 、 w_j 和参数 a_j 、 b_j 。根据小波神经网络的预测误差得到各个神经网络权重的调整值:

$$\begin{cases} \Delta w_j^i(n) = -\eta_1 \frac{\partial E(n)}{\partial w_j^i(n)} \\ \Delta w^j(n) = -\eta_1 \frac{\partial E(n)}{\partial w^j(n)} \end{cases}, \quad (9)$$

式中, $\Delta w_j^i(n)$ 代表输入层节点 i 到隐藏层节点 j 的权重调整值, $\Delta w^j(n)$ 代表隐藏层节点 j 到输出层 y_n 的权重调整值, η_1 为神经网络权值学习速率。同样有,小波函数的参数调整值为:

$$\begin{cases} \Delta a^j(n) = -\eta_2 \frac{\partial E(n)}{\partial a^j(n)} \\ \Delta b^j(n) = -\eta_2 \frac{\partial E(n)}{\partial b^j(n)} \end{cases}, \quad (10)$$

式中, η_2 为小波函数中参数的学习速率。然后根

$$\begin{cases} w_j^{i+1}(n) = w_j^i(n) + \Delta w_j^i(n) + \eta_3 [w_j^i(n) - w_j^{i-1}(n)] \\ w^{j+1}(n) = w^j(n) + \Delta w^j(n) + \eta_3 [w^j(n) - w^{j-1}(n)] \\ a^{j+1}(n) = a^j(n) + \Delta a^j(n) + \eta_3 [a^j(n) - a^{j-1}(n)] \\ b^{j+1}(n) = b^j(n) + \Delta b^j(n) + \eta_3 [b^j(n) - b^{j-1}(n)] \end{cases}, \quad (12)$$

式中, η_3 为动量因子学习速率。

自适应调整学习速率算法的基本思想是让学习速率随着训练次数在线调整。首先使学习速率

$$\eta_1(k+1) = \begin{cases} 1.05\eta_1(k) & \text{若 } e(k+1) < e(k) \\ 0.7\eta_1(k) & \text{若 } e(k+1) > e(k) \\ \eta_1(k) & \text{其他} \end{cases}$$

$$\eta_2(k+1) = \begin{cases} 1.05\eta_2(k) & \text{若 } e(k+1) < e(k) \\ 0.7\eta_2(k) & \text{若 } e(k+1) > e(k) \\ \eta_2(k) & \text{其他} \end{cases}$$

4 实验结果与分析

4.1 误差的神经网络建模

在采集光纤陀螺的原始信号时,将光纤陀螺放置在一个恒速率转台上,该转台的理想输出角速率为 $-60(^{\circ})/s$ 。光纤陀螺的原始采集信号及在 12 尺度下提取的趋势项如图 2 所示。

从图 2 可以看出,在 12 尺度下提取的趋势项

据式(9)和式(10)得到更新的神经网络权值和小波函数参数:

$$\begin{cases} w_j^{i+1}(n) = w_j^i(n) + \Delta w_j^i(n) \\ w^{j+1}(n) = w^j(n) + \Delta w^j(n) \\ a^{j+1}(n) = a^j(n) + \Delta a^j(n) \\ b^{j+1}(n) = b^j(n) + \Delta b^j(n) \end{cases}. \quad (11)$$

由于小波神经网络的网络权值和函数参数的训练方法采用了固定学习速率的梯度下降法。该方法在学习过程中容易陷入极小值且收敛缓慢^[13]。针对这个问题,可以采用增加动量因子避免陷入极小值,同时采用自适应调整学习速率的方法来加快学习速度。

增加动量因子方法是在神经网络权值和参数更新时,在计算公式中分别增加一个动量项。这样便可以减小神经网络对局部极小值的敏感性,防止神经网络在训练过程中陷入局部极小值后无法逃脱。增加动量因子后的神经网络权值和参数更新公式为:

$$\begin{cases} w_j^{i+1}(n) = w_j^i(n) + \Delta w_j^i(n) + \eta_3 [w_j^i(n) - w_j^{i-1}(n)] \\ w^{j+1}(n) = w^j(n) + \Delta w^j(n) + \eta_3 [w^j(n) - w^{j-1}(n)] \\ a^{j+1}(n) = a^j(n) + \Delta a^j(n) + \eta_3 [a^j(n) - a^{j-1}(n)] \\ b^{j+1}(n) = b^j(n) + \Delta b^j(n) + \eta_3 [b^j(n) - b^{j-1}(n)] \end{cases}, \quad (12)$$

从一个较小的值开始,如果在训练过程中误差减小,则增加学习速率,若在训练过程中误差增大则减小学习速率。学习速率自适应调整公式如下:

$$\begin{cases} \text{若 } e(k+1) < e(k) \\ \text{若 } e(k+1) > e(k) \\ \text{其他} \end{cases}, \quad (13)$$

$$\begin{cases} \text{若 } e(k+1) < e(k) \\ \text{若 } e(k+1) > e(k) \\ \text{其他} \end{cases}. \quad (14)$$

在最大程度上分离出了光纤陀螺信号的低频分量,从而表征出了陀螺信号的漂移主趋势。

为了验证在该尺度分解下确实已提取出了趋势项,可以对原始信号和重构信号的功率谱密度进行分析,结果如图 3 所示。

在图 3 中,图(a)为分离趋势项前的功率谱密度图,图(b)为分离趋势项后的功率谱密度图。从两图对比可以看出,原始信号的低频分量在经过小波分解重构后已被提取出。因此,根据图 2

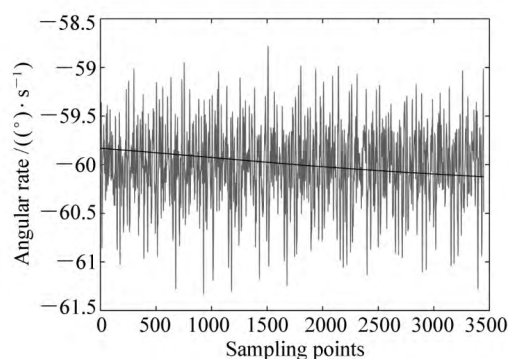


图 2 原始采集信号及主趋势项

Fig.2 Original acquisition signal and main trend term

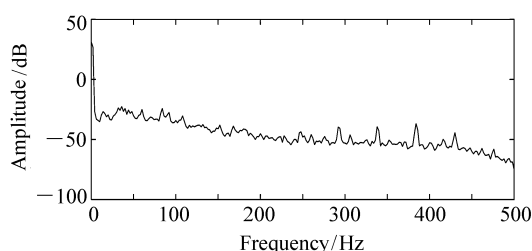
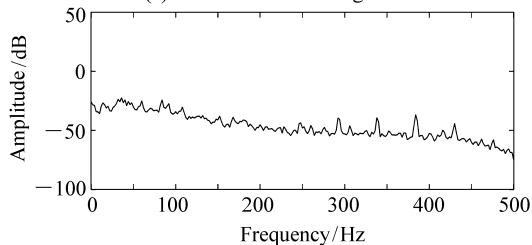
(a) 提取趋势项前的功率谱密度
(a) PSD before extracting trend term(b) 提取趋势项后的功率谱密度
(b) PSD after extracting trend term

图 3 提取趋势项前后的功率谱密度

Fig.3 PSDs before and after extracting trend term

和图 3 可知,在 12 尺度下分解重构后的残差信号即为去掉趋势项的噪声信号。

使用 2 500 个光纤陀螺信号已分离出趋势项的误差余项作为神经网络的目标输出,并把 2 500 个光纤陀螺原始输出的角速率信号作为学习样本。使用改进后的训练方法训练小波神经网络 200 次,得到光纤陀螺误差的神经网络模型。训练过程中累积绝对误差变化见图 4。

图 4 所示的结果表明,使用经过改进的训练方法训练后,小波神经网络在对光纤陀螺误差建模过程中可以迅速收敛。大约在训练 100 次后即达到最优。

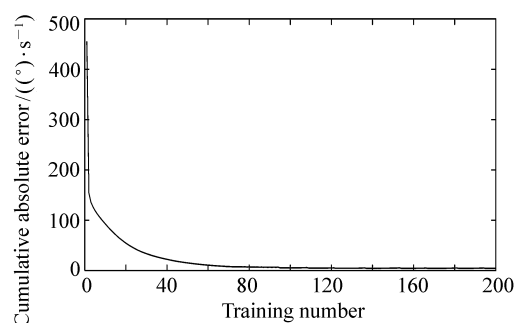


图 4 小波神经网络训练过程

Fig.4 WNN training process

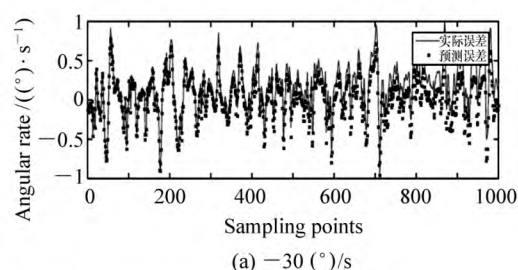
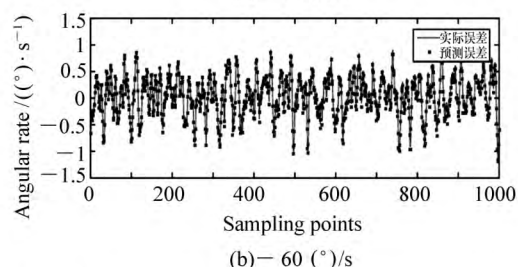
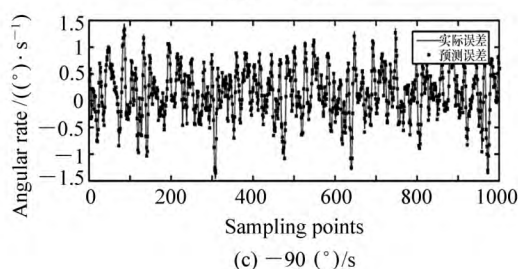
(a) $-30 (^{\circ})/s$ (b) $-60 (^{\circ})/s$ (c) $-90 (^{\circ})/s$

图 5 神经网络预测的不同测试信号误差预测值

Fig.5 WNN predication trends of three different test signal errors

在神经网络训练结束之后,可得到光纤陀螺误差的模型。为了检验该神经网络模型是否准确,选取 1 000 个不同于样本信号的测试信号对之前建立的神经网络模型进行验证。为了验证该模型的泛化性能,在其它速率范围 $(-30 (^{\circ})/s$ 和 $-90 (^{\circ})/s$) 也分别选取了 1 000 个测试信号进行测试,结果见图 5。

从图5的结果可以看出,建立的小波神经网络模型对不同速率下测试信号的误差均可进行准确估计。这表明该小波神经网络模型已经获得了光纤陀螺误差在频域上的特性。

4.2 误差补偿的效果评价

从原始信号中去除神经网络预测误差,便可以对光纤陀螺的原始信号进行补偿。为了验证本文提出算法的有效性,将光纤陀螺信号补偿前后的功率谱密度进行分析,结果如图6所示。

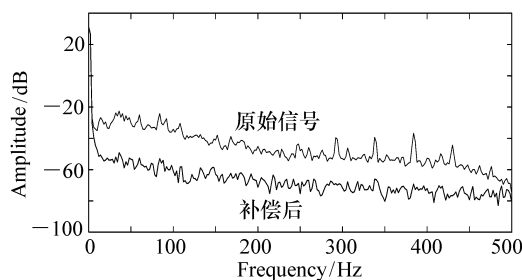


图6 误差补偿前后的功率谱密度

Fig.6 PSDs before and after error compensation

图6的结果表明,经过本文方法对光纤陀螺原始信号进行误差补偿后,信号的有用低频信息被保留而高频的噪声分量被削弱。

将本文补偿方法对光纤陀螺的原始信号的补偿效果和软阈值小波滤波算法、Kalman滤波算法的补偿效果进行对比。其结果如图7所示。

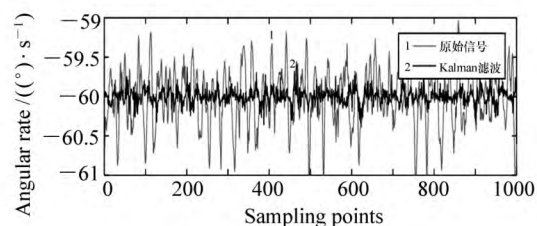
从图7所示的结果可以看出,相较于Kalman算法和软阈值小波算法,小波神经网络补偿方法可以更为准确地对光纤陀螺误差进行补偿,并且补偿后的光纤陀螺信号更为平稳,更接近光纤陀螺的真实输入。各种方法补偿后的精度(信号输出的标准差)和运算耗时见表1。

表1 不同算法的补偿效果

Tab.1 Compensation effects for gyroscope by different methods

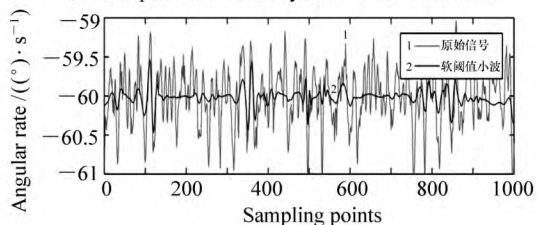
补偿方法	Kalman 算法	软阈值小波	本文方法
运算耗时/s	0.003 1	0.119 7	0.039 1
补偿后精度/ ($(^{\circ}) \cdot s^{-1}$)	0.130 4	0.115 6	0.019 4

从表1的数据可以看出,在算法的运算时间



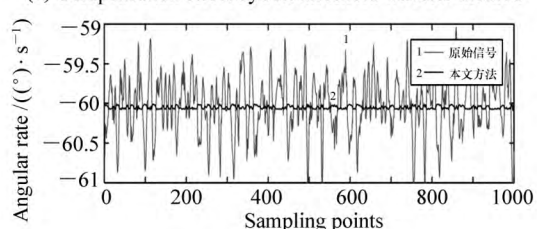
(a) Kalman滤波补偿效果

(a) Compensation effect by Kalman filter method



(b) 软阈值小波补偿效果

(b) Compensation effect by soft threshold wavelet method



(c) 本文方法补偿效果

(c) Compensation effect by proposed method

图7 不同方法对陀螺的补偿精度

Fig.7 Compensation effects for gyro by different methods

上,本文算法耗时大于Kalman算法但要小于软阈值小波算法。而在对误差的补偿精度上,经过小波神经网络补偿后的光纤陀螺原始信号的输出精度要优于传统的Kalman算法和软阈值小波滤波算法。

5 结 论

针对光纤陀螺误差难以准确补偿的问题,提出了一种基于小波神经网络的补偿方法。首先使用了小波分析中的Mallat分解算法,在12尺度下分离出了陀螺噪声的误差项和趋势项,并对误差项进行了单独重构。然后对重构信号使用小波神经网络进行建模和补偿。同时为了提高小波神经网络的学习速率和准确性,采用了增加动量因子和自适应调整学习速率的方法,改进了小波神经网络的性能。通过比较本文算法和Kalman算法

及软阈值小波算法的误差补偿效果发现,光纤陀螺输出的精度提高到了 $0.0194^{\circ}/s$ 。采用本文方法对光纤陀螺误差所建立的神经网络模型,不仅

可以对误差进行准确建模并且补偿效果也要优于其他方法。本文方法对研究光纤陀螺误差补偿有一定的工程实用和理论参考价值。

参考文献:

- [1] 徐丽娜,邓正隆.SINS 初始对准中光纤陀螺 EMD 滤波 [J]. 中国光学,2015,8(6):933-941.
XU L N,DENG ZH L. EMD filtering of fiber gyro in initial alignment of SINS [J]. *Chinese Optics*,2015,8(6):933-941. (in Chinese)
- [2] 钱华明,夏全喜,阙兴涛,等.基于 Kalman 滤波 MEMS 陀螺仪滤波算法 [J]. 哈尔滨工程大学学报,2010,31(9):1217-1221.
QIAN H M,XIA Q X,QU X T,et al.. Algorithm for a MEMS gyroscope based on Kalman filter [J]. *Journal of Harbin Engineering University*,2010,31(9):1217-1221. (in Chinese)
- [3] 林旻序,汪永阳,戴明,等.线性加速度计在压电陀螺卡尔曼滤波技术中的应用 [J]. 中国光学,2011,4(6):600-605.
LIN M X,WANG Y Y,DAI M,et al.. Application of linear accelerometer to Kalman filter for piezoelectric gyro [J]. *Chinese Optics*,2011,4(6):600-605. (in Chinese)
- [4] 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)
- [5] 徐清雷,邓正隆,张传斌.光纤陀螺刻度因子的建模方法 [J]. 光电工程,2004,31(12):4-7.
XU Q L,DENG ZH L,ZHANG CH B. Modeling method for scale factor of fiber optic gyroscope [J]. *Opto-Electronic Engineering*,2004,31(12):4-7. (in Chinese)
- [6] 李颖,陈兴林,宋申民,等.小波神经网络用于光纤陀螺漂移度误差辨识 [J]. 光学精密工程,2007,15(5):773-778.
LI Y,CHEN X L,SONG SH M,et al.. Application of wavelet neural network for identification of drifts errors in fiber optical gyroscope [J]. *Opt. Precision Eng.*,2007,15(5):773-778. (in Chinese)
- [7] NAVID GHAFARZADEH. A new wavelet network based method to estimate the lightning-related risk of failure of power system apparatus [J]. *Electrical Power and Energy System*,2016,78:375-384.
- [8] 汤霞清,程旭伟,郭礼斌,等.小波分析和灰色神经网络融合的光纤陀螺误差建模与补偿 [J]. 中国激光,2012,39(10):235-240.
TANG X Q,CHENG X W,GUO L B,et al.. Error modeling and compensation of fiber optic gyro scope based on wavelet analysis and grey neural network [J]. *Chinese J. Lasers*,2012,39(10):235-240. (in Chinese)
- [9] ZHANG Q H,BENVENSITE A. Wavelet Networks [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*,1992,3(6):889-898.
- [10] 丁玉美,阔永红,高新波.数字信号处理-时域离散随机信号处理 [M]. 西安:西安电子科技大学出版社,2002.
DING Y M,KUO Y H,GAO X B. *Digital Signal Processing—discrete Time Domain Random Signal Processing* [M]. Xi'an: Xidian University Press,2002. (in Chinese)
- [11] 周哲,庄良杰,熊正南,等.基于小波分析的陀螺漂移趋势项提取 [J]. 中国惯性技术学报,1999,7(4):58-60,69.
ZHOU ZH,ZHUANG L J,XIONG ZH N,et al.. Trend extraction of gyro's drift based on wavelet analysis [J]. *Journal of Chinese Inertial Technology*,1999,7(4):58-60,69. (in Chinese)
- [12] 方琳,申冲,陈熙源.基于小波多尺度变换的光纤陀螺振动误差与补偿 [J]. 传感技术学报,2012,25(7):902-906.
FANG L,SHEN CH,CHEN X Y. Error analysis and compensation for fiber optic gyroscope under vibration based on wavelet multi-scale analysis [J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*,2012,25(7):902-906. (in Chinese)
- [13] 徐丽娜,邓正隆.陀螺漂移特性的小波分析 [J]. 中国惯性技术学报,2001,9(3):57-60.
XU L N,DENG ZH L. Wavelet analysis on gyro drift rate [J]. *Journal of Chinese Inertial Technology*,2001,9(3):57-60. (in Chinese)
- [14] 高宁.陀螺漂移信号的小波去噪及其误差模型的研究 [D]. 天津:天津大学,2003.
GAO N. Research on the wavelet denosing and error modeling of gyro drift signal [D]. Tianjin: Tianjin University,2003. (in Chinese)

[5] 高鹏毅. BP 神经网络分类器优化技术研究 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2012.

GAO P Y. Study on the optimization of backpropagation neural network classifier [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2012. (in Chinese)

作者简介:



蹇微著(1992—),男,陕西西安人,硕士研究生,目前就读于中国科学院长春光学精密机械与物理研究所,主要从事光纤陀螺的误差补偿技术方面的研究。E-mail: qianweizhu14 @ mails.ucas.ac.cn



杨立保(1972—),男,河北唐山人,副研究员,目前任职于中国科学院长春光学精密机械与物理研究所,主要从事光电跟踪测量方面的研究。E-mail: yanglibao228@163.com

向您推荐《液晶与显示》期刊

- 中文核心期刊
- 中国液晶学科和显示技术领域的综合性专业学术期刊
- 中国物理学会液晶分会会刊、中国光学光电子行业协会液晶分会会刊
- 英国《科学文摘》(INSPEC)、美国《化学文摘》(CA)、俄罗斯《文摘杂志》(AJ)、美国《剑桥科学文摘》(CSA)、“中国科技论文统计源期刊”等20余种国内外著名检索刊物和文献数据库来源期刊

《液晶与显示》以材料物理和化学、器件制备技术及器件物理、器件驱动与控制、成像技术与图像处理等栏目集中报道国内外液晶学科和显示技术领域最新理论研究、科研成果和创新技术,及时反映国内外本学科领域及产业信息动态,是宣传、展示我国该学科领域和产业科技创新实力与硕果,进行国际交流的平台。其内容丰富,涵盖面广,信息量大,可读性强,是我国专业学术期刊发行量最大的刊物之一。

《液晶与显示》征集有关液晶聚合物、胶体等软物质材料和各类显示材料及制备方法、液晶物理、液晶非线性光学、生物液晶;液晶显示、等离子体显示、发光二极管显示、电致发光显示、场发射显示、3D显示、微显示、真空荧光显示、电致变色显示及其他新型显示等各类显示器件物理和制作技术;各类显示新型模式和驱动技术、显示技术应用;显示材料和器件的测试方法与技术;各类显示器件的应用;与显示相关的成像技术与图像处理等研究论文。

《液晶与显示》热忱欢迎广大作者、读者广为利用,踊跃投稿和订阅。

地址: 长春市东南湖大路 3888 号

《液晶与显示》编辑部

邮编: 130033

电话: (0431) 6176059

E-mail: yjyxs@126.com

国内统一刊号: CN 22-1259/04

国际标准刊号: ISSN 1007-2780

国内邮发代号: 12-203

国内定价: 50 元/期

网址: www.yjyxs.com