Study on Calibration Method of Three-Axis Magnetic Sensor Based on Gaussian Process Regression

TANG Xiaoyu[1], *YANG Li*[1*], *XU Chaoqun*[2], *XIAO Shuting*[1], *WANG Bing*[2]

(1. *College of Electrical Information, Southwest Minzu University, Chengdu Sichuan* 610093, *China*;
2. *Beijing Institute of Spacecraft Environment Engineering, Beijing* 100094, *China*)

Abstract: Aiming at the measurement error calibration of the three-axis magnetometer, this paper proposes an error compensation method based on Gaussian process regression. The magnetic measurement data are obtained through multiple rotations in a uniform magnetic field. Gaussian process regression is used to fit the mapping relationship of the sensor's magnetic measurement data and the real magnetic field, which can complete the calibration of the three-axis magnetic sensor. Simulation and experimental results both prove that the algorithm has a good correction impact on small sample data. At the same time, the influence of several common kernel functions on the correction performance is analyzed and compared, and the effectiveness of the Gaussian process regression method in the correction of magnetic sensors is further verified. The maximum peak-to-peak error of the data is reduced from 1168.44 nT to 2.75 nT, which significantly reduces the measurement error of the three-axis magnetometer.

Key words: three-axis magnetometer; error correction; gaussian process regression; kernel function
EEACC: 7310L **doi**: 10.3969/j.issn.1004-1699.2021.10.010

基于高斯过程回归的三轴磁传感器校正方法研究

唐小瑜[1], 杨 丽[1*], 徐超群[2], 肖书婷[1], 王 斌[2]

(1.西南民族大学电子信息学院, 四川 成都 610093; 2.北京卫星环境工程研究所, 北京 100094)

摘 要: 针对三轴磁传感器的转向差校准, 本文提出基于高斯过程回归的误差补偿方法, 在均匀磁场环境下多次旋转得到磁测数据, 通过高斯过程回归拟合传感器磁测数据与真实磁场之间的映射关系, 完成三轴磁传感器的校正。仿真和实验结果均证明该算法对小样本数据具有良好的校正效果, 同时分析对比了几种常见核函数对校正性能的影响, 进一步验证高斯过程回归法对磁传感器校正的有效性, 将磁测数据的最大峰峰值误差从 1168.44 nT 降低到 2.75 nT, 显著降低了三轴磁传感器的测量误差。

关键词: 三轴磁传感器; 误差校正; 高斯过程回归; 核函数
中图分类号: TM936.1; TP181 **文献标识码**: A **文章编号**: 1004-1699(2021)10-1340-06

三轴磁强计在磁目标测量和定位领域应用广泛, 如医学上用于定位内窥镜胶囊[1]、军事上用于探测未爆弹[2-4]、地质上用于矿产资源的勘探[5]。然而其测量精度受到两方面的影响, 一方面是除目标物体之外其他铁磁性物体的磁干扰, 另一方面是磁传感器自身由于制作工艺水平的限制, 不可避免的受到各种误差源的干扰; 如非正交误差、零漂误差和刻度因子误差等[6-9], 这些误差被称为转向差[10], 转向差使得磁传感器测量值和实际磁场值之间存在一定的偏差, 导致探测精度降低, 定位达不到工程要求, 因此使用前需要进行校正。

校准技术早期是利用罗盘摆动原理进行标定, 使用线性最小二乘法计算误差参数, 但是需要额外的外部航向信息[11]。随后 Foster 和 Elkaim 提出非线性两步估计校正算法的扩展用于磁力计的校正, 第一步将软磁硬磁误差源与其他误差源一体化, 第二步解决运算过程中的中间变量与误差源之间的代数关系, 其算法适用于任何两轴或三轴传感器且不需要姿态角度信息[12]。J M G Merayo 等人[13]在传感器内部建立正交坐标系, 使用线性最小二乘估计,

收稿日期: 2021-04-26 **修改日期**: 2021-07-08

独立又唯一地找到非正交角度、刻度因子和零偏在内的 9 个误差参数,这种方法已成功用于磁测绘卫星上磁力计飞行前的校准。Yu Huang 等人[14]提出新的“两步”估计算法用于校正磁梯度仪,第一步基于功能链接人工神经网络(FLANN),分别校正磁梯度计中的单个磁传感器误差,第二步对于磁传感器之间的非对准误差使用最小二乘法解决。他们还将单个三轴磁力计(TAM)误差和 TAM 之间的误差进行一体化建模,使用功能链接人工神经网络(FLANN)实时校正磁梯度计[15]。除此之外一些算法如 LM 算法[16]、椭球拟合法[17]、支持向量回归[18]包括人工神经网络[19]已经被引入三轴磁通门传感器自适应标定。以上方法要求在采集实验数据时地磁场保持相对稳定,然而在现场探测时(非实验室测试环境),背景场为地磁场和未知磁体产生的磁异常场的叠加,它是空间不均匀的磁场,针对此种情况,Yaxin Mu 等人[20]提出一种新的基于旋转张量不变量的磁强计现场校正方法。

上述校正方法在进行数学建模时没有考虑到影响磁传感器测量精度的非线性误差,并且在线性运算过程中忽略高阶小量导致参数估算不准确等问题,本文提出基于高斯过程回归(GPR)的三轴磁通门传感器校正方法,利用贝叶斯非参数原理,在文中拟合传感器磁测数据与真实地磁场数据之间的非线性关系,根据数据建立了三轴磁通门传感器校准模型,对三轴磁传感器在误差源干扰下总场测量值输出不同的情况进行校准,随后利用仿真计算和实验,验证了本文方法的可行性和有效性,最后研究了四种常见核函数对本文所提方法性能的影响,验证了算法的可靠性。

1　高斯过程回归模型

在观测数据样本中,$\{(x_1,y_1),(x_2,y_2),\cdots,(x_n,y_n)\}$,$x_i\in\boldsymbol{R}^q$,$y_i\in\boldsymbol{R}$,$n$ 表示样本数目,y_i 是输入变量 x_i 经过函数映射得到的目标输出值,有无数函数可拟合该样本数据,同时这些函数都独立存在,服从高斯分布,函数的确定过程就是一个高斯过程。高斯过程 GP 可表示为 $f(x)\sim \mathrm{GP}(m(x),k(x,x'))$,将观测数据样本分为训练集 $\boldsymbol{R}=\{x_{r,i},y_{r,i}\}_{i=1}^{m}$,训练高斯过程回归模型,测试集 $\boldsymbol{T}=\{x_{t,i},y_{t,i}\}_{i=1}^{b}$,$m+b=n$,预测测试集样本点的目标输出。

对于本文要解决的问题,可看做回归问题,将误差源参数问题转化为内核函数求解问题,回归问题有如下模型:

$$y=f(x)+\varepsilon \tag{1}$$

式中:ε 是高斯白噪声,服从高斯分布,假设其概率密度为 $\varepsilon\sim N(0,\sigma_n^2)$。训练集的先验概率分布为

$$\boldsymbol{y}_R\sim N(\boldsymbol{m}(X_R),\boldsymbol{K}(X_R,X_R)+\sigma_n^2\boldsymbol{I}_n) \tag{2}$$

测试集也同样服从高斯分布,这时训练集的输出 $\boldsymbol{y}_R$ 和测试集的预测值 $\boldsymbol{y}_T$ 构成联合概率分布的先验:

$$\begin{bmatrix}\boldsymbol{y}_R\\ \boldsymbol{y}_T\end{bmatrix}\sim N\left(\begin{bmatrix}\boldsymbol{m}(X_R)\\ \boldsymbol{m}(X_T)\end{bmatrix},\begin{bmatrix}\boldsymbol{K}(X_R,X_R)+\sigma_{R,n}^2\boldsymbol{I}_n & \boldsymbol{K}(X_R,X_T)\\ \boldsymbol{K}(X_T,X_R) & \boldsymbol{K}(X_T,X_T)\end{bmatrix}\right) \tag{3}$$

式中:$\boldsymbol{K}(X_R,X_R)$,$\boldsymbol{K}(X_T,X_T)$ 为训练集和测试集的对称正定的协方差矩阵,矩阵元素 $k_{ij}=k(x_i,x_j)$ 度量输入 x_i 和 x_j 的相关性,$\boldsymbol{K}(X_T,X_R)=\boldsymbol{K}(X_R,X_T)^{\mathrm{T}}$ 为训练集 R 和测试集 T 的协方差矩阵,$\boldsymbol{I}_n$ 为单位矩阵。根据贝叶斯原理,在已知训练样本和测试输入的情况下可推断出测试集的后验分布为

$$\boldsymbol{y}_T\mid X_R,\boldsymbol{y}_R,X_T\sim N(\bar{\boldsymbol{y}}_T,\mathrm{cov}(\boldsymbol{y}_T)) \tag{4}$$

式中:$\bar{\boldsymbol{y}}_T$ 为测试集预测的均值,$\mathrm{cov}(\boldsymbol{y}_T)$ 为测试集的方差:

$$\bar{\boldsymbol{y}}_T=\boldsymbol{K}(X_T,X_R)[\boldsymbol{K}(X_R,X_R)+\sigma_n^2\boldsymbol{I}_n]^{-1}\boldsymbol{y}_R \tag{5}$$

$$\mathrm{cov}(\boldsymbol{y}_T)=\boldsymbol{K}(X_T,X_T)-\boldsymbol{K}(X_T,X_R)\times[\boldsymbol{K}(X_R,X_R)+\sigma_n^2\boldsymbol{I}_n]^{-1}\boldsymbol{K}(X_R,X_T) \tag{6}$$

1.1　超参数求解

在 GPR 模型的预测过程中,根据样本属性选择合适的核函数,可以将数据之间的非线性关系转化为线性关系,使得非线性问题求解转变为线性问题求解[21]。本文使用高斯核函数进行研究:

$$k(\boldsymbol{x},\boldsymbol{x}')=\exp\left(\frac{-\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{x}'\|_2^2}{2\boldsymbol{\theta}^2}\right) \tag{7}$$

式中:$\boldsymbol{\theta}$ 为超参数,$\boldsymbol{x}$ 和 $\boldsymbol{x}'$ 为训练集或测试集的输入,核函数确定后,超参数的求解是 *GPR* 模型的关键。参数求解最常用的方法是通过构造训练集的条件概率负对数 $L(\boldsymbol{\theta})=-\log p(\boldsymbol{y}_R\mid\boldsymbol{X},\boldsymbol{\theta})$ 为目标函数,对其求偏导极大化该函数,不断更新超参数,直至满足条件。

对数似然函数的表达式如下:

$$L(\boldsymbol{\theta})=\frac{1}{2}(n\log(2\pi)+\log|\boldsymbol{K}(X_R,X_R)|+\boldsymbol{y}_R^{\mathrm{T}}\boldsymbol{K}(X_R,X_R)^{-1}\boldsymbol{y}_R) \tag{8}$$

对数似然函数里面的超参数求偏导:

$$\frac{\partial L(\boldsymbol{\theta})}{\partial\boldsymbol{\theta}_i}=\frac{1}{2}\left(\mathrm{tr}(|\boldsymbol{K}(X_R,X_R)|^{-1}\frac{\partial\boldsymbol{K}(X_R,X_R)}{\partial\theta_i}\right)-\boldsymbol{y}_R^{\mathrm{T}}\boldsymbol{K}(X_R,X_R)^{-1}\frac{\partial\boldsymbol{K}(X_R,X_R)}{\partial\theta_i}\boldsymbol{K}(X_R,X_R)^{-1}\boldsymbol{y}_R) \tag{9}$$

采用共轭梯度法等优化算法求出超参数的最优解,通过训练集和核函数即可预测测试集的输出。

1.2 算法基本步骤

①筛选数据,确定样本量及模型输入和输出,建立磁传感器校正模型样本。

②数据标准化处理,由于测量数据的磁场三分量数量级相差较大,为消除量纲影响,需对样本进行标准化处理。

③选择协方差函数,根据核函数设置初始超参数,通过训练样本确定 GPR 先验模型。

④根据式(8)、式(9),采用优化算法得到最优超参数,确定后验模型

⑤使用训练先验模型过程中获得的最优超参数以及测试集数据训练 GPR 后验模型,通过式(5)、式(6)获取待测样本的均值,得到校正后的预测值。

1.3 算法评估指标

本文采用平均绝对误差(MAE)、均方根误差(RMSE)和平均绝对百分比误差(MAPE)多方面描述应用于传感器校正的 GPR 模型精度。

$$\mathrm{MAE}=\frac{1}{b}\sum_{i=1}^{b}|B_i-B_i'| \tag{10}$$

$$\mathrm{RMSE}=\sqrt{\frac{1}{b}\sum_{i=1}^{b}(B_i-B'_i)^2} \tag{11}$$

$$\mathrm{MAPE}=\frac{1}{b}\sum_{i=1}^{b}\left|\frac{B_i-B'_i}{B_i}\right| \tag{12}$$

式中:B_i 和 B_i'分别是第 i 个样本的地磁场真实值和磁场预测值,b 为样本数,以上三个评估指标的值越小,模型推断出的样本数据就越精确。

2 仿真实验

2.1 仿真分析

仿真过程中,仿真磁场磁测数据可由数学误差模型得到

$$\boldsymbol{B}_s=\boldsymbol{NS}(\boldsymbol{B}_g+\boldsymbol{z})+\boldsymbol{\eta} \tag{13}$$

式中:$\boldsymbol{B}_g$ 和 $\boldsymbol{B}_s$ 分别为真实和观测到的地磁场矢量,仿真实验中将真实地磁场模值设定为恒定值 5×10^4 nT,$\boldsymbol{N}$ 为非正交矩阵,$\boldsymbol{S}$ 为刻度因子矩阵,$\boldsymbol{z}$ 为零偏矩阵,$\boldsymbol{\eta}\in\boldsymbol{R}^3$ 为高斯噪声,其误差矩阵参数如表一所示,模拟三轴磁传感器在空间中某一点旋转,在不同姿态下生成 96 组真实地磁三分量数据,加入式(13)中的转向差得到磁场三分量误差数据,为尽可能模拟现场实验,在磁场三分量误差数据中分别引入均值为 0,方差为 1 的高斯噪声,得到有噪声干扰的磁场三分量误差数据,将其作为高斯过程回归算法的输入,真实地磁场模值与测量地磁场模值之间的误差作为输出,其表达式为:

$$e(i)=|B_s(i)|-|B_g(i)| \tag{14}$$

此外,由于输入特征的离散化,使样本标准化,将输入样本缩放在[0,1]范围内:

$$x'=\frac{x-\min}{\max-\min} \tag{15}$$

式中:x 表示输入特征值,min 表示输入特征中的最小值,max 表示输入集合中的最大值,x'为标准化后的输入特征值,仿真校正结果如图 1 所示。

图 1(a)为地磁场校正前后对比图,校正前的地磁模值峰峰值从 1025.1 nT 降低到校正后的 3.45 nT,图 1(b)为校正后的地磁模值误差,其误差在 4nT 范围内浮动,从数值模拟可以看出,使用本文算法之后,总场测量偏差降低了三个数量级,其仿真结果证明了 GPR 方法的有效性。

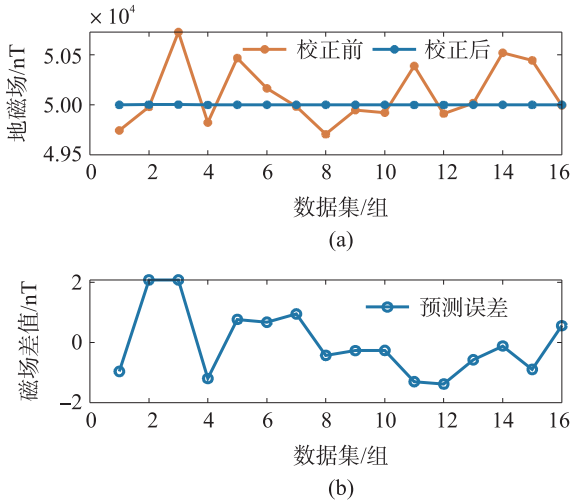


图 1 仿真校正结果图

2.2 训练集数量对模型性能的影响

在随机生成各姿态下的模拟地磁场数据时,加入表 1 中的转向差生成 600 组磁场三分量误差数据,从样本中分别选取 20、60、100、140、180、220、260、300 组作为训练集进行训练,为了研究训练集数据量对 GPR 模型精度的影响,使用不参与训练的同样 60 组数据作为测试集。

表 1 误差参数

	零偏	刻度因子	非正交角
预设参数	$\begin{bmatrix}40\\-9\\194\end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix}1.005&0&0\\0&1.005&0\\0&0&0.999\end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix}1&-0.008\,8&-0.003\,1\\0&1&0.017\,1\\0&0&1\end{bmatrix}$

图 2 为模型预测精度随训练集不同数据量而变化的情况。

从图 2 中可以看出,测试集的 MAE、MAPE、RMSE 分别随着训练集数据量的增加而降低,训练

集数据量达到 60 组时,各项评估指标低于 1,当训练集数据量在 100 组左右时,各个度量标准趋于稳定,表示训练集涵盖了整个样本的数据特征,GPR 模型的泛化能力趋于稳定。通过仿真实验,可依据训练集数据量对算法精度的影响、校正数据精度要求以及实验数据采集时间,综合考虑,设计试验。

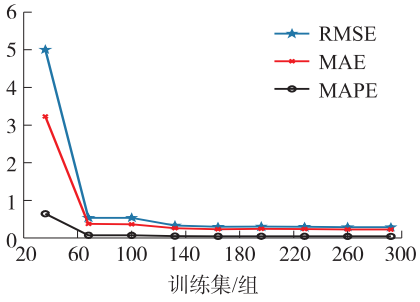


图 2　训练集数据量对模型精度的影响

3　实验验证

3.1　GPR 实验及结果分析

实验地点位于北京某实验室,在开始校准实验前,先使用图 3 中的钾光泵磁强计观测背景场,选择地磁场相对稳定的区域,测得该实验室某区域的环境磁场在 50 004 nT~50 008 nT 内波动,其波动范围在 4 nT 以内,满足校正实验要求。随后将带宽为 30 Hz(Mag648)的 TAM 装配在高精度无磁转台上,整个实验校正装置如图 3 所示。

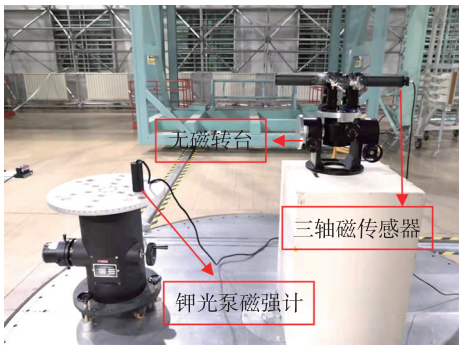


图 3　校正实验测试图

旋转无磁转台,改变姿态,得到磁传感器的测量输出,在同一姿态中,会多次采样,输出多组测量数据,造成数据大量冗余,为获得高质量数据样本以提高校正的准确性以及减少计算复杂度从而提高计算速度,筛选得到 96 组各个姿态下的三轴磁传感器三分量信息。同时钾光泵磁强计记录背景场模值,获得的磁场作为真实地磁场的参考,通过 TAM 测量地磁场的实验,进一步检验基于高斯过程回归的矢量传感器校准有效性。本文将样本数据的前 80 组作为训练集;用于训练 GPR 模型,后 16 组为测试集进行预测,其输入特征为传感器测量三分量磁场信息。校正前后地磁幅度误差比较曲线如图 4 所示。图 4(a)是校正前后地磁场的模值比较,图 4(b)为校准后的地磁场模值误差。

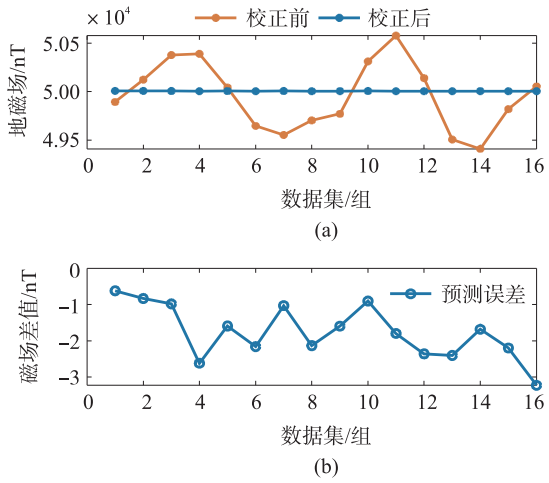


图 4　实验数据磁场校正前后对比图

从图 4(a)中可以看出校正前,地磁场随姿态变化波动剧烈,校正后总场模值得到改善,数据趋于平稳,波动小。地磁场的最大磁场强度与最小磁强度之间的差异即最大峰峰值误差从校准前的 1168.44 nT 降低到校准后的 2.75 nT。图 4(b)为地球磁场校正后幅值差对比,可以看出校正后曲线在真实地磁场周围上下波动。同时,从表 2 可以看出基于实验数据的 RMSE 和 MAE 分别从校正前的 342.642、294.683 降低到校正后的 1.310 6、1.139 5。上述实验结果证实利用高斯过程回归法可以明显的将磁矢量传感器的精度提高两个数量级以上,有效补偿磁传感器的误差。

表 2　校正前后性能评估表

	RMSE	MAE	MAPE
校正前	342.642 1	294.683	0.589
校正后	1.310 6	1.1395	0.002

3.2　核函数对模型性能的影响

核函数对 GPR 模型预测性能起着至关重要的作用。本文将基于线性内核,幂指数核函数、Matern32 核函数与高斯核函数研究对 GPR 模型性能的影响,验证本文提出的基于高斯核的 GPR 校正模型的准确性、有效性以及可靠性。

本研究使用四种不同的核函数对磁传感器的同一样本进行预测,4 种核函数性能评价结果如表 3 所示,在与其他几种核函数方法的 RMSE、MAE 值对比中,高斯核的预测性能优于其他三种核函数,高斯核在测试样本的校正中表现出足够的准确性,其 RMSE、MAE 分别为 1.315、1.145。

表 3 四种核函数性能对比表

Model	RMSE	MAE	MAPE
高斯核	1.315	1.145	0.002
幂指数核	41.694	33.412	0.067
线性核	132.310	113.221	0.226
Matern32 核	2.871	2.268	0.005

图 5 为四种核函数下的真实地磁场与校正后磁场的误差曲线,从四种模型的磁场校正对比图中可以看出基于高斯核函数、Matern32 核函数的校正曲线随姿态变化波动小,但相对来说,基于高斯核函数的校正曲线更接近真实地磁场曲线,校正效果更好,进一步验证了高斯核方法的优越性。

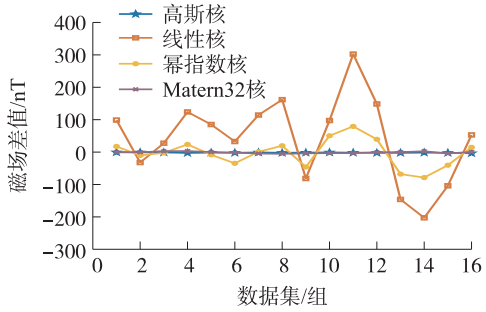


图 5 四种核函数校正后磁场误差对比图

4 总结

①本文所用方法是一种非参数模型,具有参数自适应获得,泛化能力强等优点,但是目前仍然存在一部分问题待解决,其中首要问题是在模型训练和预测过程中计算量大,需要对所有数据点进行矩阵逆计算,这无疑增加了计算样本点的时间和空间复杂度,因此该方法更适用于处理小样本数据。

②本研究中现场实验结果效果较好,除了所选算法的作用之外,还有部分原因是因为选择的实验区域磁干扰较小,监测到的背景场均匀分布且稳定,实验校正后 RMSE、MAE 和 MAPE 误差大大降低,但仍存有残留误差,主要在于波动的背景场会影响校准效果。

③针对三轴磁传感器产生的零漂、刻度因子、非正交性等误差因素,本文提出基于 GPR 的校正方法,利用数据驱动,通过稳定的地磁场修正磁传感器在不同姿态下的模值输出,避免了建模过程中忽略某些误差源带来的误差,通过分析对比几种常见核函数对校正方法性能的影响,进一步验证了高斯过程回归法对磁传感器校正的有效性和可靠性,仿真和实验结果证明,基于高斯过程回归的校正方法速度快、效果良好,可以有效提高磁传感器的测量精度。

参考文献:

[1] Pham D, Aziz S M. A Real-Time Localization System for an Endoscopic Capsule Using Magnetic Sensors[J]. Sensors, 2014, 14(11):20910-20929.

[2] Bilukha O O, Brennan M, Anderson M. Injuries and Deaths from Landmines and Unexploded Ordnance in Afghanistan, 2002-2006[J]. Jama the Journal of the American Medical Association, 2007, 298(5):516-518.

[3] Gang Y, Yingtang Z, Hongbo F, et al. Magnetic Dipole Localization Based on Magnetic Gradient Tensor Data at a Single Point[J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2014, 8(1):1-18.

[4] Tantum S L, Yu Y, Collins L M. Bayesian Mitigation of Sensor Position Errors to Improve Unexploded Ordnance Detection[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2008, 5(1):103-107.

[5] Nan Z, Nehorai A. Detection of Ship Wakes Using an Airborne Magnetic Transducer[J]. Geoscience & Remote Sensing IEEE Transactions on, 2000, 38(1):532-539.

[6] Schiffler M, Queitsch M, Stolz R, et al. Calibration of SQUID Vector Magnetometers in Full Tensor Gradiometry Systems[J]. Geophysical Journal International, 2014(2):954-964.

[7] Ousaloo H S, Sharifi G, Mahdian J, et al. Complete Calibration of Three-Axis Strapdown Magnetometer in Mounting Frame[J]. IEEE Sensors Journal, 2017, 17(23):7886-7893.

[8] Gang Y, Yingtang Z, Hongbo F, et al. Linear Calibration Method of Magnetic Gradient Tensor System[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 56:8-18.

[9] Pang H, Pan M, Wan C, et al. Integrated Compensation of Magnetometer Array Magnetic Distortion Field and Improvement of Magnetic Object Localization[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2014, 52(9):5670-5676.

[10] 朱昀, 董大群. 三轴磁强计转向差的自适应校正[J]. 仪器仪表学报, 1999(4):392-397.

[11] Velák J, Ripka P, Kubík J, et al. AMR Navigateon Systems and Methods of Their Calibration[J]. Sensors & Actuators A Physical, 2005, 123:122-128.

[12] Foster C C, Elkaim G H. Extension of a Two-Step Calibration Methodology to Include Nonorthogonal Sensor Axes[J]. Aerospace & Electronic Systems IEEE Transactions on, 2008, 44(3):1070-1078.

[13] Merayo J, Brauer P, F Primdahl, et al. Scalar Calibration of Vector Magnetometers[J]. Measurement Science and Technology, 2000, 11(2):120-132.

[14] Yu H, Wu L. Two-Step Complete Calibration ofMagnetic Vector Gradiometer Based on Functional Link Artificial Neural Network and Least Squares[J]. IEEE Sensors Journal, 2016, 16(11):4230-4237.

[15] Yu H, Feng S, Wu L H. Synchronous Correction of Two Three-Axis Magnetometers Using FLANN[J]. Sensors & Actuators A Physical, 2012, 179:312-318.

[16] Pang H, Luo S, Zhang Q, et al. Calibration of a Fluxgate Magnetometer Array and Its Applicationin Magnetic Object Localization[J]. Measurement Science & Technology, 2013, 24(7):1-8.

[17] Xiaojuan Z, Xisheng L, Yibo F. Comparison of Three Kinds of

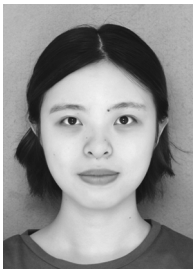
Compensation Algorithms Based on Magnetic Sensors[C]//International Conference on Electronic Measurement & Instruments, 2013:675-678.

[18] Shi J. Adaptive Calibration Algorithm of Three Axial Magnetic Fluxgate Sensor Using Support Vector Regression[C]//Chinese Control & Decision Conference,2010:4222-4225.

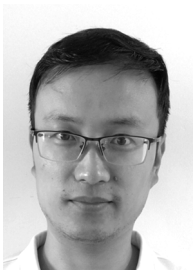
[19] Alimi R,Fisher E,Ivry A,et al. Low Power In Situ AI Calibration of a Three-Axial Magnetic Sensor[J]. IEEE Transactions on Magnetics,2019,55(7):1-7.

[20] Mu Y,Wang C,Zhang X,et al. A Novel Calibration Method for Magnetometer Array in Nonuniform Background Field[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement,2018(99):1-9.

[21] 叶婧. 基于高斯过程回归的锂电池数据处理[D]. 北京:北京交通大学,2016.



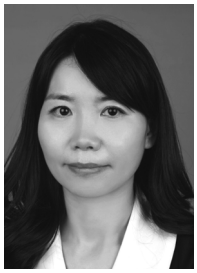
唐小瑜(1997—),女,西南民族大学电子信息学院研究生,研究方向为磁场探测与信息技术,1521682919@qq.com;



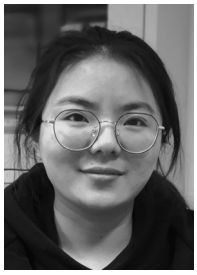
徐超群(1985—),男,中国空间技术研究院,博士学位,研究方向为航天器磁环境,xucq111@163.com;



王　斌(1983—),男,高级工程师,北京卫星环境工程研究所,研究方向为磁场探测与磁性控制。



杨　丽(1980—),女,西南民族大学电子信息学院,副教授,硕士生导师,博士毕业于电子科技大学,目前主要研究方向为磁场探测与信息技术,yang9707@163.com;



肖书婷(1996—),女,西南民族大学电子信息学院研究生,研究方向为磁场探测与信息技术;