

微航姿仪的磁力计标定算法及误差补偿研究

刘宇,陈俊杰,吴林志,吴英,路永乐

(重庆邮电大学 光电信息感测与传输技术重庆市重点实验室,重庆 400065)

摘要:针对目前磁力计标定算法中存在磁干扰或噪声导致航向角测量误差等问题,提出了一种改进的磁力计标定算法。该算法考虑磁力计安装误差和外界磁干扰,提出改进的磁力计误差模型;同时运用BP神经网络训练软磁干扰下的磁航向与真实航向之间的非线性关系,降低了非线性误差。通过仿真和实验验证,算法有效地解决了磁力计误差补偿问题,降低了软硬磁干扰对航向角的影响,得到较精确的航向角,误差范围在 $\pm 1^\circ$ 内,证明了改进误差补偿算法的可行性和有效性。

关键词:BP神经网络;磁力计;磁航向角;真实航向;误差标定

中图分类号:TN384;TP212 **文献标识码:**A

Study on Calibration Algorithms and Error Compensation of the Magnetometer of the Micro-AHRS Instrument

LIU Yu, CHEN Junjie, WU Linzhi, WU Ying, LU Yongle

(Chongqing Municipal Level Key Lab. of Photoelectricity Information Sensing and Transmitting Technology, Chongqing University of Post and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: For the problems that the magnetic interference and noise in the magnetometer calibration method result in the heading angle measurement error at present, an improved magnetometer calibration algorithm is presented in this paper. Taking account of the magnetometer installation errors and external magnetic interference, an improved magnetometer error model is established. At the same time, the BP neural network is utilized to train the non-linear relationship between the magnetic heading and true heading in the soft magnetic interference, thus the non-linear errors can be reduced. The simulation and experimental verification show that the proposed algorithm can effectively solve the problem of the magnetometer error compensation, reduce the influence of the hard and soft magnetic interference on the heading angle, and more accurate heading angle is obtained. The error is less than $\pm 1^\circ$, which certifies the feasibility and effectiveness of the improved calibration algorithm.

Key words: BP neural network; magnetometer; magnetism heading; true heading; calibration error

0 引言

随着电子器件成本下降,航姿参考系统(AHRS)广泛应用于民用航空领域,其磁航向能提供精确的实时航向信息^[1]。AHRS能准确提供物体的姿态信息,三轴磁力计是微航姿仪的核心敏感器件,其精度直接影响AHRS的精度^[2]。磁航向精度易受自身硬件、周围磁环境及高斯白噪声的影响^[3]。而传统的校准法存在计算量大,操作复杂,不易实现等缺陷^[4]。

国内、外学者对以上问题提出了不同的解决方法。吴志添使用总体最小二乘法计算磁力计的刻度因子和零偏,补偿精度较高,但实验操作复杂,设备要求高^[5];Fang J基于约束最小二乘法的椭球拟合的磁罗盘校准,但只能在没有磁干扰下使用^[6];Bonnet S通过采集传感器数据进行标定,利用椭球拟合可实现磁力计粗略校准,但未考虑传感器自身噪声影响,精度较低^[7]。因此,本文提出一种考虑磁力计自身安装误差和外界磁干扰的磁力计误差模型,并采用BP神经网络训练软磁干扰影响下的磁

航向与真实航向间的非线性映射关系,以修正航向角,得到较精确的航向角。通过仿真和实验验证,该算法有效解决了磁力计误差补偿问题,降低了软硬磁干扰对航向角的影响,具有较强的鲁棒性。

1 磁力计误差模型

AHRS 三轴磁力计误差可分为:

1) 由传感器自身结构、材料和电路传输引起的误差,如非正交误差、刻度因子误差、零偏误差,统称为仪表误差。

2) 磁环境叠加影响,如载体干扰磁场误差、变化磁场误差、高斯白噪声误差,统称为载体干扰磁场。

实际制造工艺过程中,三轴磁传感器坐标系无法保证理想情况的两两正交^[8],其非正交模型如图1所示。

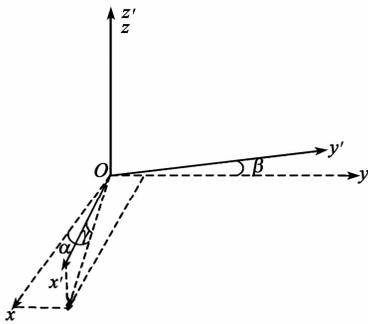


图1 非正交模型

设磁传感器坐标系理想正交轴为 Ox 、 Oy 、 Oz ,但实际磁传感器坐标轴为 Ox' 、 Oy' 、 Oz' ,它们是非正交。为了便于计算,文中假设磁传感器 z' 轴与理想正交模型中的 z 轴重合,且 yOz 面与 $y'Oz'$ 面重合,其中 α 为 Ox' 在 xOy 面投影与 Ox 所成夹角, β 为 Oy' 轴在 yOz 面与 Oy 轴的所成夹角, γ 为 Ox' 与 xOy 面所成夹角。由此可建立三轴传感器非正交的数学模型如下:

$$\begin{bmatrix} X_1 \\ Y_1 \\ Z_1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \alpha \cos \gamma & \sin \alpha \cos \beta & \sin \gamma \\ 0 & \cos \beta & \sin \beta \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_0 \\ Y_0 \\ Z_0 \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: X_0 、 Y_0 、 Z_0 为磁传感器理想正交坐标系下的输出; α 、 β 、 γ 为磁传感器非正交坐标系与理想坐标系之间误差角; X_1 、 Y_1 、 Z_1 为磁传感器在非正交情况下的输出。

由于制造材料和制造工艺水平的限制,三轴磁

力计的各个轴间存在细微差异。这种差异表现为各磁轴的刻度因子不同,测量信号的放大电路特征不完全相同而引起的测量误差,其数学模型为

$$\begin{bmatrix} X_2 \\ Y_2 \\ Z_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} k_x & 0 & 0 \\ 0 & k_y & 0 \\ 0 & 0 & k_z \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_1 \\ Y_1 \\ Z_1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中 k_x, k_y, k_z 分别为磁传感器各轴对应的刻度因子。磁传感器在刻度因子误差和非正交误差情况的影响下,磁传感器的输出为 X_2, Y_2, Z_2 。

磁力计在使用过程中,由于磁力计硬件本身会存在零位漂移,其零点误差模型为

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_2 \\ Y_2 \\ Z_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中: x, y, z 为三轴磁力计的零偏, X, Y, Z 为在非正交误差、刻度因子误差及零点偏移误差情况下的三维磁场强度。

综上所述,可以建立三轴磁力计误差模型:

$$\mathbf{G} = \mathbf{K}\mathbf{G}_0 + \mathbf{O} \quad (4)$$

式中: $\mathbf{G} = [X \ Y \ Z]^T$ 为在误差情况下的实际测量磁场强度;

$$\mathbf{K} = \begin{bmatrix} k_x \cos \alpha \cos \gamma & k_x \sin \alpha \cos \beta & k_x \sin \gamma \\ 0 & k_y \cos \beta & k_y \sin \beta \\ 0 & 0 & k_z \end{bmatrix}$$

为误差系数矩阵; $\mathbf{G}_0 = [X_0 \ Y_0 \ Z_0]^T$ 为理想磁场强度; $\mathbf{O} = [x \ y \ z]^T$ 为三轴磁力计的零偏。

传统的磁力计误差模型只考虑磁力计的仪表误差,而未考虑载体干扰磁场的影响。因此,上述模型中依然存在局限性。

2 改进的磁力计误差补偿标定算法

2.1 改进的三轴磁力计误差模型

针对传统磁力计误差模型的不足,提出一种新颖的磁力计误差模型:

$$\mathbf{G}' = \mathbf{C}'\mathbf{G}_0 + \mathbf{O}' + \mathbf{n} \quad (5)$$

其中

$$\mathbf{C}' = \mathbf{C}_\alpha \mathbf{C}_\beta \mathbf{C}_\gamma = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -\alpha_z & 1 & 0 \\ \alpha_y & -\alpha_x & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \cos \alpha \cos \gamma & \sin \alpha \cos \beta & \sin \gamma \\ 0 & \cos \beta & \sin \beta \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot$$

$$\begin{bmatrix} k_x & 0 & 0 \\ 0 & k_y & 0 \\ 0 & 0 & k_z \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \beta_{xx} & \beta_{xy} & \beta_{xz} \\ \beta_{yx} & \beta_{yy} & \beta_{yz} \\ \beta_{zx} & \beta_{zy} & \beta_{zz} \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$\mathbf{O}' = \mathbf{O} + \mathbf{B}_H \quad (7)$$

式中： \mathbf{B}_H 为硬磁误差，其磁场影响对磁传感器可设为常值； \mathbf{C}_a 为磁力计坐标轴与载体坐标轴的安装误差矩阵，其中设误差角为 $[\alpha_x \ \alpha_y \ \alpha_z]^T$ ； \mathbf{C}_δ 为磁传感器非正交误差模型； \mathbf{C}_k 为磁力计各轴刻度因子误差模型； \mathbf{C}_β 为磁干扰误差模型； β_j 为磁干扰系数； i 和 j 可为 x 、 y 或 z ，表示磁传感器在 i 方向的磁干扰作用在磁力计 j 方向；矩阵 \mathbf{n} 为采样噪声误差，在高精度 AD 采样器下可忽略。

根据式(5)可得

$$\mathbf{G}_0 = (\mathbf{K}')^{-1} (\mathbf{O}' - \mathbf{G}') \quad (8)$$

式中 \mathbf{G}' 为磁干扰的影响下的非线性磁干扰矩阵。

由于硬磁干扰和磁力计自身安装误差对磁力计的影响是趋于稳定不变的， \mathbf{O}' 可视为常数，因此重点考虑软磁干扰的影响。利用 BP 神经网络来训练 \mathbf{G}' 对应的磁航向和真实航向间的关系，最终通过式(8)可求出真正的磁场强度 \mathbf{G}_0 对应的磁航向。

2.2 BP 神经网络误差补偿

BP 神经网络通过神经元的数学模型描述，是一种按误差逆向传播算法训练的多层前馈网络。通过学习，BP 神经网络能建立存储未知变量之间的输入输出的数学关系，通过反方向传播不断调整网络的权值和阈值，使 BP 神经网络预测输出不断逼近期望输出^[9-10]。BP 神经网络模型结构如图 2 所示。

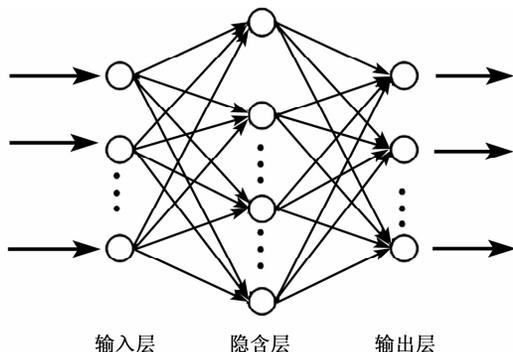


图 2 神经网络结构模型

由图 2 可看出，神经网络具有多层向前反馈结构，主要对应的映射关系为磁航向和真航向间的关系。首先把磁力计采样数据作为输入信号，然后在隐含层进行学习调整，最后由输出层输出结果。文中隐含层的学习结构如图 3 所示。

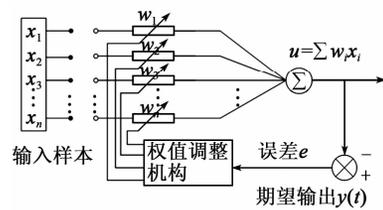


图 3 神经网络学习结构

图 3 中， x_1, x_2, \dots, x_n 为干扰下磁力计输入信号， w_1, w_2, \dots, w_n 为神经网络权系数。输入样本信号通过权系数作用，产生输出结果，即

$$u = \sum w_i x_i = w_1 x_1 + w_2 x_2 + \dots + w_n x_n \quad (9)$$

在期望输出 $y(t)$ 和 u 间产生误差 e 。通过不断调整网络的权值和阈值，使误差信号 e 减小，当输出结果与期望目标相近似，学习停止。

图 4 为基于 BP 神经网络误差补偿磁力计的算法流程。首先通过分析磁力计误差模型，其次进行数据采集及数据解算，然后输入软磁干扰下的磁航向，根据实际训练强度设定隐含层的神经元数量，再通过设定 BP 神经网络模型，进行大量训练以提高磁航向的精度，输出校正后的磁航向，最后进行数据仿真测试。

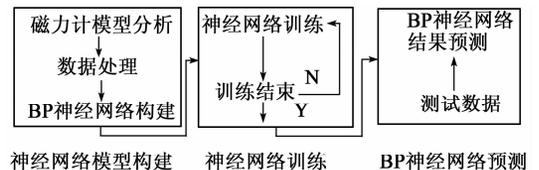


图 4 BP 神经网络算法流程

3 实验结果及分析

3.1 实验平台

本实验选用自制航姿参考系统，它由磁力计 (SMAG3 三轴磁传感器)、加速度计、陀螺仪及气压计组成。此外，利用荷兰 Xsens 公司的 MTI-G-700 高精度航向角作为外部参考航向，如图 5 所示。

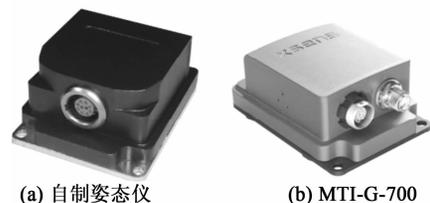


图 5 自制姿态仪与 MTI-G-700

3.2 实验流程

在空间中以任意状态旋转 AHRS，得到未校正的磁力计数据。理想状态下，在空间应表现为 1 个

圆球体,但磁力计测得的数据在空间对应为椭球体,如图 6 所示,其中 x 、 y 、 z 轴分别表示磁力计在各轴的模值。这主要是由于磁力计的零偏、刻度因子、软硬磁误差干扰和各种未知的干扰影响,使磁力计测量值约束在一个椭球表面。

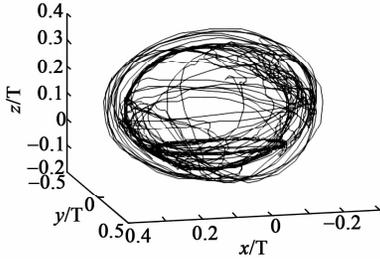


图 6 椭球约束

为补偿磁力计误差进行相关实验,实验流程如下:

- 1) 采集磁力计数据,解算得到磁航向。
- 2) 采用外部参考航向作为目标样本,利用 BP 神经网络训练软磁干扰下的磁航向与真实航向间的非线性映射关系,得到 BP 神经网络训练后的磁航向,利用扩展卡尔曼滤波解算得到校正后的 AHRS 航向角。
- 3) 实验结果分析。对比分析 MTI-G-700 数据解算出高精度参考航向角、BP 神经网络补偿后的 AHRS 航向角及未作误差补偿的 AHRS 航向角。

3.3 实验结果

3.3.1 实验 1

为了验证改进磁力计误差模型,首先选择磁环境较洁净的地方,把未进行误差补偿的 AHRS 静止放在桌面上,铁硅合金作为单一软磁干扰源,采集软磁干扰源下未进行补偿的 AHRS 磁力计数据,然后对 AHRS 进行误差补偿后静止放在桌面上,铁硅合金作为单一软磁干扰源,采集软磁干扰源下补偿后的 AHRS 磁力计数据,最后进行磁力计数据对比,如图 7 所示。由图可知,传统磁力计误差补偿模型 x 轴测试数据模值波动高达 0.070 T,改进的磁力

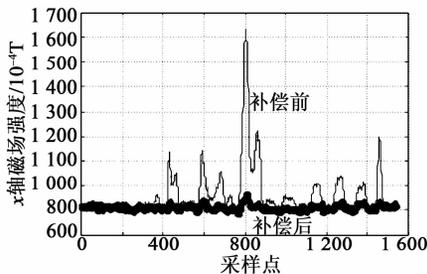


图 7 磁力计误差补偿对比

计误差模型 x 轴磁场模值的波动为 0.004 T。结果表明,利用 BP 神经网络有效的补偿磁力计在软磁环境下出现的误差,实现磁力计在软磁干扰下的稳定高精度补偿。

3.3.2 实验 2

选取重庆邮电大学足球场为实验环境,手持 AHRS 与 MTI-G-700,采样频率都为 50 Hz,以速度 5 km/h,同时隔一段时间转 90°的方式行走,且同时采集 AHRS 与 MTI-G-700 磁力计数据,然后解算得到磁航向。将 MTI-G-700 数据解算得到的航向角作为目标航向样本,利用神经网络训练干扰下的磁航向和目标航向间的非线性关系,得到校正后的磁航向。表 1 为校正后的磁航向与真实航向对比。

表 1 神经网络训练后磁航向和参考航向间的对比

参考航向/(°)	训练后磁航向/(°)	参考航向/(°)	训练后磁航向/(°)
0	0.8	210	210.3
30	29.3	240	240.1
60	60.3	270	269.5
90	89.7	300	300.2
120	120.4	330	330.7
150	149.1	360	359.8
180	180.2		

由表 1 可知,BP 神经网络补偿后,航向角的误差范围在 $\pm 1^\circ$ 内,这表明通过训练磁航向和真航向的非线性映射模型,能精确输出磁航向角。

将未经处理的 AHRS 磁航向及神经网络训练后的磁航向与目标航向进行比较,如图 8 所示。由图可看出,在未经校准的情况下,磁干扰导致磁航向误差较大;而采用改进的误差模型,利用 BP 神经网络误差补偿后,得到航向基本与参考航向一致,表明改进算法的有效性。

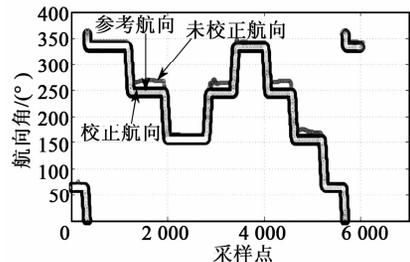


图 8 航向误差处理对比

综上所述,实验验证了提出的标定算法采用改进后的磁力计标定模型,利用 BP 神经网络对磁干扰进行训练,进行标定补偿,能有效提高磁航向的准

确性和稳定性。

4 结束语

本文在磁力计传统误差标定方法的基础上考虑了磁力计自身安装误差、软磁和硬磁干扰,提出改进的磁力计误差模型,同时利用BP神经网络方法对软磁干扰下的磁航向进行补偿,训练干扰航向和真实航向之间的非线性关系。实验结果表明改进的磁力计误差补偿模型能够有效提高磁力计抗软磁干扰能力,减小了测量误差,使磁航向更接近真实值,航向角的误差范围在 $\pm 1^\circ$ 内,得到较精确的航向角,证明了改进的误差补偿算法的可行性和有效性。

参考文献:

- [1] 邹波, 张华, 姜军. 多传感信息融合的改进扩展卡尔曼滤波定姿[J]. 计算机应用研究, 2013, 31(2): 89-93.
ZOU Bo, ZHANG Hua, JIANG Jun. Multi-sensor information fusion's improved extended Kalman filter attitude determination[J]. Application Research of Computers, 2014, 31(2):89-93.
- [2] AMIN M S, REAZ M B I, NASIR S S. Integrated vehicle accident detection and location system [J]. Telkomnika, 2014, 12(1): 73-78.
- [3] PLOTNIKOV P K. An approach to designing algorithms for determining vehicle heading using onboard multipoint magnetic measurements[J]. Gyroscopy and Navigation, 2014, 5(2): 113-120.
- [4] 李勇, 刘文怡, 李杰, 等. 基于椭球拟合的三轴磁传感器误差补偿方法[J]. 传感技术学报, 2012, 25(7): 917-920.
LI Yong, LIU Wenyi, LI Jie, et al. Error compensation method for three-axis magnetic sensor based on ellipsoid fitting[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2012, 25(7): 917-920.
- [5] 吴志添, 武元新, 胡小平, 等. 基于总体最小二乘的捷联三轴磁力仪标定与地磁场测量误差补偿[J]. 兵工学报, 2012, 33(10): 1202-1209.
WU Zhitian, WU Yuanxin, HU Xiaoping, et al. Calibration of strapdown three-axis magnetometer and measurement error compensation of geomagnetic field based on total least squares [J]. Acta Armamentarii, 2012, 33(10): 1202-1209.
- [6] FANG J, SUN H, CAN J, et al. A novel calibration method of magnetic compass based on ellipsoid fitting [J]. Instrumentation and Measurement, IEEE Transactions on, 2011, 60(6): 2053-2061.
- [7] BONNET S, BASSOMPIERRE C, GODIN C, et al. Calibration methods for inertial and magnetic sensors [J]. Sensors & Actuators A Physical, 2009, 156(2): 302-311.
- [8] 冯文光, 刘诗斌, 李菊萍, 等. 三轴磁航向传感器误差补偿[J]. 应用科学学报, 2013, 31(2): 154-158.
FENG Wenguang, LIU Shibin, LI Juping, et al. Error calibration of three-axis magnetic heading sensor [J]. Journal of Applied Sciences, 2013, 31(2): 154-158.
- [9] 高为广, 陈谷仓. 结合自适应滤波和神经网络的GNSS/INS抗差组合导航算法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2014, 39(11):1323-1328.
GAO Weiguang, CHEN Gucang. Integrated GNSS/INS navigation algorithms combining adaptive filter with neural network [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2014, 39(11): 1323-1328.
- [10] 李文博, 曹兵, 张云波. 基于BP神经网络的排爆机械臂逆运动学分析[J]. 计算机测量与控制, 2016(1): 207-211.
LI Wenbo, CAO Bing, ZHANG Yunbo. Inverse kinematics analysis of anti-bomb robot based on BP neural network [J]. Computer Measurement & Control, 2016(1): 207-211.