

基于神经网络的 HRG 标度因数辨识方法

李成, 刘洁瑜, 张斌

(第二炮兵工程大学 304 教研室, 陕西 西安 710025)

摘要: 惯导系统要求半球谐振陀螺仪在其大的动态范围内具有较高精度, 而传统的基于最小二乘拟合的半球谐振陀螺仪标度因数辨识方法所得到的标度因数精度不高, 引起较大的导航误差。为提高半球谐振陀螺仪标度因数的辨识精度, 文中提出了一种基于神经网络的标度因数辨识方法, 利用神经网络误差反传的梯度下降动量学习算法, 对半球谐振陀螺仪的标度因数进行辨识, 通过试验验证了该方法的可行性, 为提高半球谐振陀螺仪工作精度, 减小惯导系统导航误差提供了依据。

关键词: 半球谐振陀螺仪; 神经网络; 梯度下降法; 最小二乘拟合; 标度因数

中图分类号: U666.1 **文献标识码:** A

The Identification Method of HRG Scale Factor Based on Neural Network

LI Cheng, LIU Jieyu, ZHANG Bin

(304 Teaching and Research Section, The Second Artillery Engineering University, Xi'an 710025, China)

Abstract: The inertial navigation system has a requirement on HRG that it should have a high accuracy in the wide dynamic range, while the HRG scale factor obtained by the conventional identification method based on the least square fitting method is not very accurate thus can result in a big navigation error. To improve the accuracy of HRG scale factor, an identification method based on Neural Network is proposed in this paper. By using the gradient descending momentum learning method of neural network error back-propagation, the HRG scale factor can be calibrated. The experiment has verified that this new identification method is feasible. It provides the basis for improving the HRG accuracy and descending the navigation error of inertial navigation system.

Key words: HRG; neural network; gradient descending method; least square fitting method; scale factor

0 引言

半球谐振陀螺仪是一种新型无转动部件的哥氏振动陀螺仪, 具有寿命长, 精度高, 体积小及抗核辐射等优点^[1-2], 在短断电时间内仍能正常工作, 被视为惯性技术发展的一颗新星, 具有良好的应用前景。

半球谐振陀螺仪在实际应用过程中使用确定的模型, 因此陀螺仪标度因数辨识值的精确与否将直接影响惯导系统的导航精度。传统的辨识方法采用最小二乘拟合来计算得到半球谐振陀螺仪的标度因数, 但其拟合误差相对较大^[3-4]。本文提出一种基于神经网络的标度因数辨识方法, 通过实际测试验证了该方法的可行性。

1 振动陀螺仪的常用辨识方法

无论捷联惯导系统还是平台惯导系统, 均要求陀螺仪在一个相当大的动态范围内都具有较高的精度, 当前半球谐振陀螺仪的使用模型^[5]:

$$D = K_n \omega + K_0 + \epsilon \quad (1)$$

式中: D 为陀螺仪的输出; K_n 为标度因数; K_0 为零偏; ϵ 为随机漂移; ω 为角频率。

目前, 振动陀螺仪的标度因数拟合方法结合参考光纤陀螺仪的辨识方法进行, 将陀螺仪放置在速率转台上, 敏感轴向上, 通过采集不同输入角速率 $\omega(i)$ ($i=1, 2, \dots, n$) 下陀螺仪的输出 $D(i)$ ($i=1, 2, \dots, n$) 得到

$$\begin{bmatrix} D_{(1)} \\ D_{(2)} \\ \vdots \\ D_{(n)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \omega_{(1)} & 1 \\ \omega_{(2)} & 1 \\ \vdots & \vdots \\ \omega_{(n)} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} K_n \\ K_0 \end{bmatrix} \quad (2)$$

记式(2)为: $M = A \cdot K$, 采用最小二乘算法可得 $K = (A^T A)^{-1} A^T M$, 从而求得陀螺仪的标度因数。

2 神经网络辨识算法

神经网络是一种误差反向传播网络, 它通过网络输出值与目标值之间的误差来调整连接权值, 从而使网络性能更逼近输入、输出之间的关系^[6-7], 其

收稿日期: 2012-07-02

作者简介: 李成(1987-), 男, 陕西渭南人, 硕士生, 主要从事半球谐振陀螺仪应用研究。E-mail: liceengzhechen@163.com.

结构如图 1 所示。

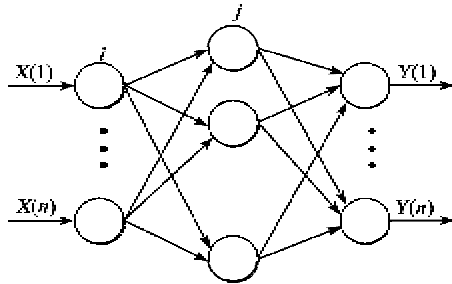


图 1 神经网络结构图

神经网络的误差反传算法采用梯度下降法,即定义系统误差函数 $e(k) = r_{in}(k) - y_{out}(k)$, 其中 $r_{in}(k)$ 为网络输入, $y_{out}(k)$ 为网络输出, 则系统性能指标函数为

$$E(k) = \frac{1}{2} e^2(k) \quad (3)$$

按照梯度下降法调整连接权值有

$$w_{ij}(k) = w_{ij}(k-1) - \eta \frac{\partial E(k)}{\partial w_{ij}} \quad (4)$$

直至误差 $E(k)$ 满足 $E(k) < \epsilon$ 时, 权值调整达到最优值。

直接使用梯度下降法可能会产生一个局部极小值, 不能保证其为误差曲面的全局最小值, 所以在权值调整过程中, 通常采用附加动量的梯度下降法使权值取到最优值, 即

$$w_{ij}(k) = w_{ij}(k-1) - \eta \frac{\partial E(k)}{\partial w_{ij}} + \alpha (w_{ij}(k-1) - w_{ij}(k-2)) \quad (5)$$

由于半球谐振陀螺仪的模型为单输入、单输出系统, 因此在神经网络的构建过程中可采用单个神经元与上述梯度下降动量学习法相结合的策略进行, 同时, 由于半球谐振陀螺仪零偏的存在, 神经元为带阈值的神经元, 具体结构如图 2 所示。图中, $r_{in}(k)$ 为输入角速率; $w(k)$ 为连接权值, 对应半球谐振陀螺仪的标度因数; θ 为神经元的阈值, 对应半球谐振陀螺仪的零偏值; $y_{out}(k)$ 为神经元输出值, 对应半球谐振陀螺仪的拟合输出值; $y(k)$ 为半球谐振陀螺仪实际输出电压。

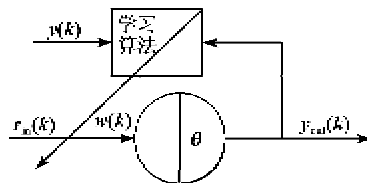


图 2 神经网络辨识算法

3 试验验证

3.1 试验设计

试验所采用的半球谐振陀螺仪为中国电子科技集团第 26 研究所研制, 动态范围为 $-20 \sim 20$ ($^{\circ}$)/s, 利用单轴一体化速率转台分别为半球谐振陀螺仪提供 $0, \pm 0.1$ ($^{\circ}$)/s, ± 0.3 ($^{\circ}$)/s, ± 0.7 ($^{\circ}$)/s, ± 1 ($^{\circ}$)/s, ± 3 ($^{\circ}$)/s, ± 7 ($^{\circ}$)/s, ± 10 ($^{\circ}$)/s, ± 15 ($^{\circ}$)/s, ± 20 ($^{\circ}$)/s 角速率, 利用惠普 34401A 数字万用表和工控机进行数据采集。每个输入角速率条件下采集半球谐振陀螺仪输出数据 500 点并取平均值, 作为该点半球谐振陀螺仪的输出值, 以减小随机误差的干扰。

3.2 结果验证

1) 对所采集的半球谐振陀螺仪的输出数据首先利用最小二乘法进行标度因数的计算, 得到标度因数 $K_n = 0.3612 \text{ V}/[(^{\circ})/\text{s}]$, 陀螺仪零偏 $K_0 = 0.0088 \text{ V}$, 拟合曲线及拟合误差如图 3 所示。

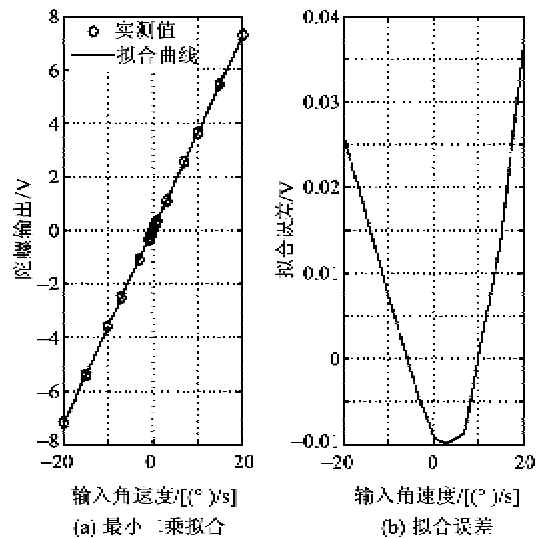


图 3 最小二乘拟合及拟合误差

2) 对所采集的数据进行神经网络拟合, 设定连接权值和神经元阈值的初值为较小的随机数, 利用图 2 所示的结构对半球谐振陀螺仪的标度因数进行拟合。计算半球谐振陀螺仪所有输入输出数据在神经网络学习结束后神经元的误差, 并绘制其误差曲面与轮廓^[3], 曲面最低点所对应的连接权值和神经元阈值即为半球谐振陀螺仪的标度因数和零偏值, 图 4 为神经元误差曲面及最优值点。由图可知, 其中的坐标点即对应误差最小的最优值点。

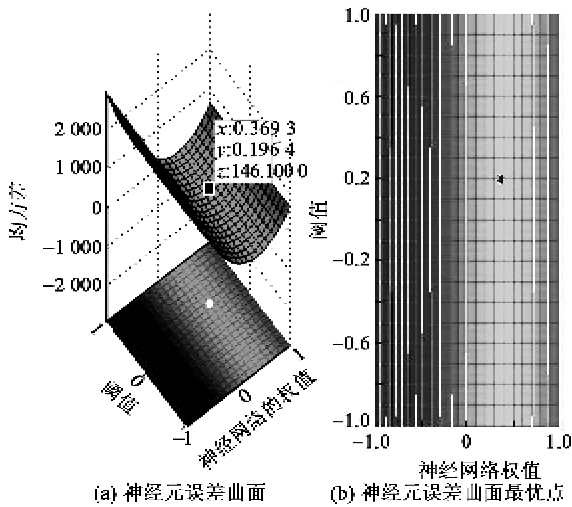


图 4 神经元误差曲面及最优点

在整个半球谐振陀螺仪标度因数辨识过程中, 每一个输入角速率值和其所对应的陀螺仪输出值所形成的数据都会对标度因数进行一次修正, 整个训练过程中的训练误差如图 5 所示。

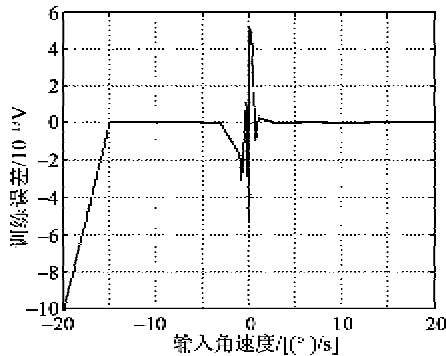


图 5 神经网络训练误差

通过上述神经网络辨识可得到半球谐振陀螺仪的标度因数为 $K_a = 0.3613 \text{ V}/[({}^\circ)/\text{s}]$, 零偏值 $K_0 = 0.0071 \text{ V}$ 。神经网络辨识下半球谐振陀螺仪的辨识曲线如图 6 所示。

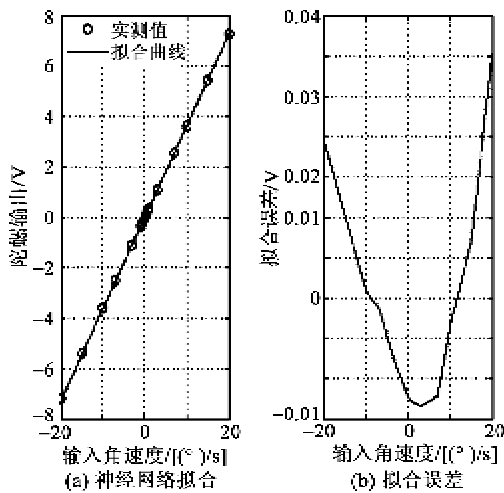


图 6 神经网络拟合及拟合误差

在两种辨识方法下, 半球谐振陀螺仪的拟合误差如表 1 所示。

表 1 两种辨识方法下半球谐振陀螺仪标度因数拟合误差值

输入角速率/ $[({}^\circ)/\text{s}]$	20	15	10	7
最小二乘误差/V	0.036 4	0.013 4	0.003 4	-0.068 6
神经网络误差/V	0.035 9	0.011 9	0.001 8	-0.067 1
输入角速率/ $[({}^\circ)/\text{s}]$	3	1	0.7	0.3
最小二乘误差/V	-0.009 9	-0.009 5	-0.009 3	-0.068 9
神经网络误差/V	-0.008 3	-0.007 9	-0.007 7	-0.007 4
输入角速率/ $[({}^\circ)/\text{s}]$	0.1	0	-0.1	-0.3
最小二乘误差/V	-0.009 1	-0.008 8	-0.008 9	-0.008 6
神经网络误差/V	-0.007 5	-0.007 2	-0.007 3	-0.006 9
输入角速率/ $[({}^\circ)/\text{s}]$	-0.7	-1	-3	-7
最小二乘误差/V	-0.007 9	-0.007 5	-0.004 9	0.002 0
神经网络误差/V	-0.006 3	-0.005 8	-0.003 2	0.003 8
输入角速率/ $[({}^\circ)/\text{s}]$	-10	-15	-20	
最小二乘误差/V	0.007 3	0.016 6	0.025 9	
神经网络误差/V	0.005 8	0.015 1	0.024 5	

由图 3、5 的比较结果及表 1 中可看出, 基于神经网络的标度因数辨识方法相比于传统的最小二乘辨识方法, 辨识误差明显的减小, 其拟合值更加接近半球谐振陀螺仪的实际输出。

4 结束语

文中通过基于神经网络的辨识方法对半球谐振陀螺仪的标度因数进行了试验与辨识, 通过与传统的最小二乘辨识方法比较, 标度因数的辨识精度有了一定幅度的提高, 使半球谐振陀螺仪的模型更精确, 能更好的反应半球谐振陀螺仪的输入、输出关系, 为其在惯导系统中的应用奠定了基础。同时, 该方法在具有类似模型关系的惯性器件模型系数辨识中具有一定的通用性, 可普遍使用。

(下转第 661 页)