

doi:10.19306/j.cnki.2095-8110.2018.06.014

# 基于 MEMS 陀螺仪辅助的 粒子群优化磁力计校正

原雨佳, 王伟, 陈兴邦

(哈尔滨工程大学自动化学院, 哈尔滨 150001)

**摘要:** 目前磁力计校正中存在需要采集大量数据、获取良好的初值和已知准确的传感器噪声分布等问题, 传统的粒子群优化磁力计校正算法能够解决以上问题, 但是该算法只能用于磁力计简化模型, 校正其中 9 个误差参数, 造成补偿不准确的问题。该算法借助 MEMS 陀螺仪建立矢量目标函数, 采用随机漂移粒子群优化算法估计磁力计 12 个误差参数, 具有较强的全局搜索能力和动态适应性。经过仿真与实测实验表明, 该算法在磁力计绕其任意 2 个单轴不完整旋转 1 周即可实现校正, 并且能够在磁场变化情况下保持精度, 相比于传统算法补偿精度高、操作简单。

**关键词:** 磁力计; MEMS 陀螺仪; 粒子群优化; 随机漂移

中图分类号: TP212.9

文献标志码: A

文章编号: 2095-8110(2018)06-0092-07

## Particle Swarm Optimization with MEMS Gyro- aided for Magnetometer Calibration

YUAN Yu-jia, WANG Wei, CHEN Xing-bang

(College of Automation, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

**Abstract:** With the particle swarm optimization algorithm, there is no need to collect a large amount of data, obtain good initial value or get accurate sensor noise distribution, which are necessary in magnetometer calibration. However, the traditional particle swarm optimization algorithm can only be used for the simplified model of the magnetometer to calibrate 9 of the errors, making the compensation inaccurate. In this paper, the vector objective function is established through MEMS gyroscope, and the random drift particle swarm optimization algorithm is used to estimate 12 error parameters of magnetometer, which has high global searching ability and dynamic adaptability. The simulation and actual experimental results show that the calibration can be achieved with the proposed algorithm when magnetometer performs an incomplete rotation around any two axes, and the accuracy can be maintained under the change of magnetic field. Compared with the traditional algorithm, the proposed algorithm has the advantages of high compensation accuracy and simple operation.

**Key words:** Magnetometer; MEMS gyroscope; Particle swarm optimization; Random drift

收稿日期: 2018-07-12; 修订日期: 2018-08-10

基金项目: 国家自然科学基金(61571148); 中央高校基本科研业务费专项资金项目(HEUCFG201823); 中央高校基本科研业务费专项资金项目(HEUCFP201836)

作者简介: 原雨佳(1994-), 女, 硕士, 主要从事组合导航算法及传感器标定方面的研究。E-mail: 15765535906@163.com

## 0 引言

磁力计是一种测量磁场强度的仪器,通过对其三轴分量的计算能够得到导航中重要的航向角信息,具有无累计误差的优点。然而磁力计有不可忽视的零位、灵敏度、非正交误差,以及周围环境影响造成的软硬磁误差,这些都会造成其输出不准确,从而影响解算航向角的精度。因此,在使用前需要对其进行误差分析,并采用有效的算法进行补偿校正,提高其实用性。

目前针对磁力计校正的算法有很多。椭球拟合法是一种常见的磁力计校正算法,它不需要其他辅助信息,依据将未校正的椭球分布的磁力计数据还原成球型的原理实现校正。虽然此种算法原理简单、计算量小,但是它需要空间中各个方向的采样数据,操作复杂<sup>[1-3]</sup>。极大似然估计法同样不需要辅助信息,但它对初值的选取有较高的要求,而且计算量大<sup>[4-6]</sup>。除了以上两种无姿态的离线校正算法,工程中更为常用的是利用非线性卡尔曼滤波算法实现对误差参数的在线校正,该算法具有良好的实时性,但是难以预估传感器的滤波初值和噪声分布<sup>[7-9]</sup>。为了解决传统磁力计校正算法中采样点多和初值条件严苛等问题,武元新提出了将粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法用于磁力计校正中,此种算法使用更加精准的非线性误差模型,并且无需良好的初值<sup>[10]</sup>。之后他对此算法进一步优化,提出了增强型粒子群优化(Stretching Particle Swarm Optimization, SPSO)算法,避免了粒子过早陷入局部最优,但是运算时间长<sup>[11]</sup>。目前的 PSO 算法多数采用校正前后的磁场总量不变作为适应函数,只能用于磁力计简化模型,需要假设传感器至少有一个轴与载体系重合,从而将 12 个未知参数简化成 9 个或 6 个参数进行求解<sup>[12-13]</sup>。

针对传统 PSO 算法用于磁力计校正中估计参数个数少的问题,本文提出了一种基于微机电系统(Micro-Electro-Mechanical System, MEMS)陀螺仪辅助的粒子群优化算法对磁力计进行校正,为了避免算法过早陷入局部最优,并且在动态环境中具有较好的适应性,采用了随机漂移粒子群优化算法<sup>[14]</sup>。通过理论仿真和实测数据证明,该算法能够有效地补偿磁力计误差,具有更好的工程实用性。

## 1 磁力计误差模型

根据对磁力计的灵敏度、零位、非正交以及软硬磁误差的分析,建立如下的磁力计误差模型<sup>[15]</sup>。

$$\mathbf{B}_b = \mathbf{S}\mathbf{C}_i^b\mathbf{H}_i + \mathbf{b} + \boldsymbol{\varepsilon}_m \quad (1)$$

其中:

$$\begin{aligned} \mathbf{S} &= \mathbf{S}_{sc}\mathbf{S}_{no}\mathbf{S}_{si} \\ \mathbf{b} &= \mathbf{b}_m + \mathbf{b}_{hi} \end{aligned} \quad (2)$$

式中,  $\mathbf{S}$  是一个包含刻度因子误差矩阵  $\mathbf{S}_{sc}$ 、非正交误差矩阵  $\mathbf{S}_{no}$  和软磁误差矩阵  $\mathbf{S}_{si}$  的  $3 \times 3$  矩阵;  $\mathbf{b}$  是包含零位误差矩阵  $\mathbf{b}_m$  和硬磁误差矩阵  $\mathbf{b}_{hi}$  的  $3 \times 1$  矩阵;在给定的环境中,  $\mathbf{S}$  与  $\mathbf{b}$  都认为是常值矩阵。 $\mathbf{B}_b$  是磁力计实际输出,  $\mathbf{C}_i^b$  是从地理系到载体系的姿态矩阵,  $\mathbf{H}_i$  是已知的当地地磁场值,  $\boldsymbol{\varepsilon}_m$  是均值为 0 的高斯白噪声。校正的目标就是估计出  $\mathbf{S}$  和  $\mathbf{b}$  阵中的 12 个未知参数,如果  $\mathbf{S}$  和  $\mathbf{b}$  阵已知,则可以得到磁力计的补偿模型为:

$$\hat{\mathbf{B}}_b = \mathbf{C}_i^b\mathbf{H}_i = \mathbf{S}^{-1}(\mathbf{B}_b - \mathbf{b}) \quad (3)$$

## 2 基于陀螺仪辅助的随机漂移粒子群优化算法

粒子群算法是一种仿效鸟类觅食过程的优化算法,通过迭代不断提高与目标函数有关的种群的候选解,即通过位置与速度更新公式寻找适应目标函数的粒子,每个粒子的移动不仅受自身经验的影响,也受当前种群中最优位置的影响。与其他算法相比,粒子群算法需要设置和调整的参数较少,而且收敛速度快,近些年发展迅猛。

### 2.1 目标函数

粒子群滤波中有 2 个重要的极值,一个是粒子个体最优值,用  $\mathbf{P}_{best}$  表示,另一个是种群的全局最优值,用  $\mathbf{G}_{best}$  表示。算法的目的就是寻找  $\mathbf{G}_{best}$  使目标函数值最小。假设待解决问题的粒子维数为  $D$ ,种群中粒子个数为  $m$ ,在第  $k$  次迭代中,第  $i$  个粒子的位置向量可以表示为:

$$\mathbf{P}_i(k) = (p_{i1}(k), p_{i2}(k), p_{i3}(k), \dots, p_{iD}(k))^T \quad (4)$$

速度向量可以表示为:

$$\mathbf{V}_i(k) = (v_{i1}(k), v_{i2}(k), v_{i3}(k), \dots, v_{iD}(k))^T \quad (5)$$

从磁力计误差模型中可以看出,校正算法的目的就是求解公式中的  $\mathbf{S}$  和  $\mathbf{b}$ , 所以每个粒子可以用如下的数学式表示:

$$\mathbf{P}_i = [\text{vec}(\mathbf{S}_i)^T, \mathbf{b}_i^T]^T \quad (6)$$

其中:

$$\mathbf{S}_i = \begin{bmatrix} S_{11,i} & S_{12,i} & S_{13,i} \\ S_{21,i} & S_{22,i} & S_{23,i} \\ S_{31,i} & S_{32,i} & S_{33,i} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{b}_i = \begin{bmatrix} b_{1,i} \\ b_{2,i} \\ b_{3,i} \end{bmatrix} \quad (7)$$

从误差模型上可以看出,各种误差对各轴向产生的影响是不同的,在有陀螺仪辅助的情况下,通过陀螺仪解算姿态角信息,在已知地磁场的情况下得到理想载体系下的磁场矢量,此磁场矢量应与磁力计补偿后的磁场矢量相同。由此可以建立磁场矢量适应函数,将其写为下面的数学表达式

$$\begin{aligned} F_{2,i} &= \operatorname{argmin}_f f_2(\mathbf{S}, \mathbf{b}) \\ &= \sum_{i=1}^N (\|\mathbf{C}_i^b \mathbf{H}_i - \mathbf{S}^{-1}(\mathbf{B}_b - \mathbf{b})\|) \end{aligned} \quad (8)$$

## 2.2 随机漂移粒子群优化算法

传统 PSO 算法在一定的迭代后,粒子速度会慢慢减小,使得种群收敛到某个最优值,一旦环境发生变化,失去多样性的种群很难对此做出快速响应。在实际磁力计使用中,周围有不可避免的磁性物质,这些都会对磁力计输出造成影响,因此,本文采用一种具有较强全局搜索能力的随机漂移粒子群优化(Random Drift PSO, RDPSO)算法。受金属导体内自由电子运动模型的影响,通过将最优值的搜索过程类比于自由电子向具有最小势能位置的运动,从而提高算法的搜索能力<sup>[16]</sup>。

该算法的具体流程为:

### 1) 粒子群初始化

初始化粒子个数  $m$ , 粒子维数  $D$ , 权重的最大值  $\omega_{\max}$  和最小值  $\omega_{\min}$ , 最大的迭代次数  $k_{\max}$ , 速度限制的最大值  $V_{\max}$  和最小值  $V_{\min}$ , 位置限制的最大值  $P_{\max}$  和最小值  $P_{\min}$ 。按照式(9)初始化粒子速度和位置。

$$\begin{aligned} P_{i,j}(k=0) &= P_{\min_j} + \operatorname{rand}(0,1)(P_{\max_j} - P_{\min_j}) \\ V_{i,j}(k=0) &= V_{\min} + \operatorname{rand}(0,1)(V_{\max} - V_{\min}) \end{aligned} \quad (9)$$

式中,  $P_{\min_j}$  和  $P_{\max_j}$  分别是每个粒子第  $j$  维对应的位置最大值和最小值,对于磁力计校正,前 9 维对应的位置限定范围要小于后 3 维偏置对应的位置范围,这样设置可以为滤波算法提供更实用的初值。

在初始化阶段,粒子的个体最优  $\mathbf{P}_{\text{best}_i}(k=0) \equiv \mathbf{P}_i(k=0)$ , 通过式(8)计算每个粒子的适应值,选择最优的位置为种群最优值  $\mathbf{G}_{\text{best}}$ 。

### 2) 粒子群更新

与传统 PSO 算法速度更新方式不同, RDPSO

算法中粒子运动包括两部分,即定向漂移运动和无规则随机热运动,数学表达式为:

$$V_{ij}(k+1) = Vr_{ij}(k+1) + Vd_{ij}(k+1) \quad (10)$$

式中,  $k$  是迭代次数,  $i(i=1,2,3,\dots,m)$  表示粒子群中第  $i$  个粒子,  $j(j=1,2,3,\dots,D)$  表示粒子的第  $j$  维,  $Vr_{ij}(k+1)$  表示无规则随机热运动,  $Vd_{ij}(k+1)$  表示定向漂移运动。

热运动可以表示成:

$$Vr_{ij}(k+1) = \alpha |M_j(k) - p_{ij}(k)| \varphi_{ij}(k) \quad (11)$$

其中:

$$\alpha = 0.3 + 0.6 / \left( 1 + \left( 4 \times \frac{k}{k_{\max}} \right) \right) \quad (12)$$

$$M_j(k) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N p_{\text{best}_{ij}}(k) \quad (13)$$

$$\varphi_{ij}(k) = \begin{cases} +\ln(1/u_{ij}(k)) & s > 0.5 \\ -\ln(1/u_{ij}(k)) & s \leq 0.5 \end{cases} \quad (14)$$

式中,  $\alpha$  是热系数,表征算法的全局搜索能力,本文改变其为固定常数的情况,设置为随迭代次数增加而减小的 S 型函数,数学表达式为式(12)。  $M_j(k)$  是种群粒子个体历史最优位置的平均值,数学表达式为式(13)。  $\varphi_{ij}(k)$  是正态随机分布函数,  $s$  和  $u_{ij}(k)$  是  $(0,1)$  之间的 2 个不同随机数,采用式(14)求解。

粒子的定向漂移运动可以定义为:

$$\begin{aligned} Vd_{ij}(k+1) &= \operatorname{rand}(0,1)c_1(p_{\text{best}_{ij}}(k) - p_{ij}(k)) + \\ &\quad \operatorname{rand}(0,1)c_2(g_{\text{best}_j}(k) - p_{ij}(k)) \end{aligned} \quad (15)$$

式中,  $c_1$  和  $c_2$  分别是自我认知和社会认知,分别代表粒子自身位置最优和种群位置最优的影响;  $\operatorname{rand}(0,1)$  是  $(0,1)$  之间的随机数。

综上, RDPSO 算法的粒子速度和位置公式为:

$$\begin{aligned} v_{ij}(k) &= \alpha |M_j(k) - p_{ij}(k)| \varphi_{ij}(k) + \\ &\quad \operatorname{rand}(0,1)c_1(p_{\text{best}_{ij}}(k) - p_{ij}(k)) + \\ &\quad \operatorname{rand}(0,1)c_2(g_{\text{best}_j}(k) - p_{ij}(k)) \end{aligned} \quad (16)$$

$$p_{ij}(k+1) = p_{ij}(k) + v_{ij}(k+1) \quad (17)$$

按照上式对粒子的速度和位置进行更新,同时在更新过程中限制速度和位置在所定范围内。

### 3) 搜索全局最优

因为本文中的问题是解决最小值问题,因此种群的目标就是找到最小的适应值,对于每个粒子,如果新的适应值小于  $\mathbf{P}_{\text{best}}$  对应的适应值,则更新当前位置的  $\mathbf{P}_{\text{best}}$ , 否则  $\mathbf{P}_{\text{best}}$  不变。可以将  $\mathbf{P}_{\text{best}}$  写为:

$$\mathbf{P}_{\text{best}_i}(k) = \operatorname{argmin}_D (\mathbf{P}_i(1, \dots, k)) \quad (17)$$

同样的,如果新的  $\mathbf{P}_{best}$  对应的适应值小于此时  $\mathbf{G}_{best}$  对应的适应值,则更新  $\mathbf{G}_{best}$ , 否则  $\mathbf{G}_{best}$  不变。可以将  $\mathbf{G}_{best}$  写为:

$$\mathbf{G}_{best}(k) = \operatorname{argmin}_{\mathbf{P}_{best_j}} f(\mathbf{P}_{best_j}(k)) \quad (18)$$

其中,  $f$  是目标函数,即式(8)。

4) 迭代

迭代停止的方法有两种:种群的适应值达到设定的最小值;迭代次数达到最大。本文使用的是第二种方法,如果迭代超出  $k_{max}$ ,则迭代停止,此时的  $\mathbf{G}_{best}$  就是要求解的参数矩阵。

由此可见,此算法就是通过迭代追踪个体历史最优值和种群历史最优值,其流程图如图 1 所示。

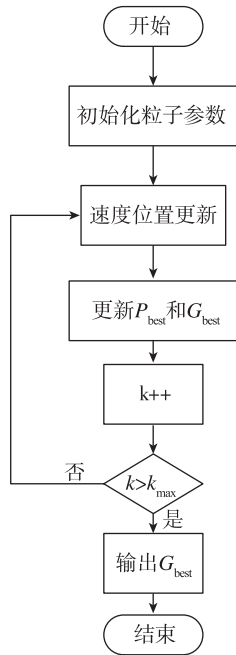


图 1 RDPSO 流程图

Fig. 1 The flow chart of RDPSO

### 3 仿真实验分析

本算法使用的环境是在哈尔滨市,依据 IGRF12 模型<sup>[17]</sup> 计算当地的地磁场矢量为  $\mathbf{H}_i = [242.367; -46.225; -465.459] \text{mG}^2$ 。为了测试本算法的性能,分别做了以下几个仿真模拟实验。

#### 3.1 参数估计数量对比实验

为了比较本文所提算法与传统 PSO 算法的参数估计数量,模拟磁力计分别绕 X、Y、Z 轴旋转一周产生的数据,设置采样周期为 0.01s,从生成的 3000 个点选取均匀分布的 30 个点,陀螺仪漂移设为 6.25(°)/h,具体的参数设置如表 1 所示。分别

使用传统 PSO 算法和本文所提算法进行校正,校正结果如表 2 所示。

表 1 粒子群优化算法参数设置表

Tab. 1 Parameters setting table of RDPSO

参数	数值	参数	数值
粒子个数 $m$	80	粒子维数 $D$	12
速度限制范围	$[-1.5, 1.5]$	最大迭代次数 $k_{max}$	1000
$c_1$	1.45	$c_2$	1.45
$P_{j=1...9}$ 位置范围	$[-3, 3]$	$P_{j=10...12}$ 位置范围	$[-100, 100]$

表 2 12 个误差参数估计结果

Tab. 2 The results of 12 error parameters estimation

参数	真实值	PSO	RDPSO
$S_{11}$	-1.6	-1.3390	-1.6013
$S_{12}$	0.4	-0.3578	0.4010
$S_{13}$	-0.6	-0.2171	-0.6006
$S_{21}$	-0.3	-0.2049	-0.3006
$S_{22}$	-1.8	-1.4431	-1.8005
$S_{23}$	-0.4	-1.1130	-0.4000
$S_{31}$	0.3	0.8933	0.2998
$S_{32}$	0.2	-0.9865	0.2011
$S_{33}$	1.4	1.0203	1.3995
$b_1$	-50	-41.4692	-49.9486
$b_2$	20	42.7137	19.8709
$b_3$	40	12.7306	-39.9116

从表中可以看出,使用传统算法无法准确地估计出磁力计误差模型中的 12 个参数,有些参数的估计结果与参考值相差较大。这是因为传统算法只选用约束磁场总量的目标函数,没有考虑磁场的三轴分量,造成当误差矩阵  $\mathbf{S}$  阵为 9 个不同参数时,粒子群寻找最优值受到较大干扰。而本文提出的 RDPSO 算法却能得到较为精准的参数估计结果。

#### 3.2 旋转度测试实验

为了简化校正中操作的复杂度,该实验通过模拟磁力计的几种不同旋转方式,验证算法在各种旋转度下的性能。旋转方式如下:

方式一:模拟磁力计在绕 X、Y、Z 轴各旋转 1

周,即在空间中是3个完整的圆形;

方式二:模拟磁力计绕X、Y轴各旋转1周,即在空间中是2个完整的圆形;

方式三:模拟磁力计绕X、Y轴各不完整旋转1周,即在空间中是2个不完整的圆形;

方式四:模拟磁力计绕Z轴旋转1周,即在空间中是1个完整的圆形。

针对四种不同旋转方式获取的采样点,采用RDPSO算法进行校正,得到的参数估计结果如表3所示。

表3 各种旋转度测试结果

Tab. 3 The results of various degrees of rotation

参数	真值	方式一	方式二	方式三	方式四
$S_{11}$	0.9	0.9000	0.9000	0.9002	0.8244
$S_{12}$	0.2	0.2002	0.1999	0.2000	0.1997
$S_{13}$	0.3	0.2998	0.2998	0.3002	0.2996
$S_{21}$	-0.3	-0.3003	-0.3002	-0.2999	-0.4261
$S_{22}$	1.8	1.8002	1.8002	1.7997	1.7994
$S_{23}$	-0.4	-0.3998	-0.3997	-0.4001	-0.4011
$S_{31}$	0.1	0.1000	0.1000	0.1000	-0.2360
$S_{32}$	0.2	0.1997	0.1995	0.2001	0.1988
$S_{33}$	1.4	1.4002	1.4002	1.4002	1.3980
$b_1$	-40	-39.4934	-39.4674	-39.6120	-42.8666
$b_2$	-10	-9.5687	-9.5985	-9.6374	13.5775
$b_3$	55	55.3621	55.4263	55.4227	99.7221

从表3中可以看出,当采样点在空间分布为不完整2周时,本文所提算法就能够估计出磁力计误差参数,与空间分布为完整3周时校正精度接近。但如果单独绕一轴旋转,即采样点空间分布为平面1周时,由于粒子的多样性过低,无法估计出磁力计12个误差参数,尤其是对偏置矩阵无法估计。因此,本文所提算法只需要磁力计在空间中绕X、Y、Z中的任意2个轴不完整旋转1周即可实现对误差参数的估计,相对于传统算法大大简化了操作的复杂度。

图2~图4所示为磁力计分别旋转完整3周、完整2周及不完整2周时,磁力计校正前后的采样点分布图。理想情况下,采样点应该分布在以地磁场强度为半径的球上,但由于各种误差的干扰使其

偏离。从图中可以看出,校正前的采样点都在球面外侧,经过本文算法校正使其重新分布在球面,说明本算法能够对磁力计误差进行有效补偿。

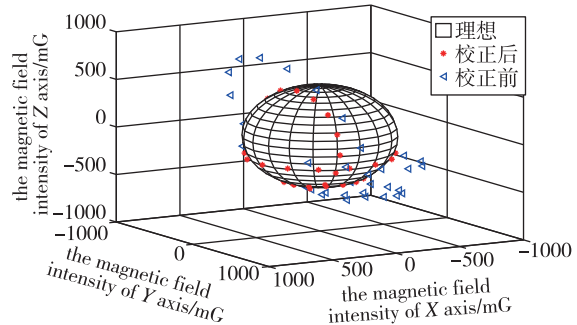


图2 旋转方式一

Fig. 2 Rotation mode one

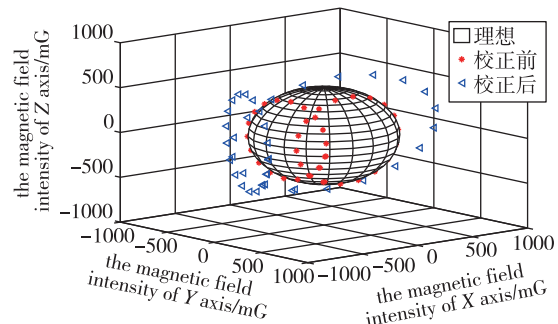


图3 旋转方式二

Fig. 3 Rotation mode two

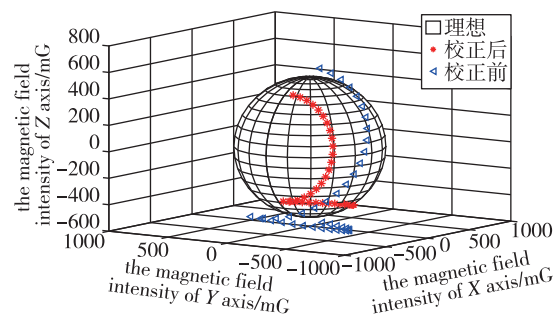


图4 旋转方式三

Fig. 4 Rotation mode three

### 3.3 动态性能测试实验

为了测试本文所提算法在磁场动态环境中的性能,做了以下的仿真实验。模拟所在磁场环境是变化的,即不再设定磁场强度为一个定值,仿真中将其设置为线性变化的,得到的实验结果如表4所示。

表 4 动态性能测试结果

Tab. 4 The results of dynamic performance test

参数	真实值	PSO	RDPSO
$S_{11}$	0.9	0.8996	0.8999
$S_{12}$	0.2	0.1986	0.2006
$S_{13}$	0.3	0.2996	0.3002
$S_{21}$	-0.3	-0.2994	-0.2995
$S_{22}$	1.8	1.8023	1.8002
$S_{23}$	-0.4	-0.3997	-0.4002
$S_{31}$	0.1	0.0995	0.0995
$S_{32}$	0.2	0.1966	0.1998
$S_{33}$	1.4	1.4005	1.3999
$b_1$	-40	-39.8624	-39.6288
$b_2$	-10	-9.8550	-9.8634
$b_3$	55	54.8843	55.2164
$F_g$		8.6285	2.0938

$F_g$  是当粒子为最优位置时,适应函数的值,即通过式(8)得到的值,可以表征算法的精度。因此,可以看出,在磁场变化时,本文所提算法比传统算法的精度高,说明本文所提算法具有更高的动态适应能力。

### 3.4 陀螺仪精度影响测试实验

为了验证不同陀螺仪精度对算法精度的影响,本文针对几种常见的陀螺仪精度做了仿真实验,得到的结果如表 5 所示。

表 5 陀螺仪精度影响测试结果

Tab. 5 The results of gyro accuracy impact test

参数	真值	1(°)/h	5(°)/h	12(°)/h	25(°)/h
$S_{11}$	0.9	0.9002	0.8999	0.8999	0.9030
$S_{12}$	-0.2	-0.2002	-0.2003	-0.2002	-0.2052
$S_{13}$	0.3	0.3001	0.3003	0.3005	0.3017
$S_{21}$	-0.1	-0.1002	-0.0996	-0.0996	-0.0994
$S_{22}$	1.2	1.2002	1.2001	1.1999	1.1995
$S_{23}$	-0.4	-0.4001	-0.4001	-0.4003	-0.4007
$S_{31}$	0.4	0.4002	0.4000	0.3998	0.4012
$S_{32}$	0.2	0.1998	0.1997	0.1999	0.1975
$S_{33}$	0.7	0.7001	0.7002	0.7003	0.7010
$b_1$	-30	-29.8901	-29.7950	-29.7781	-34.6733
$b_2$	10	10.3223	10.3136	10.3093	10.1053
$b_3$	60	60.0831	60.0959	60.0788	59.9748

从表 5 可以看出,陀螺仪的精度会对本文算法造成影响,但是影响较小。

## 4 实测实验验证

为了验证该算法在实际中的有效性,选用以 ADIS16488 为核心的 MEMS-IMU 系统作为实验设备,实物如图 5 所示,它的参数如表 6 所示。用 ADIS16488 MEMS-IMU 系统采集数据,同时为了降低陀螺仪误差对算法精度造成的影响,取陀螺仪静态数据的平均值作为零漂减去,再采用本文所提算法、PSO 算法和扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filter, EKF)算法对磁力计校正,得到的参数估计结果如表 7 所示,利用本文算法得到的磁力计校正前后数据的对比如图 6 所示。从表中可以看出,本文所提算法精度最高,说明本算法在实际系统中能够实现磁力计的校正。



图 5 ADIS16488 实物图

Fig. 5 ADIS16488 MEMS-IMU system

表 6 ADIS16488 参数

Tab. 6 ADIS16488's features

名称	采样频率	陀螺仪		磁力计
		漂移	输出噪声	输出噪声
ADI16488	205Hz	6.25(°)/h	0.16(°)/s	0.45mG

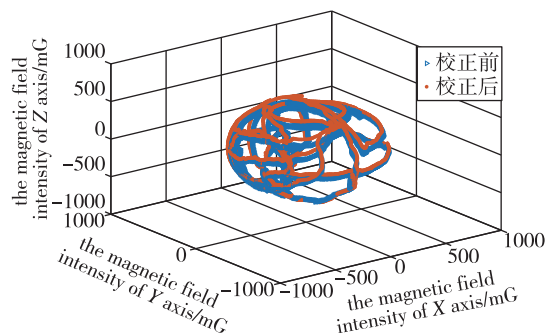


图 6 磁力计校正前后数据对比

Fig. 6 Data comparison before and after magnetometer calibration

表7 不同算法参数估计结果

Tab. 7 The results of parameters estimation with different algorithms

参数	EKF	PSO	RDPSO
$S_{11}$	0.9520	1.0151	1.0165
$S_{12}$	0.0120	-0.0032	-0.0347
$S_{13}$	0.0558	0.0024	0.0072
$S_{21}$	0.0156	-0.0032	0.0477
$S_{22}$	0.9472	0.9201	0.9883
$S_{23}$	0.0653	-0.0196	0.0139
$S_{31}$	0.0151	0.0024	-0.0111
$S_{32}$	-0.1025	-0.0196	0.0047
$S_{33}$	0.8823	0.9657	0.8642
$b_1$	-9.8718	24.1445	17.9249
$b_2$	-7.1551	-16.0288	-15.2658
$b_3$	-7.8641	-36.2300	-26.7988
$F_g$	14.8643	2.5207	1.6857

## 5 结论

1) 解决了传统粒子群优化算法用于磁力计校正时需要简化误差模型,同时粒子容易陷入局部最优的问题;

2) 磁力计的误差参数利用陀螺仪提供的角速率信息,建立补偿前后的磁场矢量适应函数,再迭代寻找粒子的全局最优值求解;

3) 仿真与实测实验表明,只要将磁力计绕其三轴中的任意两轴旋转不完整一周即可估计磁力计的12个误差参数,相对于传统算法操作简单、动态性好;

4) 仅针对陀螺仪零位漂移对算法精度产生的影响进行了仿真实验,并没有对陀螺仪各种误差进行详细的分析;

5) 本文算法仅能进行离线估计,需进一步研究在线估计磁力计误差参数及陀螺仪误差,提高算法的工程实用性。

## 参考文献

[1] 秦赓,管雪元,李文胜. 基于椭球补偿的三维载体磁场误差补偿方法[J]. 电子测量技术, 2018, 41(2): 37-40.

[2] 刘宇,陈永炜,路永乐,等. 基于最小二乘法的磁力计误差补偿与校准[J]. 导航定位与授时, 2018, 5(1): 17-21.

[3] Reza A, Sengupta A S. Least square ellipsoid fitting using iterative orthogonal transformations[J]. Applied Mathematics and Computation, 2017, 314: 349-359.

[4] 刘宇,吴林志,路永乐,等. 基于极大似然估计法的

磁力计误差补偿算法[J]. 重庆邮电大学学报: 自然科学版, 2017, 29(6): 801-805.

- [5] Kok M, Schön T B. Magnetometer calibration using inertial sensors[J]. IEEE Sensors Journal, 2016, 16(14): 5679-5689.
- [6] Wu Y, Luo S. On misalignment between magnetometer and inertial sensors[J]. IEEE Sensors Journal, 2016, 16(16): 6288-6297.
- [7] Wu Y, Zou D, Liu P, et al. Dynamic magnetometer calibration and alignment to inertial sensors by Kalman filtering[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2018, 26(2): 716-723.
- [8] Han K, Han H, Wang Z, et al. Extended Kalman filter-based gyroscope-aided magnetometer calibration for consumer electronic devices[J]. IEEE Sensors Journal, 2017, 17(1): 63-71.
- [9] Beravs T, Beguš S, Podobnik J, et al. Magnetometer calibration using Kalman filter covariance matrix for online estimation of magnetic field orientation[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2014, 63(8): 2013-2020.
- [10] Wu Z, Wu Y, Hu X, et al. Calibration of three-axis strapdown magnetometers using particle swarm optimization algorithm[C]// 2011 IEEE International Symposium on Robotic and Sensors Environments (ROSE). IEEE, 2011: 160-165.
- [11] Wu Z, Wu Y, Hu X, et al. Calibration of three-axis magnetometer using stretching particle swarm optimization algorithm[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2013, 62(2): 281-292.
- [12] Ali A, Siddharth S, Syed Z, et al. Swarm optimization-based magnetometer calibration for personal handheld devices[J]. Sensors, 2012, 12(9): 12455-12472.
- [13] 宋忠国,郑家欢,张金生,等. 基于粒子群优化的三轴磁强计非线性误差校正[J]. 传感器与微系统, 2017(12): 40-42.
- [14] 王梦梅. 求解动态优化问题的随机漂移粒子群优化算法[J]. 福建电脑, 2018, 34(1): 109-111.
- [15] Yang D, You Z, Li B, et al. Complete tri-axis magnetometer calibration with a gyro auxiliary[J]. Sensors, 2017, 17(6): 1223.
- [16] 方伟,周建宏. 基于频繁覆盖策略的随机漂移粒子群优化算法[J]. 控制与决策, 2017, 32(12): 2127-2136.
- [17] Thébault E, Finlay C C, Beggan C D, et al. International geomagnetic reference field: the 12th generation[J]. Earth, Planets and Space, 2015, 67(1): 1-19.