

【引用格式】丁学振. 基于改进 PSO 算法的传感器误差集成校正[J]. 数字海洋与水下攻防, 2024, 7(3): 285-292.

# 基于改进 PSO 算法的传感器误差集成校正

丁学振

(江苏自动化研究所, 江苏 连云港 222061)

**摘要** 为降低搭载于水下移动平台的三轴磁通门传感器受到的平台磁干扰和传感器自身误差（三轴非正交误差、三轴灵敏度不一致误差和零偏误差）的影响，提出了一种基于改进粒子群优化算法的集成校正方法。在分析误差来源的基础上建立了误差校正数学模型，并利用 2 个仿真算例对校正方法的有效性进行了验证。仿真试验结果表明：与传统粒子群优化算法相比，改进算法具有更高的抗噪能力和求解精度；经过校正之后，由传感器自身误差和平台磁干扰引起的测量误差得到了有效压制。

**关键词** 磁通门传感器；误差校正；改进粒子群优化算法

**中图分类号** P318.6<sup>+</sup>3 **文献标识码** A **文章编号** 2096-5753(2024)03-0285-08

**DOI** 10.19838/j.issn.2096-5753.2024.03.006

## Integrated Calibration of Sensor Errors with Improved PSO Algorithm

DING Xuezheng

(Jiangsu Automation Research Institute, Lianyungang 222061, China)

**Abstract** To reduce the impact of platform magnetic interference and sensor errors (triaxial non-orthogonal errors, triaxial sensitivity inconsistency errors and zero bias errors) on the triaxial fluxgate sensor mounted on the underwater platform, an integrated calibration method based on improved particle swarm optimization algorithm is proposed in this paper. On the basis of analyzing the error source, a mathematical model for error calibration is established, and the validity of the calibration method is verified by two simulation examples. The simulation results show that compared with the traditional particle swarm optimization algorithm, the improved algorithm has higher robustness against noise and solution accuracy. After calibration, the measurement errors caused by the sensor errors and platform magnetic interference are effectively suppressed.

**Key words** fluxgate sensor; error calibration; improved particle swarm optimization algorithm

## 0 引言

地磁场是地球的固有性质，是无处不在的，与人类的生活密切相关<sup>[1]</sup>。含有铁磁性物质的物体在地磁场的磁化作用下产生异常场，从而引起地磁场的畸变，这种现象称为磁异常现象<sup>[2]</sup>。磁异常探测<sup>[3-6]</sup>

(Magnetic Anomaly Detection, MAD) 通过探测与分析磁异常信号，进而实现磁性目标的探测与定位。磁异常探测的应用范围非常广泛，既可用于高空、地下和海洋的大范围探测，也可用于仪器和人体内部等小范围的精确探测。磁异常探测技术已被应用于矿产探查、灾难救援、洞穴测绘、考古勘探、

收稿日期：2024-04-20

作者简介：丁学振（1993-），男，博士，工程师，主要从事数据分析与处理研究。

基金项目：国家重点研发计划项目“船载-潜载海洋地球物理、物理海洋数据处理开源软件研发”（2022YFC2808302）。

潜艇探测、未爆炸物( Unexploded Ordnance, UXO )探测等领域<sup>[7-11]</sup>。

目前,磁探测技术不断发展,从早期利用总磁场强度、总磁场梯度进行探测发展到利用磁场矢量进行探测<sup>[12]</sup>。磁场矢量测量技术可以获取磁场大小和方向信息,有利于提高磁性目标探测与定位精度<sup>[13]</sup>。受限于矢量传感器的制作工艺,其测量精度会受到三零偏、三轴非正交、三轴灵敏度不一致等误差影响。

针对上述问题,一些研究者开展了矢量传感器误差校正方法的研究工作,并取得了不错的研究成果。现有的校正方法主要分为矢量校正方法和标量校正方法<sup>[14]</sup>。LASSAHN 和 TRENKLER<sup>[15]</sup>提出了一种矢量校正方法,该方法借助三轴赫姆霍兹线圈和激光干涉仪等光学设备实现三轴磁场传感器非正交误差的校正。AUSTER 等<sup>[16]</sup>提出了一种标量校正方法,其研究表明传感器在已知匀强磁场环境中采集 2 个自由度(绕 2 个轴旋转)运动的数据即可实现零偏误差、三轴灵敏度不一致误差和三轴非正交误差的校正。ALONSO 和 SHUSTER<sup>[17]</sup>提出了一种不依赖磁通门传感器姿态的零偏误差 2 步校正方法,该方法首先估计得到一个与零偏误差相关的中间量,然后通过数学运算得到零偏误差参数。OLSEN 等<sup>[18]</sup>提出了一种用于校正 Ørsted 卫星三轴磁通门传感器的方法,该方法以标量 Overhauser 传感器测得的数据为标准校正零偏误差、三轴灵敏度不一致误差和三轴非正交误差,然后通过欧拉旋转校正传感器的坐标系。李久春<sup>[19]</sup>提出了一种基于神经网络结构的三轴磁通门传感器转向误差模型参数的智能辨识方法,并实现了转向误差的校正。吴德会等<sup>[20]</sup>提出了一种基于函数链接型神经网络的三轴磁通门传感器误差校正方法,该方法基于误差模型构造了相应的神经网络结构,实现了模型参数矩阵的估计。周超焯等<sup>[21]</sup>提出了一种基于循环优化算法的三轴磁通门传感器误差校正方法,其研究表明采用循环计算的方式可以提高误差参数的估计精度。庞鸿锋<sup>[22]</sup>研究了基于线性神经网络、自适应滤波器等方法的三轴磁通门传感器转向差校正方法,并提出了基于扩展卡尔曼滤波方法的传感器分量校正方法。庞鸿锋等<sup>[23]</sup>提出了一种基于最

小二乘法的三轴磁通门传感器误差校正方法,并利用实测数据验证了方法的实用性和通用性。张英堂等<sup>[24]</sup>提出了一种基于改进遗传算法的三轴磁通门传感器误差校正方法,并通过仿真模拟对比了遗传算法和改进遗传算法的校正效果。罗建刚等<sup>[25]</sup>提出了一种基于最小二乘法的三轴磁通门传感器误差校正方法,并利用仿真模拟试验和实际试验验证了方法的有效性。迟铨等<sup>[26]</sup>将粒子群算法和遗传算法相结合,提出了一种基于粒子群遗传算法的三轴磁通门传感器误差校正方法。刘浩<sup>[14]</sup>针对阻尼最小二乘法求解不稳定和依赖初始参数的问题,提出了一种基于改进阻尼最小二乘方法的三轴磁通门传感器误差校正方法,并利用实测数据分析了“采样策略”和“抽稀策略”对误差校正效果的影响。

在实际海洋磁异常探测应用中,一般需要将矢量传感器安装于水下移动平台上进行测量。水下移动平台不可避免含有铁磁性物质,平台在地磁场中被磁化所产生的局部磁异常也会对矢量传感器的测量精度产生影响。因此,为了提高矢量传感器的测量精度,必须将磁场传感器自身误差和移动平台磁干扰引起的测量误差进行校正。上述研究仅对矢量传感器自身误差进行了校正,未考虑传感器载体磁干扰的影响。为了提高磁场传感器的测量精度,本文综合考虑传感器自身误差和载体磁干扰,提出一种磁场传感器误差集成校正方法。为了解决误差参数模型参数求解问题,本文引入改进粒子群优化算法,实现了载体磁干扰情况下磁场传感器误差参数精确估计及传感器误差校正。

## 1 磁场传感器误差分析及校正

### 1.1 磁场传感器自身误差

受限于磁场传感器的制作工艺,其普遍存在非正交误差。图 1 为非正交误差模型, $O-XYZ$ 、 $O-X_1Y_1Z_1$ 和 $O-X_2Y_2Z_2$ 分别为传感器标准正交坐标系、实际坐标系和理想正交坐标系。假设 $OZ_1$ 和 $OZ_2$ 共轴,平面 $Y_1OZ_1$ 和平面 $Y_2OZ_2$ 共面,则 $OY_1$ 和 $OY_2$ 之间的夹角为 $\psi$ , $OX_1$ 与平面 $X_2OY_2$ 的夹角为 $\varphi$ , $OX_1$ 在平面 $XOY$ 的投影 $OX_1'$ 与 $OX_2$ 的夹角为 $\theta$ 。当非正交角 $\varphi, \theta, \psi$ 确定后, $O-X_2Y_2Z_2$ 即可确定。

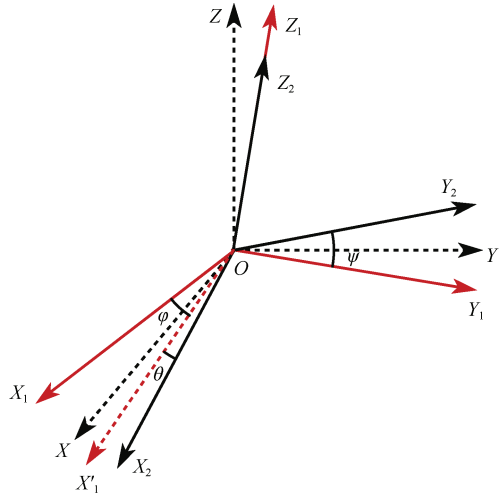


图 1 传感器非正交误差示意图

Fig. 1 Schematic diagram of non-orthogonal errors for a magnetic sensor

在实际情况下, 零位偏移导致传感器在零磁环境下输出不为 0。另外, 磁敏元件存在的差异可能会导致三轴在相同磁场环境下的输出结果不同。传感器三轴实际输出与真实值之比称为灵敏度标度因子<sup>[27]</sup>。

假定传感器三轴零偏为  $\mathbf{b} = (b_x, b_y, b_z)$ , 三轴灵敏度标度因子为  $k_x, k_y, k_z$ , 综合考虑传感器自身误差, 建立误差模型为<sup>[28]</sup>

$$\mathbf{B}_c = \mathbf{KCB} + \mathbf{b} \quad (1)$$

$$\mathbf{K} = \begin{bmatrix} k_x & 0 & 0 \\ 0 & k_y & 0 \\ 0 & 0 & k_z \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} \cos\theta\cos\varphi & \sin\theta\cos\varphi & \sin\varphi \\ 0 & \cos\psi & \sin\psi \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中:  $\mathbf{B}_c$  为实际测量的磁场值;  $\mathbf{K}$  为灵敏度误差矩阵;  $\mathbf{C}$  为非正交误差参数矩阵;  $\mathbf{B}$  为传感器的理想输出。

### 1.2 平台磁干扰

实际磁异常探测工作中, 通常需要将磁场传感器安装在水下滑翔机、UUV 等移动平台上。这些平台不可避免使用铁磁性材料制造, 在地磁场磁化作用下会产生局部磁异常, 从而影响磁场传感器的测量结果。平台干扰场可以分为硬磁干扰、软磁干扰、涡流磁场和电气设备干扰<sup>[29]</sup>。其中,

电气设备干扰表现为环境测量底噪, 涡流磁场影响相对较小, 故本文只考虑平台硬磁干扰和软磁干扰。

硬磁干扰不随载体位置或姿态发生改变, 相当于给磁场传感器三轴输出增加一个常量偏差。软磁干扰大小和方向与环境磁场大小、方向及铁磁性材料有关, 其作用相当于对磁场分量进行 3 阶系数矩阵加权<sup>[27]</sup>。硬磁干扰和软磁干扰分别可以表示为

$$\mathbf{B}_h = (b_{hx}, b_{hy}, b_{hz}) \quad (4)$$

$$\mathbf{B}_s = \begin{bmatrix} s_{11} & s_{12} & s_{13} \\ s_{21} & s_{22} & s_{23} \\ s_{31} & s_{32} & s_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} B_x \\ B_y \\ B_z \end{bmatrix} = \mathbf{SB} \quad (5)$$

式中:  $\mathbf{B}_h$  为硬磁干扰;  $\mathbf{B}_s$  为软磁干扰;  $\mathbf{S}$  为软磁干扰系数矩阵。

仅考虑载体磁干扰情况下的磁场传感器输出可以表示为

$$\mathbf{B}' = \mathbf{B} + \mathbf{B}_h + \mathbf{B}_s \quad (6)$$

综合考虑磁场传感器自身误差和平台磁干扰, 则平台磁干扰情况下的磁场传感器实际输出可以表示为

$$\mathbf{B}_r = \mathbf{KCB}' + \mathbf{b} = \mathbf{KC}(\mathbf{B} + \mathbf{B}_h + \mathbf{B}_s) + \mathbf{b} \quad (7)$$

假定  $\mathbf{E}$  为单位矩阵, 则式 (7) 可以简化为

$$\mathbf{B}_r = \mathbf{MB} + \mathbf{I} \quad (8)$$

式中:  $\mathbf{M} = \mathbf{KC}(\mathbf{E} + \mathbf{S})$  表示集成误差系数矩阵;  $\mathbf{I} = \mathbf{KCB}_h + \mathbf{b}$  表示集成零偏向量。

综上, 传感器测量误差的校正就是由其实际输出  $\mathbf{B}_r$  求取理想输出  $\mathbf{B}$ , 即

$$\mathbf{B} = \mathbf{M}^{-1}(\mathbf{B}_r - \mathbf{I}) \quad (9)$$

由上式可知, 如果得到  $\mathbf{M}^{-1}$  和  $\mathbf{I}$  即可实现磁场传感器误差的校正。

## 2 改进粒子群优化算法

粒子群进化算法是一种模拟鸟群捕食行为的基于知识共享和协同合作的随机搜索算法, 它是由 KENNEDY 和 EBERHART 提出的<sup>[30]</sup>。其基本思想是通过个体间的协作互助和信息共享来搜索最优解<sup>[31]</sup>。该算法主要根据粒子个体和全局最优位置, 来确定搜索方向和移动速度以产生新的粒子群, 并

进行迭代求解。

粒子群优化算法利用粒子来模拟鸟群中的鸟, 粒子含有表示移动速度的速度属性和表示移动方向的位置属性。群体中的每个粒子在搜索空间中搜索个体最优解, 并将个体最优解与全体粒子共享选出当前全局最优解, 全部粒子都会根据个体最优解和全局最优解来改变移动速度和方向。假设参数搜索维度为  $n$ , 粒子群的种群规模为  $NP$ , 则  $t$  时刻第  $i$  个粒子的位置和速度可以表示为  $\mathbf{X}_i^t = (x_{i,1}^t, x_{i,2}^t, \dots, x_{i,n}^t)$  和  $\mathbf{V}_i^t = (v_{i,1}^t, v_{i,2}^t, \dots, v_{i,n}^t)$ ;  $t$  时刻第  $i$  个粒子的个体最好位置和全局最好位置分别为  $\mathbf{P}_i^t = (p_{i,1}^t, p_{i,2}^t, \dots, p_{i,n}^t)$  和  $\mathbf{G}_i^t = (g_{i,1}^t, g_{i,2}^t, \dots, g_{i,n}^t)$ 。粒子速度和位置更新方式可以表示为

$$v_{i,j}^{t+1} = wv_{i,j}^t + c_1r_1(p_{i,j}^t - x_{i,j}^t) + c_2r_2(g_{i,j}^t - x_{i,j}^t) \quad (10)$$

$$x_{i,j}^{t+1} = x_{i,j}^t + v_{i,j}^t \quad (11)$$

式中:  $w$  为惯性权重;  $c_1$  和  $c_2$  为学习因子;  $r_1$  和  $r_2$  为  $[0,1]$  区间内随机产生的随机数;  $i=1,2,\dots, NP$ ;  $j=1,2,\dots,n$ 。

惯性权重和学习因子等参数共同决定着算法的寻优性能, 对算法性能有着直接的影响。本文为了提升算法性能, 从以下几方面进行了改进。

### 1) 惯性权重改进。

本文采用时变惯性权重使其在优化迭代过程中呈现逐渐变小的趋势, 以增强算法的全局搜索能力和局部开发能力。时变惯性权重可以表示为

$$w = w_{\min} + (w_{\max} - w_{\min}) \times \frac{\text{iter}_{\max} - \text{iter}}{\text{iter}_{\max}} \quad (12)$$

式中:  $w_{\max}$  和  $w_{\min}$  分别表示惯性权重取值上限和下限;  $\text{iter}_{\max}$  和  $\text{iter}$  分别表示算法最大迭代次数和当前迭代次数。

### 2) 学习因子改进。

本文采用时变学习因子使 2 个学习因子  $c_1$  和  $c_2$  分别呈现逐渐变小和逐渐增大的趋势。在算法迭代初期, 个体学习因子取大值、全局学习因子取小值, 可以增强算法的全局搜索能力; 在算法迭代后期, 个体学习因子取小值、全局学习因子取大值, 可以增强算法的局部开发能力。时变学习因子可以表示为

$$c_1 = c_{1\min} + (c_{1\max} - c_{1\min}) \times \frac{\text{iter}_{\max} - \text{iter}}{\text{iter}_{\max}} \quad (13)$$

$$c_2 = c_{2\min} + (c_{2\max} - c_{2\min}) \times \frac{\text{iter}}{\text{iter}_{\max}} \quad (14)$$

式中:  $c_{1\max}$  和  $c_{1\min}$  分别表示个体学习因子取值上限和下限;  $c_{2\max}$  和  $c_{2\min}$  分别表示全局学习因子取值上限和下限。

### 3) Circle 混沌映射。

种群初始化种群产生种群分布不一致、大量粒子聚集在一起的问题, 混沌映射可以有效解决这个问题<sup>[32]</sup>。Circle 混沌映射具有良好的稳定性, 将其应用于粒子群优化算法种群初始化中, 可以产生更加优质的初始解, 有利于提升种群随机性和多样性, 可以有效避免算法陷入局部最优。Circle 混沌映射可以表示为

$$x_{n+1} = \text{mod}\left(2x_n + 0.2 - \frac{0.7}{2\pi} \cos(2\pi \times x_n + 0.5\pi), 1\right) \quad (15)$$

如果磁场传感器不存在自身误差且不受平台磁干扰影响, 在匀强磁场环境下任意旋转传感器姿态测得的三分量数据求取的总磁场为一固定值。

磁场传感器误差校正标准为

$$|\mathbf{B}| = B_a \quad (16)$$

式中:  $|\mathbf{B}|$  为由三分量数据求取的总磁场;  $B_a$  为参考总磁场。

为实现磁场传感器误差校正, 改进粒子群优化算法的目标函数为

$$f = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (B_i - B_a)^2}{N}} \quad (17)$$

式中,  $B_i$  表示传感器在第  $i$  ( $i=1,2,\dots,N$ ) 个姿态下三分量数据求取的总磁场。

## 3 仿真试验

### 3.1 仿真试验 1

如表 1 所示, 磁场传感器的零偏误差在  $-100 \sim 100$  nT 之间随机产生, 非正交误差取值范围为  $-2^\circ \sim 2^\circ$ , 灵敏度参数在  $0.9 \sim 1.1$  之间随机产生。假定总磁场、磁偏角和磁倾角分别为  $51\,500$  nT、 $-7^\circ$ 、 $52^\circ$ , 令磁场传感器在三维空间内随机旋转, 以生成 300 组含测量误差的数据。

表 1 磁场传感器预设误差参数  
Table 1 Preset error parameters of a magnetic sensor

| $[b_x, b_y, b_z]/\text{nT}$ | $[k_x, k_y, k_z]$       | $[\varphi, \theta, \psi]/(^{\circ})$ | $[b_{hx}, b_{hy}, b_{hz}]/\text{nT}$ | $S$   |
|-----------------------------|-------------------------|--------------------------------------|--------------------------------------|---|
| $[75.5, 57.3, -42.6]^T$     | $[1.031, 0.988, 0.982]$ | $[-1.01, -0.83, 1.20]$               | $[212, -367, 398]^T$                 | $\begin{bmatrix} 0.11 & 0.09 & -0.13 \\ 0.13 & -0.06 & 0.14 \\ -0.06 & 0.13 & 0.11 \end{bmatrix}$ |

为分析环境噪声的影响,在仿真数据中分别加入了最大幅值为 0、2 nT、5 nT 和 10 nT 的随机噪声。加入不同大小的噪声时,校正后的总磁场如图

2 所示。由图 2 可知,由磁场传感器自身误差和平台磁干扰引起的磁异常可达数千 nT,经过校正之后总磁场值均收敛至 51 500 nT 附近。

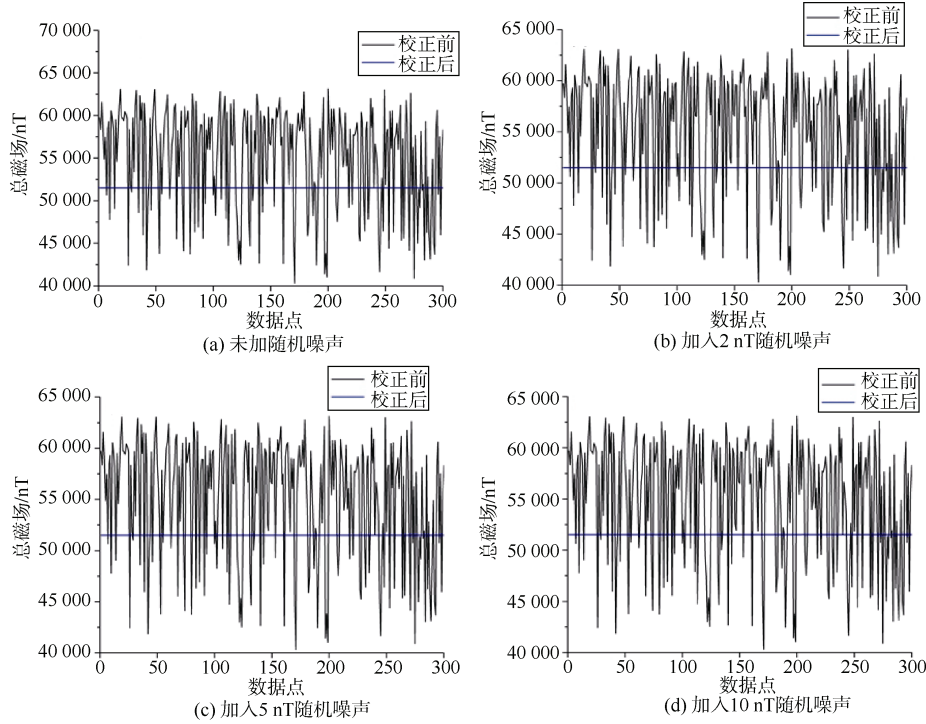


图 2 加入不同大小随机噪声得到的总磁场  
Fig. 2 Calibration results of total magnetic intensity

为了分析种群规模和数据量对校正结果的影响,设置多组种群规模(10、20、30、50、100、200、500),令最大迭代次数为 800 次,利用每次迭代中最佳个体校正磁场数据并计算校正后总磁场的均方根误差(RMS)。RMS 计算公式如(18)所示。

$$RMS = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (B_i - B_a)^2}{N}} \quad (18)$$

式中,  $N$  为磁场数据量。

图 3 为不同种群规模时校正数据均方根误差随迭代次数的变化,随着种群规模增大,算法寻优性能提升,当种群规模为 50 时即可实现精度较高的估计。

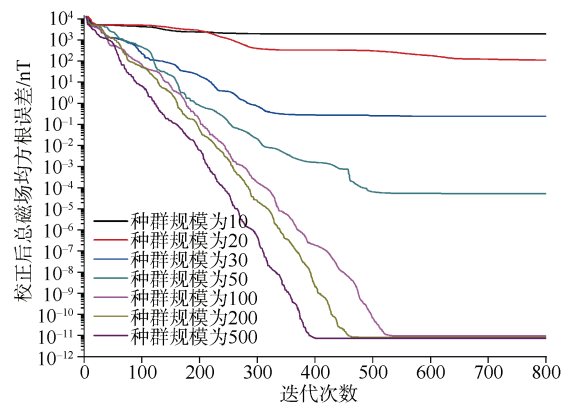


图 3 设置不同种群规模时校正数据均方根误差随迭代次数的变化  
Fig. 3 RMS errors of calibration results with different population size

为分析磁场数据量（每个姿态下测得的三分量数据称为一组）对校正结果的影响，设置多组试验（令数据量分别为 10 组、20 组、30 组、50 组、100 组、200 组、300 组），并将其输入改进粒子群优化算法估计误差参数，令种群规模为 200，最大迭代次数为 500 次，利用每次迭代中最佳个体校正磁场数据并计算校正后总磁场的均方根误差。由图 4 可知，当数据量为 50 组时即可实现误差参数的精确估计。

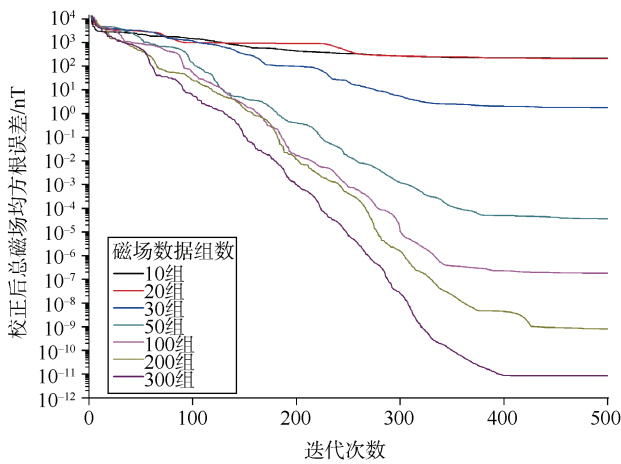
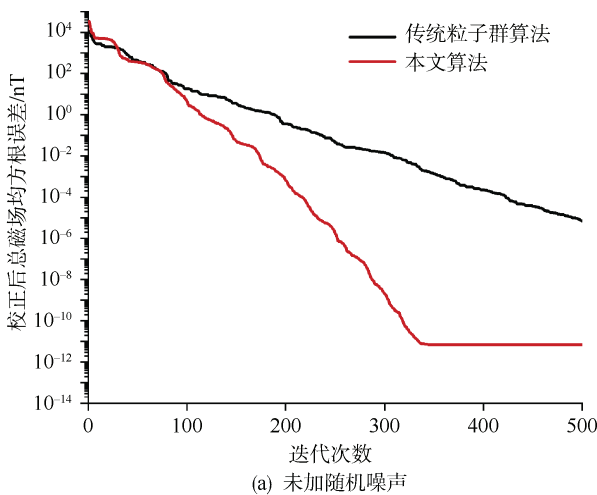


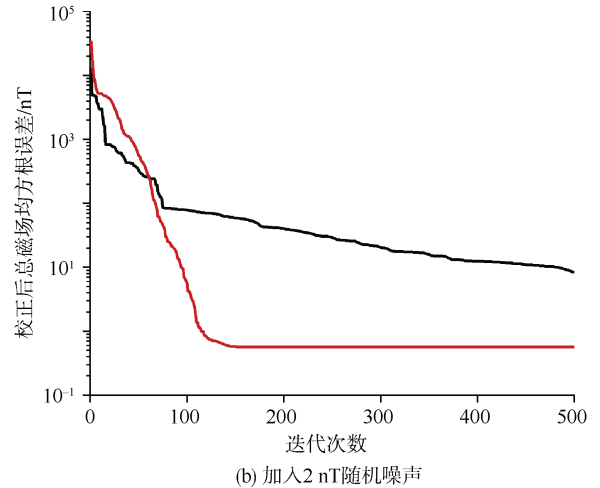
图 4 设置不同数据量时校正数据均方根误差随迭代次数的变化

Fig. 4 RMS errors of calibration results with different magnetic data

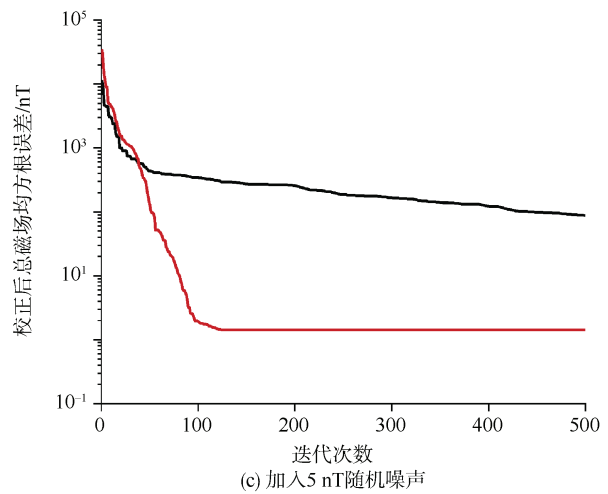
为了验证改进粒子群优化算法的有效性，将其与传统粒子群优化算法进行了对比。加入不同大小的噪声时，利用传统算法和改进算法校正得到的总磁场 RMS 随迭代次数的变化情况如图 5 所示。



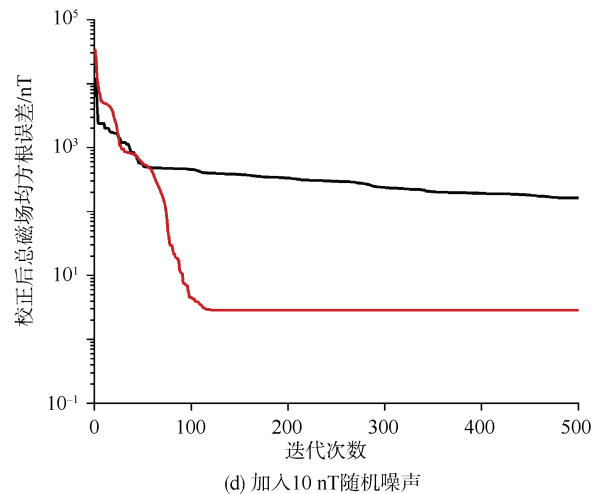
(a) 未加随机噪声



(b) 加入 2 nT 随机噪声



(c) 加入 5 nT 随机噪声



(d) 加入 10 nT 随机噪声

图 5 传统粒子群算法与改进粒子群算法校正结果对比  
Fig. 5 Comparison of correction results between traditional PSO and improved PSO

由图 5 可知，当加入 0、2 nT、5 nT、10 nT 随机噪声时，经改进粒子群优化算法校正之后总磁场 RMS 分别为  $7.05e-12$  nT、0.58 nT、1.42 nT、

2.84 nT，经传统粒子群优化算法校正之后总磁场 RMS 分别 7.28e-6 nT、8.35 nT、87.70 nT、162.26 nT，这说明改进粒子群优化算法的校正精度优于传统粒子群优化算法，且具有更强的抗噪能力。

### 3.2 仿真试验 2

为进一步验证校正方法的有效性，根据某国产磁通门传感器实际误差参数设计仿真模拟试验。如表 2 所示，磁场传感器零偏误差取值范围为 -100~100 nT，非正交误差取值范围为 -0.1°~0.1°，灵敏度参数取值范围为 0.999 9~1.000 1。同样，假

定总磁场、磁偏角和磁倾角分别为 51 500 nT、-7°、52°，令磁场传感器在三维空间内随机旋转，以生成 300 组含测量误差的数据。在仿真数据中加入了最大幅值为 0、2 nT、5 nT、10 nT 的随机噪声。利用改进粒子群优化算法校正得到的总磁场误差如图 6 所示。由图 6 可知，总磁场误差随着随机噪声的增大呈现上升趋势，当仿真模拟数据加入 2 nT、5 nT、10 nT 的随机噪声时，总磁场均方误差分别为 1.672e-10 nT、0.532 nT、1.329 nT、2.659 nT。

表 2 磁场传感器预设误差参数  
Table 2 Preset error parameters of a magnetic sensor

| $[b_x, b_y, b_z] / \text{nT}$ | $[k_x, k_y, k_z]$             | $[\varphi, \theta, \psi] / (^\circ)$ | $[b_{nx}, b_{ny}, b_{nz}] / \text{nT}$ | $S$  |
|-------------------------------|-------------------------------|--------------------------------------|--|--|
| $[52.65, -35.5, 72.4]^T$      | $[1.00002, 0.99997, 1.00005]$ | $[0.08, 0.03, -0.02]$                | $[100, -200, 100]^T$                   | $\begin{bmatrix} 0.09 & 0.05 & 0.09 \\ 0.15 & -0.04 & 0.10 \\ -0.04 & 0.09 & 0.15 \end{bmatrix}$ |

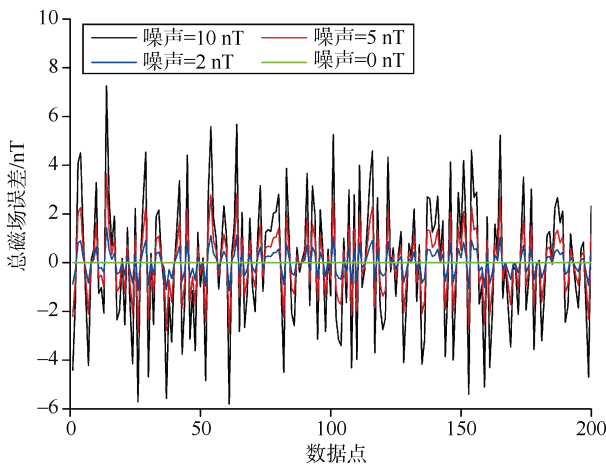


图 6 加入不同大小随机噪声校正所得总磁场误差  
Fig. 6 Calibration errors of total magnetic intensity

## 4 结束语

三轴磁通门传感器的测量精度受到自身误差和 underwater 移动平台磁干扰的影响。本文提出了一种基于改进粒子群优化算法的传感器误差集成校正方法，利用仿真模拟算例验证了本文方法的有效性，并将改进粒子群优化算法与传统粒子群优化算法进行了比较，当加入 0、2 nT、5 nT、10 nT 随机噪声时，改进算法校正所得总磁场 RMS 改善比分别为 1.03e+6、14.40、61.76、57.13，表明本文方法与传统粒子群优化算法相比具有更高的抗噪能力和求解精度。本论文的不足在于未利用实测数据对

算法有效性进行验证，在下一步的工作中需结合水下移动平台采集实际数据，对本文算法进行更为充分的验证。

## 参考文献

- [1] 管志宁. 地磁场与磁力勘探[M]. 北京: 地质出版社, 2005.
- [2] 孙赫轩. 基于磁异常探测的水下目标定位研究[D]. 太原: 中北大学, 2021.
- [3] 张昌达. 关于磁异常探测的若干问题[J]. 工程地球物理学报, 2007, 4 (6): 549-553.
- [4] 张浩. 磁异常信号检测与源定位方法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2015.
- [5] 赵冠一. 面向航空磁异常探测的干扰抑制与目标检测技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2019.
- [6] 万成彪. 基于磁偶极子模型的磁性目标定位方法研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2013.
- [7] IOANNIDIS G. Identification of a ship or submarine from its magnetic signature[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System, 1977, 13 (3): 327-329.
- [8] SCARZELLO J, USHER G. A low power magnetometer for vehicle detection[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 1977, 13 (5): 1101-1103.
- [9] ZAOUI A, MITT S, MESLOUB A. Threshold based algorithms for UXO detection using magnetometry[C]// 2011 International Conference on Electromagnetics in Advanced Applications. Turin: IEEE, 2011.

- [10] CLARK D A. New methods for interpretation of magnetic vector and gradient tensor data I: eigenvector analysis and the normalized source strength[J]. *Exploration Geophysics*, 2012, 43 (4): 267-282.
- [11] 吴芳, 杨日杰, 周旭, 等. 航空磁探仪应召搜潜效能研究[J]. *测试技术学报*, 2008, 22 (2): 114-117
- [12] 张昌达. 航空磁力梯度张量测量——航空磁测技术的最新进展[J]. *工程地球物理学报*, 2006, 3 (5): 354-361.
- [13] 林君, 刁庶, 张洋, 等. 地球物理矢量场磁测技术的研究进展[J]. *科学通报*, 2007, 62 (23): 2606-2618
- [14] 刘浩. 三轴磁通门传感器系统误差和温漂误差校正方法研究[D]. 青岛: 中国海洋大学, 2021.
- [15] LASSAHN M, TRENKLER G. Vectorial calibration of 3-D magnetic field sensor arrays[C]// 1994 Conference on Precision Electromagnetic Measurements (CPEM 94). Boulder: IEEE, 1994.
- [16] AUSTER H U, FORNACON K H, GEORGESCU E, et al. Calibration of flux-gate magnetometers using relative motion[J]. *Measurement Science and Technology*, 2002, 13 (7): 1124-1131.
- [17] ALONSO R, SHUSTER M D. TWOSTEP: a fast robust algorithm for attitude-independent magnetometer-bias determination[J]. *The Journal of the Astronautical Sciences*, 2002, 50 (4): 433-451.
- [18] OLSEN N, TOFFNER-CLAUSEN L, SABAKA T J, et al. Calibration of the Ørsted vector magnetometer[J]. *Earth Planets and Space*, 2003, 55 (1): 11-18.
- [19] 李久春. 三轴磁敏传感器误差分析与校正研究[J]. *测控技术*, 2008, 27 (8): 11-13, 19.
- [20] 吴德会, 黄松岭, 赵伟. 基于 Flann 的三轴磁强计误差校正研究[J]. *仪器仪表学报*, 2009, 30 (3): 449-453.
- [21] 周超焯, 金际航, 李宏武, 等. 三分量磁通门传感器校正的循环优化算法[J]. *海洋测绘*, 2010, 30 (4): 63-66, 72.
- [22] 庞鸿锋. 三轴磁通门传感器误差分析与校正[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2010.
- [23] 庞鸿锋, 罗诗途, 陈棣湘, 等. 任意姿态变化下的磁通门传感器误差校正[J]. *测试技术学报*, 2011, 25 (4): 371-375.
- [24] 张英堂, 张光, 李志宁, 等. 基于改进遗传算法的三轴磁场传感器校正方法研究[J]. *现代制造工程*, 2013 (4): 122-125, 135.
- [25] 罗建刚, 李海兵, 刘静晓, 等. 三轴磁通门传感器误差校正方法[J]. *导航与控制*, 2019, 18 (3): 52-58.
- [26] 迟铨, 王丹, 吕俊伟, 等. 基于粒子群遗传算法的三轴磁通门误差校正[J]. *探测与控制学报*, 2021, 43 (3): 98-102.
- [27] 李青竹, 李志宁, 张英堂, 等. 磁梯度张量系统发展及其误差校正研究现状[J]. *装甲兵工程学院学报*, 2017, 31 (6): 72-81.
- [28] LI Q Z, LI Z N, ZHANG Y T, et al. Artificial vector calibration method for differencing magnetic gradient tensor systems[J]. *Sensors*, 2018, 18 (2): 361.
- [29] 赵建扬, 林春生, 贾文抖, 等. 直升机平台背景磁干扰建模与求解[J]. *华中科技大学学报: 自然科学版*, 2016, 44 (2): 21-25.
- [30] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C]// ICNN95-International Conference on Neural Networks. Perth: IEEE, 1995.
- [31] 国珍, 全棣. 基于莱维飞行粒子群算法的异步电机效率优化[J]. *计算机仿真*, 2016, 33 (9): 2558-2562.
- [32] 杜云, 周志奇, 贾科进, 等. 混合多项自适应权重的混沌麻雀搜索算法[J]. *计算机工程与应用*, 2024, 60 (7): 70-83.

(责任编辑: 曹晓霖)