

# 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

汤霞清 程旭维 郭理斌 张 环 武 萌

(装甲兵工程学院控制工程系, 北京 100072)

**摘要** 为补偿捷联姿态测量系统中光纤陀螺因外界干扰引起的高频噪声和强漂移,提出一种基于第二代小波变换和灰色 Elman 神经网络融合的误差建模和补偿方法。采用 Allan 方差法分析了在外界干扰下的光纤陀螺输出信号,利用第二代提升小波单独重构的方法分离出陀螺误差模型中的漂移误差和白噪声,灰化漂移误差数据后建立了 Elman 神经网络模型并进行了补偿。实验结果表明,相较于传统的灰色理论模型和单一的 Elman 神经网络模型,新算法有效滤除了白噪声,并将预测模型的精度提高到 96% 以上,证实了模型的有效性。

**关键词** 光纤光学;小波分析;灰色理论;神经网络;误差建模

**中图分类号** V241.5<sup>+</sup>9 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/CJL201239.1008003

## Error Modeling and Compensating of Fiber Optic Gyro Based on Wavelet Analysis and Grey Neural Network

Tang Xiaqing Cheng Xuwei Guo Libing Zhang Huan Wu Meng

(Department of Control Engineering, Academy of Armored Force Engineering, Beijing 100072, China)

**Abstract** In order to compensate the high frequency noises and drift errors of fiber optic gyro (FOG) in attitude measurement system under disturbing environment, a new drift error modeling method based on II generation wavelet transform and grey neural network algorithm is proposed. The Allan variance method is adopted to analyze the output signal of FOG under disturbing circumstance. II generation wavelet transform is applied to separate drift errors and high frequency white noises. After greying drift signal, an Elman neural network for modeling and compensation is established. Experimental results show that, compared to single grey theory model or Elman neural network, the proposed method eliminates white noise effectively, and improves modeling precision up to 96%, which increases the strike precision of combat vehicle.

**Key words** fiber optics; wavelet analysis; grey theory; neural network; error modeling

**OCIS codes** 060.2310; 060.2800; 100.7410

### 1 引 言

为精确打击目标,必须采用方位姿态测量系统来实现对战车火炮射向与姿态的高精度测量。作为姿态测量系统的核心部件,光纤陀螺仪受振动、冲击以及机动等因素的影响会产生额外的漂移误差,包括常值漂移和非确定性的随机漂移,严重影响着姿态计算精度。常值漂移可以在漂移测试的基础上借助软硬件进行补偿,而陀螺随机漂移误差具有非常

复杂的非线性,难以建立精确的物理、数学模型对其实施补偿<sup>[1,2]</sup>。

由于光纤陀螺仪的随机漂移表现出时变性和弱非平稳性,通常采用时间序列法中回归(AR)模型进行建模<sup>[3,4]</sup>。但由于陀螺漂移的随机时变性,使得难以建立准确、稳定的 AR 模型,且低阶 AR 模型参数较少,很难完整描述陀螺仪漂移数据的特性。因此为了达到最佳的补偿效果,尽可能逼近实际漂移

收稿日期: 2012-06-05; 收到修改稿日期: 2012-07-06

基金项目: 军队科研计划项目资助课题。

作者简介: 汤霞清(1965—),男,教授,博士生导师,主要从事惯导、姿态测量系统等方面研究。

E-mail: tangxiaqing\_0001@126.com

值,应该有效地利用历史数据对陀螺漂移进行建模预测。有学者采用小波神经网络对振动条件下的光纤陀螺输出特性做了研究<sup>[5]</sup>。由于温度对光纤陀螺输出影响较大,采用神经网络算法研究光纤陀螺温度特性,尤其是启动阶段的温度对光纤陀螺的输出影响,更是取得了不错的成绩<sup>[6,7]</sup>。但无论是反向传输(BP)神经网络还是径向基(RBF)神经网络,由于只包含三个基本的网络层,对时变信号的建模需进一步探讨。Elman神经网络具有自学习、非线性映射、并行分布处理及预测精度高等优点,由于在前馈网络的隐含层中增加一个承接层作为一步延时算子,以达到记忆的目的,使系统具有适应时变特性的能力,能直接反映动态过程,因此采用Elman神经网络研究陀螺的随机漂移误差模型。但在应用Elman神经网络研究陀螺随机漂移误差模型中发现陀螺随机漂移数据具有较强的随机性,使得算法建模效果不佳。为解决随机性的问题,采用灰色累加生成算子(AGO)的方法对漂移数据进行灰化处理,弱化随机性并增强数据的规律性后进行建模,在数据输出阶段采用数据的累减处理(IAGO)过程,即白化处理,得到高精度建模结果。

本文针对光纤陀螺在外界环境强干扰下的输出信号,基于陀螺的输出信号的时频域特征和Allan方差分析结果,对输出信号中的漂移误差进行分离。采用小波分析单独重构的方法分离出漂移误差和白噪声,然后对漂移误差数据进行灰化处理,最后使用Elman神经网络对灰化后的漂移误差数据进行建模并补偿,得到高精度的光纤陀螺仪的漂移误差模型。

## 2 光纤陀螺误差模型

光纤陀螺作为姿态测量系统的角速度传感器,其输出信号除了作用在光纤陀螺仪(FOG)的外加角速度信息外,还有地球自转角速度信息和各种噪声。因此,在静基座的条件下,FOG测量轴垂直于水平面时,陀螺输出的数学模型为

$$\omega(t) = \omega_{ie} \sin L + \varepsilon_d + D_r + W(t), \quad (1)$$

式中 $\omega_{ie}$ 为地球自转角速率; $L$ 为当地纬度; $\varepsilon_d$ 为常值零偏,即当输入角速率为零时,陀螺仪的输出常量,短时间内可视为一个常数; $D_r$ 为漂移误差,具有很强的随机性和弱的趋势性及周期性; $W(t)$ 为零均值的白噪声。白噪声和漂移误差的模型可采用小波分析对误差进行分离后分别获得。陀螺输出原始信号及其时频域特性分别如图1、2所示。

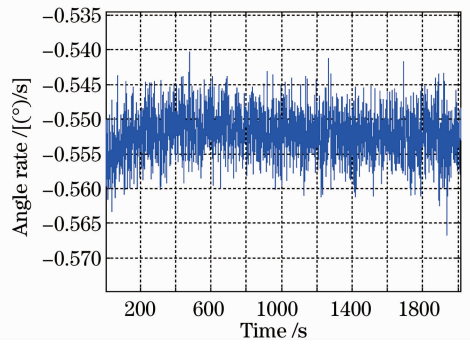


图1 陀螺仪采样原始信号

Fig. 1 Original signal of gyro output

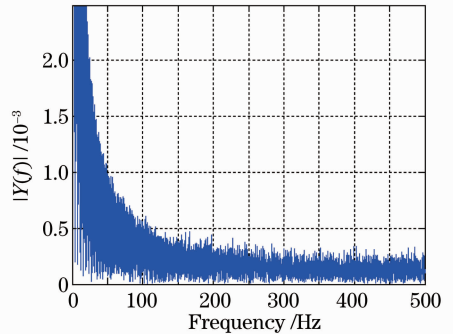


图2 原始信号频谱

Fig. 2 Frequency spectrum of original signal

## 3 Allan 方差法辨识光纤陀螺随机噪声

Allan 方差能非常容易地对 FOG 中各种误差源及其对整个噪声统计特性的贡献进行细致地表征和辨识。利用噪声的 Allan 方差与功率谱密度(PSD)之间存在的定量关系,可以直接从信号时域上的数据段得到各误差源的类型和幅度<sup>[8]</sup>。其基本过程如下。

以一个固定的采样周期 $\tau_0$ 采集 FOG 输出的角速率 $\omega(i), i = 1, 2, \dots, N$ ,对这 $N$ 个初始样本进行二次采样,采样时间 $\tau = M\tau_0, M = 1, 2, \dots, N/2$ ;数据分组数为 $K = N/M$ ,且为整数;则每一时间长度 $\tau$ 的数组平均值为

$$\omega_j(M) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \omega_{(j-1)M+i}(\tau_0), \quad j = 1, 2, \dots, K \quad (2)$$

利用新的样本序列 $\omega_j(M)$ ,定义时域上的 Allan 方差为

$$\sigma_A^2(\tau) = \frac{1}{2} \langle [\omega_{j+1}(M) - \omega_j(M)]^2 \rangle \approx \frac{1}{2(K-1)} \sum_{j=1}^{K-1} \delta_j^2, \quad (3)$$

式中  $\delta_j = \omega_{j+1}(M) - \omega_j(M)$  为相邻数组平均值之差； $\langle \rangle$  表示总体均值，通过选取不同的数组长度（相关时间） $\tau$ ，可以求得相应的 Allan 方差以及 Allan 标准差。

而在频域上，Allan 方差与信号的双边功率谱密度之间的关系为  $\sigma_A^2(\tau) = 4 \int_0^{\infty} S_{\omega}(f) \frac{\sin 4(\pi f \tau)}{(\pi f \tau)^2} df$ ， $S_{\omega}(f)$  为随机过程的 PSD。

使用 Allan 方差法可定量获得 FOG 中各噪声分量。这些噪声主要包括角度随机游走  $\sigma_N(\tau)$ 、零偏稳定性  $\sigma_B(\tau)$ 、速率随机游走  $\sigma_K(\tau)$ 、速率斜坡  $\sigma_R(\tau)$  和量化噪声  $\sigma_Q(\tau)$  等主要噪声<sup>[9]</sup>，此时 Allan 方差可表示为

$$\sigma_A^2(\tau) = \sigma_N^2(\tau) + \sigma_B^2(\tau) + \sigma_K^2(\tau) + \sigma_R^2(\tau) + \sigma_Q^2(\tau). \quad (4)$$

根据 Allan 方差和功率谱密度函数之间的关系<sup>[10]</sup>，可以得到

$$\sigma_A^2(\tau) = \frac{3Q^2}{\tau^2} + \frac{N^2}{\tau} + (0.6643B)^2 + \frac{K^2\tau}{3} + \frac{R^2\tau^2}{2} = \sum_{n=-2}^{n=2} A_n \tau^n. \quad (5)$$

根据陀螺输出数据对(4)式最小二乘法拟合可得到拟合系数  $A_n$ ，然后结合(5)式求得各种噪声系数和各随机误差项大小。原始信号 Allan 方差如图 3 所示，对应的标准差系数如表 1 所示。

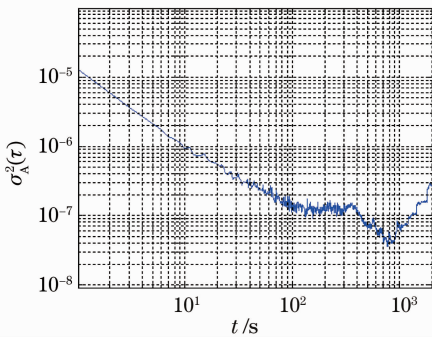


图 3 光纤陀螺输出的 Allan 方差分析

Fig. 3 Allan analysis on FOG's output

表 1 陀螺主要的随机误差源及 Allan 标准差

Table 1 Random error source and Allan standard variance

| Types of noises      | Allan standard variance                          | Parameters                        |
|----------------------|--|-----------------------------------|
| Quantization noise   | $\frac{10^6 \times 3600\pi \sqrt{3A_{-2}}}{180}$ | $Q / \mu\text{rad}$               |
| Angle random walk    | $\sqrt{A_{-1}}/60$                               | $N / [(\text{°})/\text{h}^{1/2}]$ |
| Bias instability     | $\sqrt{A_0}/0.6643$                              | $B / [(\text{°})/\text{h}]$       |
| Velocity random walk | $60 \sqrt{3A_1}$                                 | $K / [(\text{°})/\text{h}^{3/2}]$ |
| Rate ramp            | $3600 \sqrt{2A_2}$                               | $R / [(\text{°})/\text{h}^2]$     |

## 4 小波分析理论

小波分析方法具有时间窗和频率窗都可以改变的时频局部化特点，因此特别适宜于分析和处理非平稳信号<sup>[11,12]</sup>。为得到无损的信号分解，构造提升小波构成的第二代小波变换，一个规范的提升方法由 4 个步骤（省略归一化）组成。

1) 分裂：将原信号  $s_j = \{s_{j,k}\}$  分为两个互不相交的子集，将原始信号序列分为偶数序列  $e_{j-1}$  和奇数序列  $o_{j-1}$ ，每个子集的长度为原来子集的一半，这种分解也叫懒惰小波变换，即

$$S_{\text{split}}(s_j) = (e_{j-1}, o_{j-1}), e_{j-1} = \{s_{j,2k}\}, \\ o_{j-1} = \{s_{j,2k+1}\}. \quad (6)$$

2) 预测：利用偶数序列  $e_{j-1}$  和奇数序列  $o_{j-1}$  之间的相关性，由偶序列来预测奇序列，预测过程为

$$d_{j-1} = o_{j-1} - P(e_{j-1}), \quad (7)$$

式中，预测算子  $P$  可用预测函数  $P_k$  来表示，预测函数  $P_k$  可以取  $e_{j-1}$  中的对应数据本身  $e_{j,2k}$  或对应数据的相邻数据的平均值  $(e_{j-1,k} + e_{j-1,k+1}/2)$  或其他更复杂的函数。

3) 更新：为保持原始数据的某些根本特征，利用算子进行更新，更新算子  $U$  可取不同的函数，更新过程为

$$s_{j-1} = e_{j-1} - U(d_{j-1}). \quad (8)$$

$P$  和  $U$  的不同选择构造了不同的小波变换，而经过小波变换后，信号  $s_j$  分解为低频部分  $s_{j-1}$  和 高频部分  $d_{j-1}$ ；对于低频部分可以再次进行分裂、预测和更新，把  $s_{j-1}$  进一步分解成  $s_{j-2}$  和  $d_{j-2}$ ；...；如此进行  $n$  次分解后，原始数据  $s_j$  的小波表示为  $\{s_{j-n}, d_{j-n}\}$ 。通过单独重构低频部分和高频部分可以分别得到不同时频特性的信号。提升小波的前向变换和逆向变换原理如图 4 所示。

在陀螺静态输出中对常值零偏  $\epsilon_d$  进行补偿后，信号输出中将只包含漂移误差和白噪声。由噪声特性可知，漂移为窄带信号，频率较低，而白噪声为宽带信号。因此在设计小波变换时，综合考虑算法性能和系统实际需求，在众多的小波基函数中，选择具有正交性和紧支撑性的 Harr 小波和 Daubechies 小波。这两种小波的小波变换及逆变换都可以用矩阵形式的线性正交变换简洁地解释，适合于系统编程。由于 Harr 小波只有一阶消失矩，线性函数和二次函数在小波基上的投影为零，因此选择具有二阶消失矩的 Daubechies 小波，以减少信号损失。理论上小波的分解尺度越高，表征信号局部特点的能力就越强，但是计算量就会越大。因此，选择 db2 小波为

小波基、4 为分解尺度的小波变换,并分别将低频部分  $s_{j-1}$  和 高频部分  $d_{j-1}$  单独重构,得到分离后的漂移误差与白噪声。通过对信号的 Allan 方差分析可

知,小波分析方法可有效分离漂移误差和白噪声,分离后的漂移误差如图 5 所示,漂移误差的 Allan 方差如图 6 所示。

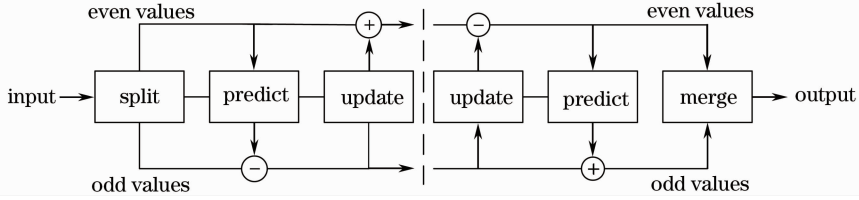


图 4 提升小波的前向变换和逆向变换

Fig. 4 Lifting scheme forward and inverse wavelet transform

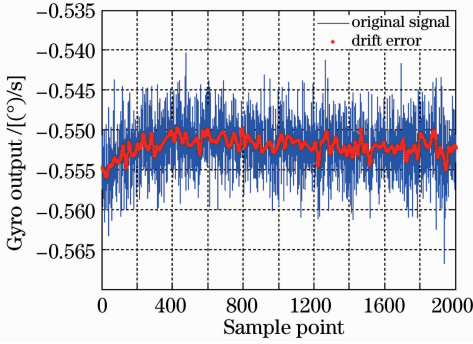


图 5 漂移误差和白噪声

Fig. 5 Drift error and white noise

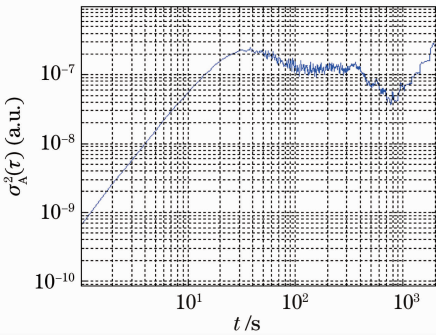


图 6 漂移误差的 Allan 方差

Fig. 6 Allan variance of drift error

## 5 灰色 Elman 神经网络

灰色系统理论是一种研究小样本、贫信息、不确定问题的新方法,该方法通过对部分已知信息的生成、开发并提取有价值的信息,实现对系统行为、演化规律的正确认识和有效控制。灰色预测是对既含有已知信息又含有未知或非确定信息的系统进行预测,即对一定范围内变化的、与时间有关的灰色过程的预测<sup>[13]</sup>。通常系统输出的原始数据不具备规则性,当运用 AGO 进行预处理去逼近系统的行为时,可得到有规则的数据序列,这样可以弱化原始数据的随机性并增强了规律性。灰色 AGO 的建立过程

如下。

1) 给定原始数据序列

$$x^{(0)} = [x_t^{(0)} | t = 1, 2, \dots, n] = [x_1^{(0)}, x_2^{(0)}, \dots, x_n^{(0)}]. \quad (9)$$

2) 对  $x^{(0)}$  做一次累加得到新的数据序列  $x^{(1)}$ , 新的数据序列  $x^{(1)}$  第  $t$  项为原始数据序列  $x^{(0)}$  前  $t$  项之和,即

$$x^{(1)} = [x_t^{(1)} | t = 1, 2, \dots, n] = [x_1^{(0)}, \sum_{i=1}^1 x_i^{(0)}, \sum_{i=1}^2 x_i^{(0)}, \dots, \sum_{i=1}^n x_i^{(0)}]. \quad (10)$$

通常建模时采用的模型都是前向 BP 网络,但 BP 网络存在局部极小点、训练速度慢、效率低等缺点。作为一种反馈型神经网络,Elman 神经网络具有自学习、非线性映射、并行分布处理及预测精度高等优点,能够以任意精度逼近非线性映射,同时不用考虑外部噪声对系统的影响的具体形式,给定系统的输入输出数据,就可以对系统进行建模。Elman 网络的非线性状态空间表达式为

$$\begin{cases} \mathbf{y}(k) = g[\mathbf{w}^3 \mathbf{x}(k)] \\ \mathbf{x}(k) = f\{\mathbf{w}^1 \mathbf{x}_c(k) + \mathbf{w}^2 [\mathbf{u}(k-1)]\}, \\ \mathbf{x}_c(k) = \mathbf{x}(k-1) \end{cases} \quad (11)$$

式中  $\mathbf{y}$  为  $m$  维输出结点;  $\mathbf{x}$  为  $n$  维中间层节点单位向量;  $\mathbf{u}$  为  $r$  维输入向量;  $\mathbf{x}_c$  为  $n$  维反馈状态向量;  $\mathbf{w}^3$  为中间层到输出层连接权值;  $\mathbf{w}^2$  为输入层到中间层连接权值;  $\mathbf{w}^1$  为承接层到中间层的连接权值;  $g(\ast)$  为输出神经元的传递函数,是中间层输出的线性组合;  $f(\ast)$  为中间层神经元的传递函数,采用 S 函数。

该网络采用 BP 算法修正权值,学习指标函数采用误差平方和函数

$$E(\omega) = \sum_{k=1}^n [y(k) - \hat{y}(k)]^2. \quad (12)$$

在数据输出阶段,对  $x_t^{(1)}$  序列的估计值  $x_t^{\ast(1)}$  做一次累减得到  $x_t^{(0)}$  的预测值  $x_t^{\ast(0)}$ , 即



$$x_t^{*(0)} = x_t^{*(1)} - x_{t-1}^{*(1)}, \quad t = 2, 3, \dots \quad (13)$$

这样就成功构建了灰色 Elman 神经网络模型

并可对光纤陀螺漂移误差进行预测。该模型如图 7 所示。

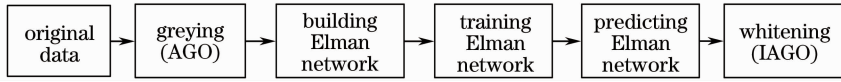


图 7 灰色神经网络流程

Fig. 7 Grey neural network flow

利用该灰色 Elman 神经网络,对二代小波提升分离得到的漂移误差进行建模,建模结果及补偿后残差分别如图 8、9 所示。

分别对光纤陀螺原始信号、二代小波变换分离

白噪声后的漂移信号和建模后的信号进行 Allan 方差分析,并将灰色 Elman 神经网络建模补偿后的信号与 Elman 神经网络、灰色理论建模补偿后的信号进行比较,结果如表 2 所示。

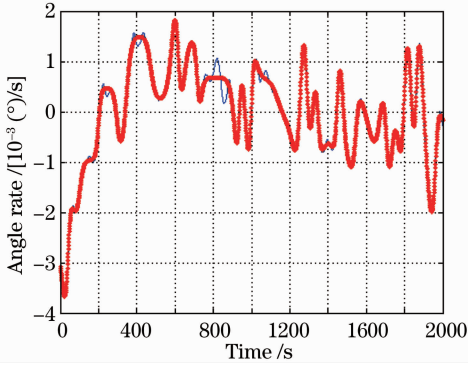


图 8 灰色 Elman 神经网络建模结果

Fig. 8 Modeling result of grey Elman neural network

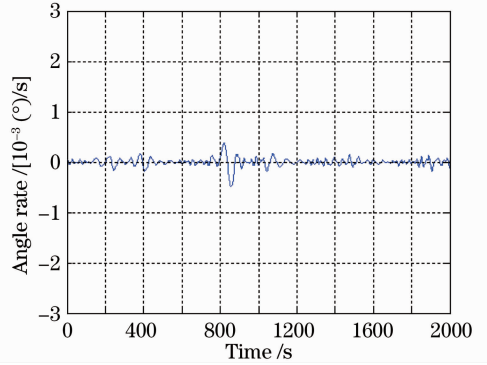


图 9 漂移误差补偿后的残差

Fig. 9 Residual error after compensation

表 2 建模前后各种类型噪声系数比较

Table 2 Comparing of noise coefficients before and after modeling

| Data pattern              | $Q / \mu\text{rad}$ | $N / [(\text{°})/\text{h}^{1/2}]$ | $B / [(\text{°})/\text{h}]$ | $K / [(\text{°})/\text{h}^{3/2}]$ | $R / [(\text{°})/\text{h}^2]$ |        |
|---------------------------|---------------------|-----------------------------------|-----------------------------|-----------------------------------|-------------------------------|--------|
| Original data             | 16.2301             | 0.1927                            | 0.1240                      | 3.3658                            | 2.6929                        |        |
| Drift signal              | 9.5908              | 0.0520                            | 1.3066                      | 1.9870                            | 3.3171                        |        |
| GM(1,1)                   | 3.1946              | 0.0463                            | 2.2224                      | 0.9275                            | 1.5828                        |        |
| Signal after compensating | Elman               | 1.1946                            | 0.0068                      | 0.2429                            | 0.7581                        | 1.4361 |
| Grey Elman                | 1.0254              | 0.0037                            | 0.1325                      | 0.4589                            | 1.2005                        |        |

在经过二代小波提升分离白噪声和漂移误差并建模补偿后,各项噪声系数明显减小,表明所提的方法能够有效减小漂移误差对光纤陀螺输出精度的影响。本文所建立的灰色 Elman 神经网络与单一的灰色模型和传统 Elman 神经网络的建模补偿结果对比显示,误差系数均下降原来的一半左右,表明灰色 Elman 更有效地补偿了光纤陀螺漂移误差,使用该网络对另一组光纤陀螺漂移误差进行建模和补偿,结果分别如图 10、11 所示。

由图 10 可知,在启动过程中的前 600 s 内,光纤陀螺的漂移误差较大,经过白噪声处理之后漂移误差值最大达到了  $-3.6240 \times 10^{-3}$ ,由于陀螺漂移是发散的,随着时间的积累,姿态测量误差也随之叠加;按照姿态误差传播方程计算可知,若没能成功补偿掉陀螺漂移误差,那么造成姿态误差  $\varphi_x, \varphi_y, \varphi_z$  的

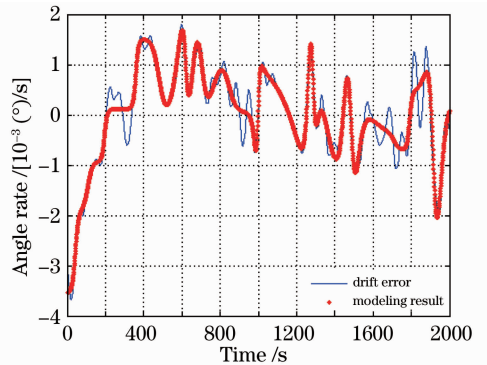


图 10 灰色 Elman 神经网络建模结果

Fig. 10 Modeling result of grey elman neural network

振荡幅值分别为  $1.73', 8.81', 1^\circ 39''$ ,而对于精确打击而言,若打击距离为  $D$ ,则打击误差为  $D \tan \varphi_x, D \tan \varphi_y, D \tan \varphi_z$ 。以 1000 m 为例,打击误差将分别达到 0.5 m, 2.6 m, 24.0 m, 尽管战斗车辆在水平

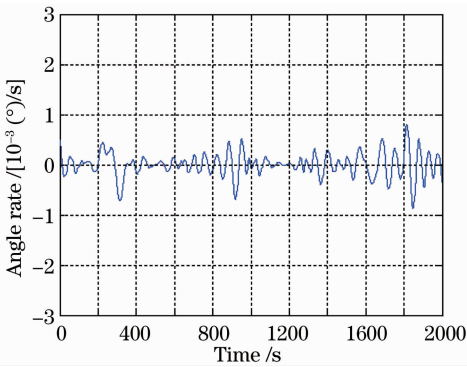


图 11 漂移误差补偿后的残差

Fig. 11 Residual error after compensation

向上运动时,  $z$  轴上的误差不用考虑, 但由光纤陀螺引入水平向上的误差对于精确打击造成的影响是不可忽略的。由图 11 可知, 所建模型的最大绝对误差为  $\epsilon_{\max} = 7.9810 \times 10^{-4}$ , 同时由预测结果的平均相对误差得到预测模型的精度  $p^0 = (1 - \epsilon) \times 100\% > 96\%$ , 证明结合灰色理论建立的 Elman 神经网络模型是有效的, 且具有良好的泛化能力, 对强干扰环境下的光纤陀螺漂移误差具有高精度的预测与补偿能力, 对提高打击精度具有重要意义。

## 6 结 论

针对采用 Elman 神经网络对光纤陀螺漂移误差建模存在的难题, 提出一种新型的灰色 Elman 神经网络建模方法。在建模过程中首先利用第二代小波变换的方法分解和重构光纤陀螺输出信号, 以分离白噪声和漂移误差, 然后构建基于灰色理论的 Elman 神经网络算法的模型对漂移误差进行建模并补偿。通过比较建模前后 Allan 方差中信号的各项噪声参数可知, 基于灰色理论的 Elman 神经网络比传统的灰色理论和神经网络建模方法的建模精度更高, 补偿效果更好。实验结果表明, 提出的灰色神经网络模型不仅建模误差小, 且具有较好的泛化能力。提出的模型为 Elman 神经网络用于随机信号建模提供了一种新的思路。

## 参 考 文 献

- 1 H. Wang, W. F. Tian. Modeling the random drift of micro-machined gyroscope with neural network[J]. *Neural Processing Letters*, 2005, **22**(3): 235~247
- 2 Liu Yu, Li Leilei, Liu Jun *et al.*. Study on gray neural network drift modeling for piezoelectric gyro [J]. *Journal of System Simulation*, 2007, **19**(20): 4676~4679

- 刘 宇, 黎蕾蕾, 刘 俊等. 压电陀螺漂移特性的灰色神经网络建模研究[J]. *系统仿真学报*, 2007, **19**(20): 4676~4679
- 3 Wang Xinlong, Ma Shan. Applicability compensation method for random drift of fiber optic gyro scopes[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2008, **34**(6): 681~685
- 王新龙, 马 闪. 光纤陀螺随机漂移误差补偿适用性方法[J]. *北京航空航天大学学报*, 2008, **34**(6): 681~685
- 4 Li Jialei, Xu Hualong, He Jing. Research and improvement of denoising method of fiber optic gyroscope based on wavelet packet analysis[J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, **30**(8): 2224~2228
- 李家全, 许华龙, 何 婧. 光纤陀螺信号的小波包去噪及改进[J]. *光学学报*, 2010, **30**(8): 2224~2228
- 5 Fan Chunling, Zhang Jing, Jin Zhihua *et al.*. Novel modeling method for grey RBF neural network and its application[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2005, **27**(2): 316~319
- 樊春玲, 张 静, 金志华等. 一种新型的灰色 RBF 神经网络建模方法及其应用于光纤陀螺捷联系统振动特性研究[J]. *系统工程与电子技术*, 2005, **27**(2): 316~319
- 6 Li Jialei, Xu Hualong, He Jing. Temperature compensation of start-up drift for fiber optic gyroscope based on wavelet network [J]. *Acta Optica Sinica*, 2011, **31**(5): 0506005
- 李家全, 许华龙, 何 婧. 基于小波网络的光纤陀螺启动漂移温度补偿[J]. *光学学报*, 2011, **31**(5): 0506005
- 7 Li Jialei, Xu Hualong, He Jing. Modeling of static temperature drift for fiber optic gyroscope based on wavelet network [J]. *Chinese J. Lasers*, 2010, **37**(12): 2980~2985
- 李家全, 许华龙, 何 婧. 光纤陀螺静态温度漂移的小波网络建模[J]. *中国激光*, 2010, **37**(12): 2980~2985
- 8 Zhao Sihao, Lu Mingquan, Feng Zhenming. Allan variance analysis on error coefficients of MEMS inertial components[J]. *Scientia Sinica: Physica, Mechanica & Astronomica*, 2010, **40**(5): 672~675
- 赵思浩, 陆明泉, 冯振明. MEMS 惯性器件误差系数的 Allan 方差分析方法[J]. *中国科学: 物理学 力学 天文学*, 2010, **40**(5): 672~675
- 9 IEESTD. 1998. 86153 IEEE Standard Specification Format Guide and Test Procedure for Single-Axis Interferometric Fiber Optic Gyros[S]. [2002-08-06]
- 10 N. El-Sheimy, H. Y. Hou, X. J. Niu. Analysis and modeling of inertial sensors using allan variance[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2008, **57**(1): 148~149
- 11 Liu Ying, Li Yan, Xu Jintao. Application of a multi-algorithm fusion real time filter in FOGs[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2010, **9**(6): 1116~1119
- 刘 颖, 李 言, 徐金涛. 一种多算法融合的实时滤波在光纤陀螺中的应用[J]. *光子学报*, 2010, **9**(6): 1116~1119
- 12 Dang Shuwen, Tian Weifeng, Qian Feng. De-noising fractional noise in fiber optic gyroscopes based on lifting wavelet [J]. *Chinese J. Lasers*, 2006, **33**(3): 625~629
- 党淑雯, 田蔚风, 钱 峰. 基于提升小波的光纤陀螺分形噪声滤除方法[J]. *中国激光*, 2006, **33**(3): 625~629
- 13 Fan Chunling, Gao Feng, Sun Sitong *et al.*. A novel grey-based hybrid modeling method and its application [J]. *Journal of Chinese Inertial Technology*, 2008, **16**(4): 475~479
- 樊春玲, 高 峰, 孙四通等. 基于灰色模型的混合建模预测方法及其应用[J]. *中国惯性技术学报*, 2008, **16**(4): 475~479

栏目编辑: 何卓铭