

Neural Network Compensation for Low Cost Magnetic Heading System in Integrated Navigation *

LIU Yurhao, HUANG Xinsheng*, XU Wanying

(College of Mechatronics and Automation, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: According to the characters of integrated navigation, a neural network is designed to compensate the error of a low-cost magnetic heading system (MHS). The error sources of MHS are studied and the compensation methods are analyzed. When the Global Positioning System (GPS) is available, a multilayer feedforward neural network is designed to compensate MHS with the learning method of Kalman filter and the reference of strapdown inertial navigation system (SINS)/GPS integrated navigation result. Experiment results show that the neural network can make a significant effect and reduce the heading error of MHS from $\pm 15^\circ$ to $\pm 1^\circ$.

Key words: integrated navigation; magnetic heading system; neural network; kalman filter
EEACC: 7310L

组合导航中低成本磁航向系统的神经网络补偿 *

刘育浩, 黄新生*, 徐婉莹

(国防科学技术大学机电工程与自动化学院, 长沙 410073)

摘要: 根据组合导航的特点, 设计了低成本磁航向系统神经网络补偿方法。研究了磁航向系统的误差和补偿技术; 在全球定位系统信号良好情况下, 以捷联惯导/全球定位组合导航系统的航向信息为参考, 使用卡尔曼滤波作为学习算法, 建立多层前向神经网络模型补偿磁航向系统。实验结果表明, 神经网络补偿方法将磁航向系统的航向角误差由 $\pm 15^\circ$ 减小到约 $\pm 1^\circ$, 取得了明显的效果。

关键词: 组合导航; 磁航向系统; 神经网络; 卡尔曼滤波

中图分类号: TP241.61

文献标识码: A

文章编号: 1004-1699(2008)11-1848-05

组合导航已经成为导航领域的发展趋势, 而 SINS/GPS 组合方式则成为组合导航领域的主要发展方向^[1]。SINS 具有完全自主的导航能力, 导航精度在短时间内较高, 但随时间而下降; GPS 导航精度高, 误差不随时间积累, 可为 SINS 提供高精度的辅助信息。但 GPS 易受动态环境或遮挡的影响而出现“丢星”现象, 导致信号中断, 在此情况下 SINS 导航精度会下降。在 GPS 信号中断期间, 可以增加另外的低成本设备提供辅助信息以保证 SINS 具有一定的导航精度, 使用磁航向系统 (MHS) 是一个有效的途径^[2]。

磁航向器件利用磁原理测量地磁场沿载体坐标

系的分量, 成本低、功耗低、易于安装, 且误差不随时间积累, 由其构成的三轴捷联磁阻式 MHS 已广泛应用于无人机、航空、航天、机器人、车辆自主导航等领域^[3]。但是 MHS 易受外界磁场干扰而产生航向误差^[4], 导致其航向精度降低; 所以, 航向误差补偿是使用 MHS 的关键, 国内外学者对此做了有益的工作。文献[5]使用最小二乘方法计算 MHS 的刻度因数和偏值, 补偿精度较高, 但对设备要求高, 试验操作复杂; 文献[6]提出的椭圆假设方法可实现自动误差补偿和校准, 但不能补偿常值误差, 精度较低。另外还有利用外部参考信息, 如陀螺^[7]和 GPS^[8], 采用滤波技术估计磁航向误差模型的系数,

基金项目: 兵器预研基金项目资助 (2020203)

收稿日期: 2008-06-20 修改日期: 2008-08-02

从而实现对磁航向角的补偿,但该方法存在因测量数据噪声过大而导致滤波发散的问题。文献[9]使用两套磁航向系统,取得了良好的效果,但其增加一套磁航向系统不仅增加了系统的复杂程度,而且增加了成本。使用BP神经网络对MHS补偿^[2,10],不需要建立精确的数学模型,且具有较强的自适应能力;但BP算法计算效率低,只能用于系统响应速度要求较低的特殊场合^[11]。

本文采用基于卡尔曼滤波的多层前向神经网络对MHS进行补偿。以GPS信号良好时SINS/GPS组合导航的航向信息作为期望值,使用卡尔曼滤波对神经网络进行训练,建立MHS的航向信息与SINS/GPS组合的航向信息之间的非线性映射,实现对MHS的补偿。

1 磁航向系统及误差分析

1.1 磁航向系统

MHS主要由三轴磁阻传感器构成,捷联安装在载体上,轴向与载体坐标系重合,能够测量地磁在三个轴向上的分量,测量原理如图1所示。

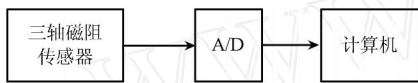


图1 磁航向系统测量原理

在图中,三轴磁阻传感器测量地磁信息,输出三个轴向上的信号电压,经过A/D采集电路变为数字量,计算机读取后进行航向计算^[4]。

首先,若滚动角和俯仰角 ϕ 已知,则将三轴磁阻传感器测量的地磁分量旋转至水平面,有

$$\begin{aligned} X_h &= X \cos(\phi) + Y \sin(\phi) - Z \cos(\phi) \sin(\phi) \\ Y_h &= Y \cos(\phi) + Z \sin(\phi) \end{aligned} \quad (1)$$

式中, X 、 Y 、 Z 是三轴磁阻传感器测量的地磁信息分量, X_h 、 Y_h 是地球水平磁场分量。

其次,计算磁航向角和真航向角,

$$\begin{aligned} H &= \arctan(Y_h / X_h) \\ m &= H - H_0 \end{aligned} \quad (2)$$

式中, H 表示磁航向角, H_0 表示当地磁偏角, m 表示MHS测量的真航向角。考虑到 $\arctan()$ 函数的计算局限,可以根据 X_h 、 Y_h 的正负值情况而计算磁航向角^[4];当地磁偏角 H_0 可从地磁偏角表中查得,作为已知量。

1.2 磁航向系统误差分析

MHS的误差主要包括以下几个方面: 磁场传感器的非正交误差,由安装过程中三轴不正交以及传感器轴向与载体轴向不吻合产生; 磁场传感

器自身的零位误差和灵敏度误差,主要受生产工艺和使用材料的性能影响; A/D采集电路的转换精度以及非线性等因素引起的磁航向角误差; 温度变化引起的磁航向角误差; 环境误差,主要是磁阻传感器受周围环境干扰磁场的影响而产生的磁罗差。

其中,干扰磁场由硬铁磁场和软铁磁场两部分组成:硬铁磁场由矫顽磁力较大的铁磁材料和电器设备产生,其大小和相对于载体的方向一般保持不变;软铁磁场由矫顽力较小的铁磁材料受地磁场或电磁场的磁化而产生,其大小和相对于载体的方向随着载体航向的变化而改变。在使用中,MHS应远离变化的磁场和软铁磁场,受干扰磁场影响而产生的磁罗差比较难控制和预测。

2 磁航向系统的神经网络补偿

2.1 磁航向系统神经网络补偿原理

在SINS/GPS/MHS组合导航系统中,采用并行滤波结构,由SINS/GPS子系统和SINS/MHS子系统组成。在GPS信号良好时,利用其高精度的速度、位置信息与SINS进行组合导航,校正SINS的各项误差;此时,SINS/MHS子系统不进行组合导航,而是利用SINS/GPS组合导航计算的航向信息,训练神经网络来补偿MHS的误差。在GPS信号中断期间,SINS/MHS子系统进行组合导航,使用补偿后的MHS的航向信息辅助SINS,保证SINS具有一定导航精度。MHS神经网络补偿原理如图2所示。

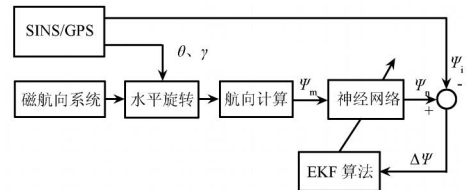


图2 MHS神经网络补偿原理

在图中,滚动角和俯仰角 ϕ 由SINS/GPS组合导航提供,对MHS测量的地磁分量按式(1)进行水平旋转计算,得到地磁水平分量;然后按式(2)计算磁航向角 H ,然后减去磁偏角 H_0 即可得到航向角 m 。以MHS测量的航向角 m 作为神经网络的输入量,以神经网络补偿后航向角 n 作为神经网络的输出量,以SINS/GPS组合导航系统的航向角 i 作为期望输出量,用EKF算法训练神经网络。在本质上,这一过程是实现MHS跟踪SINS/GPS的航向,即MHS航向角到SINS/GPS组合的航向角的非线性映射。

2.2 神经网络模型

MHS的神经网络补偿是实现MHS的航向信息到SINS/GPS航向信息的非线性映射,所以多层前向神经网络就可以满足要求。多层前向神经网络由输入层、隐层到输出层前向连接而成,如图3所示。

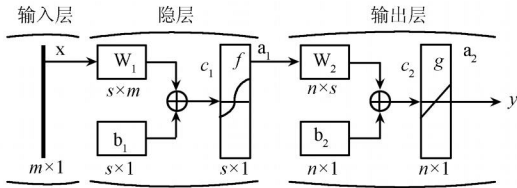


图3 神经网络模型

图中,输入向量 x 为MHS测量的航向角 m ; 输出向量 y 为神经网络补偿MHS的航向角 n ; w_1 、 w_2 为输入、输出权值向量; b_1 、 b_2 为输入、输出阈值; m 为输入向量维数, s 为隐层节点数, n 为输出层节点数。 f 和 g 分别为隐层和输出层神经元的作用函数, f 是S型(Sigmoid)非线性函数, g 是线性函数; f 的输入为 c_1 , 输出为 a_1 , g 的输入为 c_2 , 输出为 a_2 , 则网络输出为:

$$\begin{aligned} a_1 &= f(c_1) = f(w_1 x + b_1) \\ y &= a_2 = g(c_2) = g(w_2 a_1 + b_2) \end{aligned} \quad (3)$$

2.3 神经网络学习算法

神经网络学习算法通常选用BP算法或其改进形式,BP算法本身特点决定了其收敛速度慢,而其改进形式虽然在一定程度上提高了收敛速度,但却带来了算法稳定性的问题^[12]。为提高神经网络训练速度,同时保证算法的稳定性,本文采用扩展卡尔曼滤波算法(EKF)训练神经网络,原理如图2所示。

神经网络非线性模型为:

$$\begin{aligned} w_k &= w_{k-1} \\ d_k &= y_k + v_k = h(w_k, x_k) + v_k \end{aligned} \quad (4)$$

式中, w 为神经网络的连接权值向量, d 为神经网络期望输出,即 i ; x 为输入向量,即 m ; y 为输出向量,即 n ; v 为观测噪声向量, $h()$ 为神经网络非线性映射函数。其中, $x = [x_1, \dots, x_m]^T$, $y = [y_1, \dots, y_n]^T$, $w = [(w^1)^T, (w^2)^T]^T$, $w^1 = [(w_{1,1}^1)^T, \dots, (w_{1,L}^1)^T]^T$, $w^2 = [(w_{2,1}^2)^T, \dots, (w_{2,L}^2)^T]^T$, $w_l^1 = [w_{l,1}^1, \dots, w_{l,L}^1]^T$, $w_m^2 = [w_{m,1}^2, \dots, w_{m,L}^2]^T$, $1 \leq m \leq M$, $1 \leq l \leq L$, L 为神经网络层数, M 为输出节点个数。 v 为零均值白噪声, 方差为 R 。

基于EKF的神经网络学习算法^[13]:

$$\begin{aligned} \hat{w}_{k+1} &= \hat{w}_k + K_{k+1} [d_k - h(\hat{w}_k, x_k)] \\ K_{k+1} &= P_k H_{k+1}^T [H_{k+1} P_k H_{k+1}^T + R_{k+1}]^{-1} \\ P_{k+1} &= P_k - K_{k+1} H_{k+1} P_k \end{aligned}$$

式中, K_{k+1} 是卡尔曼滤波增益, P_k 是误差协方差矩阵, H_{k+1} 是函数 $h()$ 的Jacobian矩阵, R 是观测噪声方差阵。

3 实验结果分析

本文使用某次跑车实验的四组数据检验神经网络补偿MHS航向角的效果,使用其中一组数据训练神经网络,另外三组数据用于验证该神经网络的有效性。

3.1 实验条件

本文使用的SINS为低成本挠性捷联惯导系统,陀螺漂移为 10^9 h,加速度计偏值为 $10^{-4} g_n$; 另外使用一套高精度激光陀螺捷联惯导系统,将其导航结果作为参考标准。跑车实验轨迹如图4所示,跑一圈用时约120s。

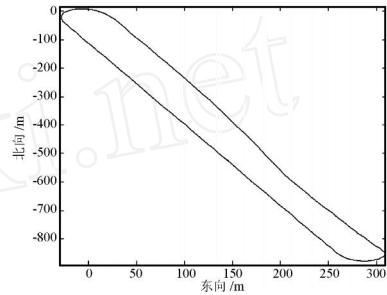


图4 跑车实验组合导航结果

3.2 磁航向系统的神经网络补偿

在跑车实验中,MHS采集的三个轴向的地磁信息使用式(1)旋转至水平面内,如图5所示。在图中,原始数据是指旋转至水平面内的地磁信息,可以看出图形的位置发生偏移,并且形状发生改变,说明MHS存在零位误差和灵敏度误差,并受到车体以及周围设备引起的干扰磁场的影响;同时可看出原始数据存在大量的噪声,直接使用原始数据确定航向信息将产生较大的偏差。

本文使用经典的Daubechies小波去噪,对原始数据进行三层分解,去噪结果如图5所示。可以看出,经小波去噪后的数据,噪声大大降低。

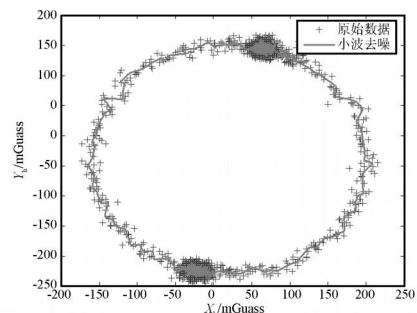


图5 MHS测量值旋转至水平面内

跑车实验中的一组航向数据如图 6(a) 所示,其中组合是指 SINS/ GPS 组合导航的航向角, MHS 是指由 MHS 计算的航向角。可以看出, MHS 的航向角与 SINS/ GPS 组合导航的航向角存在一定偏差。由激光陀螺捷联惯导系统提供参考标准,作为真实航向角。SINS/ GPS 组合导航的航向角偏差均值为 -0.34° , RMS 为 0.41° ; MHS 航向角的偏差曲线如图 6(b) 所示,可看出 MHS 航向角存在比较大的偏差,幅值达到 -15° ,均值为 -3.92° , RMS 为 8.32° 。

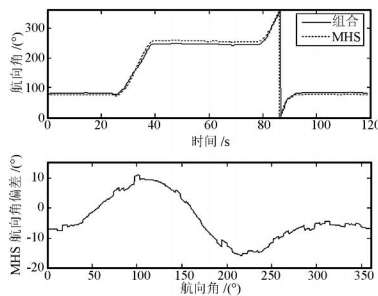


图 6 MHS 航向角及偏差

以 MHS 的航向角为输入量,以 SINS/ GPS 组合的航向角为期望输出量,使用卡尔曼滤波训练神经网络。训练好的神经网络补偿 MHS 航向角,并与真实航向角比较,结果如图 7 所示。图 7(a) 表示神经网络补偿 MHS 的航向角与真实航向角的对比关系,可以看出两者在整体上接近线性;图 7(b) 表示神经网络补偿 MHS 的航向角与真实航向角的偏差,可看出相对于原始 MHS 航向角,神经网络补偿 MHS 的航向角偏差显著减小,幅值约 $\pm 1^\circ$,均值为 -0.37° , RMS 为 0.52° 。

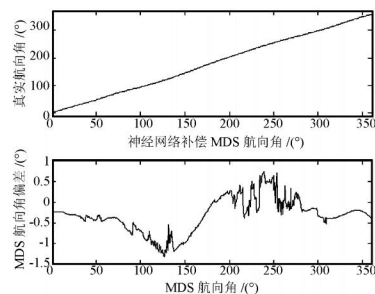


图 7 神经网络补偿 MHS 航向角

本文使用同次跑车实验的其他三组数据对训练好的神经网络进行验证,结果如表 1 所示。由表 1 可以看出,神经网络对这三组数据的补偿性能稍有下降,但是相对于原始 MHS 航向角偏差,神经网络补偿仍然取得了较好的效果,这三组补偿后的航向角偏差平均值为 0.57° ,平均的 RMS 为 0.83° ,该结果作为辅助低成本 SINS 导航,可以起到一定作用。

表 1 实验验证结果(单位:度)

实验次数	1	2	3
均值	-0.57	-0.51	-0.64
均方根	0.85	0.72	0.93

4 结论

本文结合组合导航系统的特点,以 GPS 信号良好的 SINS/ GPS 组合导航的航向信息为参考,使用卡尔曼滤波算法训练神经网络,补偿磁航向系统的误差。实质上,神经网络的补偿作用是实现磁航向系统跟踪 SINS/ GPS 组合导航的航向,实现两者之间的非线性映射。当 GPS 信号失效时,补偿后的磁航向系统可以提供具有一定精度的航向信息,辅助 SINS 导航计算。

另外注意到,低成本磁航向系统的原始数据包含大量噪声,去除噪声对于提高补偿效果起到了一定作用,在实际应用中还需要实现实时、在线的信号去噪技术。

参考文献:

- [1] Gai E. The Century of Inertial Navigation Technology[C]// Aerospace Conference Proceedings. 2000 IEEE: 59-60.
- [2] Wang Jaur Hsiung. Intelligent MEMS INS/ GPS Integration For Land Vehicle Navigation [D]. Calgary: Department of Geomatics Engineering, Univ. of Calgary, 2006.
- [3] 熊剑,刘建业,孙永荣等. 数字磁罗盘的研制. 传感器技术. 23(8), 2004:46-48.
- [4] Caruso J. Application of Magnetoresistive Sensors in Navigation Systems [J]. Sensors and Actuators, 1997, SAE SP-1220:15-21.
- [5] 袁智荣. 磁航向传感器使用中的误差补偿 [J]. 测控技术. 2001, 20(1):58-59.
- [6] Gebre-Egziabher, D, Elkaim G H, et. al. A Nonlinear, Two-Step Estimation Algorithm for Calibrating Solid-State Strap-down Magnetometers [C]// Proceedings of the International Conference on Integrated Navigation Systems, St. Petersburg, Russia, 2001: 290-297.
- [7] Jurman David, Jankovec Marko, Kamnik Roman, et. al. Calibration and Data Fusion Solution for the Miniature Attitude and Heading Reference System [J]. Sensors and Actuators. 2007, 138(2): 411-420.
- [8] 徐金华,许江宁,朱涛. GPS / 磁罗经导航系统应用研究 [J]. 海洋测绘 2006, 26(3):42-44.
- [9] Yun JaeMu, Ko Jae-Pyung, Lee JangMyung. An Inexpensive and Accurate Absolute Position Sensor for Driving Assistance [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement. 2008, 57(4): 864-873.
- [10] 王璐,赵忠,邵玉梅等. 磁罗盘误差分析及补偿 [J]. 传感技术学报. 2007, 20(2):439-441.

- [11] 杨新勇, 黄圣国. 智能磁航向传感器的研制及误差补偿算法分析[J]. 北京航空航天大学学报. 2004, 30 (3) :244-248.
- [12] Rughooputh H C S, Rughooputh S D D V. Extended Kalman Filter Learning Algorithm for Hyper-Complex Multilayer Neural Networks. Neural Networks, 1999, 3(1) : 1824-1828.
- [13] Iguni Y, Sakai H, Tokumaru H. A Real-Time Learning Algorithm for a Multilayered Neural Network Based on the Extended Kalman Filter [J]. IEEE Trans. On Signal Process (1053-587X), 1992, 40(4) : 959-966.



刘育浩(1978-),男,博士,研究方向为惯性导航技术,liuyuhao@nudt.edu.cn



黄新生(1955-),男,教授,博士生导师,主要从事导航、制导与控制研究,huangxinsheng@163.com

www.cnki.net