

DOI: 10.13382/j.jemi.B2407332

基于 MICOA 的随钻加速度计误差在线补偿*

杨金显^{1,2} 贺紫薇^{1,2}

(1. 河南理工大学电气工程与自动化学院 焦作 454003; 2. 河南省煤矿装备智能检测与控制重点实验室 焦作 454003)

摘要: 为了提高随钻加速度计测量精度,设计一种基于磁惯性长鼻浣熊算法的加速度计误差在线补偿方法。首先,根据误差来源建立误差补偿模型;利用陀螺仪和磁强计建立重力夹角与磁重力夹角约束条件;将加速度真值与理论值模值之差设置为目标函数。其次,在长鼻浣熊算法基础上,根据递推重力加速度确定误差参数的初始搜索边界,同时根据当前误差参数、最优误差参数、边界值三者的相对距离缩小边界;再设计分界点筛选初始误差参数,使算法最初就朝着高质量解的方向搜索,同时保留部分劣解以增加误差参数多样性;接着在算法的全局探索阶段设计参数使其根据加速度计当前误差参数与误差参数平均值之间的误差来调整加速度计误差参数的搜索范围;最后,将重力模值之比设为深度开发阈值,构造高斯变异个体向量使加速度计误差参数跳出局部最优。实验结果表明:经 MICOA 补偿之后,加速度误差减小,并斜角范围降低了约 62.5%,不同钻进角度下,并斜角均方根误差与标准差均能保持在 1° 以下。

关键词: 随钻测量;加速度计;长鼻浣熊算法;误差补偿;并斜角

中图分类号: TN713 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

Online compensation of acceleration on error while drilling based on MICOA

Yang Jinxian^{1,2} He Ziwei^{1,2}

(1. School of Electrical Engineering and Automation, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454003, China;

2. Henan Key Laboratory of Intelligent Detection and Control of Coal Mine Equipment, Jiaozuo 454003, China)

Abstract: To improve the measurement accuracy of the downhole accelerometer, a method for online compensation of accelerometer errors based on a magnetic-inertial coati optimization algorithm is designed. Firstly, an error compensation model is established based on the sources of error; the constraint conditions of the gravity angle and the magnetic-gravity angle are established using a gyroscope and a magnetometer; the difference between the true value of the acceleration and the modulus of the theoretical value is set as the objective function. Secondly, based on the coati optimization algorithm, the initial search boundary for error parameters is determined according to the recursive gravity acceleration, and the boundary is narrowed based on the relative distance among the current error parameters, the optimal error parameters, and the boundary values; a boundary point selection is designed to screen the initial error parameters, enabling the algorithm to initially search in the direction of high-quality solutions while retaining some inferior solutions to increase the diversity of error parameters; in the global exploration stage of the algorithm, parameters are designed to adjust the search range of accelerometer error parameters based on the error between the current error parameters and the average error parameters. Finally, the ratio of the modulus of gravity is set as the threshold for deep development, and a Gaussian mutation vector is constructed to enable the accelerometer error parameters to break out of local optima. Experimental results show that after MICOA compensation, the accelerometer error decreases, and the range of inclination angle decreases by approximately 62.5%; at different drilling angles, the root mean square error and standard deviation of the inclination angle can be maintained below 1°.

Keywords: measurement while drilling; accelerometer; coati optimization algorithm; error compensation; inclination angle

0 引言

MEMS 惯性传感器因其体积小、功耗低和可靠性高的优点,在许多领域被广泛应用^[1]。加速度计是随钻测量的核心部件,在测量时不断向控制系统提供解算的井斜角信息^[2],其测量精度至关重要。加速度计除了受到标度因子、零偏等影响之外,还会受到测量环境(如强振动、强冲击等)的影响^[3],从而使得加速度计的测量结果存在较大误差,对钻具姿态解算的精度非常不利。因此,需要对加速度计误差参数识别并补偿。

目前,很多学者都对加速度计误差补偿进行大量研究。Zhai 等^[4]利用虚拟加速度与加速度计输出的比值计算标度因子,精度虽有提高,但额外的设备增加系统复杂性。Sun 等^[5]使用最大似然估计和牛顿迭代法得到加速度计误差参数,但要求数据符合某种特定的概率分布,否则导致估计结果不准确。Dürr 等^[6]使用贝叶斯处理不确定噪声,加速度计标定结果受制于先验信息。杨金显等^[7]利用联邦自适应无迹卡尔曼滤波处理加速度,井斜角的精度虽有提高,但仍受制于参数的选择和调整。周泉等^[8]建立椭圆约束模型和支持度矩阵对加速度计标定,精度依赖于支持度函数的选择。马一鸣等^[9]利用神经网络建立加速度计动态误差模型,容易出现过拟合的风险。近年来,随着群智能算法快速发展,越来越多人将这类算法应用于加速度计误差参数的识别。Qiao 等^[10]和 Zhao 等^[11]分别利用改进苍鹰算法与改进粒子群算法对加速度计标定,收敛速度与精度都明显提高。邹泽兰等^[12]与戴洪德等^[13]分别通过改进自适应遗传算法与改进果蝇优化算法对三轴加速度计进行标定,虽能够提高误差参数精度,但不适用于随钻测量环境下参数的动态变化。杨金显等^[14]利用改进天鹰算法虽识别了随钻环境下的各项误差参数,但算法是在离线状态下运行的。2023 年, Mohammad 等^[15]提出了一种模拟浣熊捕食和逃避天敌等行为的群优化算法即长鼻浣熊优化算法 (coati optimization algorithm, COA)。接着, Mohamad 等^[16]用 COA 优化超参数,获得的最佳超参数提高了学习率和短期预测性能。Houssein 等^[17]使用动态对立学习增强 COA 的全局探索与局部开发能力,提高了特征分类性能。Deng 等^[18]将自组织机制纳入 COA 框架之中,处理多模态多目标问题,识别出 Pareto 最优解。由此可见,COA 具有广泛的适用性。但 COA 在随钻测量中同样容易陷入局部最优,且其搜索策略不完全适用于随钻加速度计误差参数的在线寻优。

因此,设计一种磁惯性长鼻浣熊 (magnetic-inertial coati optimization algorithm, MICOA) 随钻加速度计在线补偿算法,利用磁强计、陀螺仪和加速度计之间的关系建立

重力向量夹角与磁重力夹角约束条件,根据加速度计自身输出设计目标函数;设计分界点辅助初始化,接着在加速度计误差参数寻优过程中给出上下界并在搜索过程中动态调整误差参数的边界,在全局探索阶段设计自适应参数使其能根据解质量的优劣扩大或缩小搜索范围。将重力模值之比设为深度开发阈值,满足一定条件时构造高斯变异个体向量跳出局部最优,从而提高加速度计误差参数识别的精度。

1 加速度计误差模型

随钻测量单元由三轴加速度计,三轴陀螺仪和三轴磁强计组成,参考坐标系采用地理坐标系 ($o - x_n y_n z_n$),取钻具轴线方向为 Z 轴,沿着钻具的 3 个轴建立钻具坐标系 ($o - x_b y_b z_b$),如图 1 所示。

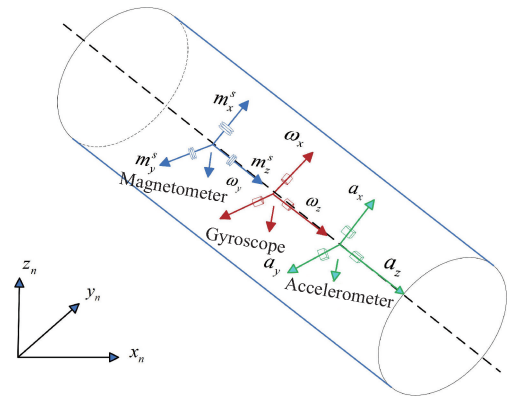


图 1 磁/惯性随钻测量单元

Fig. 1 Magnetic / Inertial MWD unit

$$\mathbf{a}^s = (\mathbf{K} + \mathbf{S})\mathbf{a}^b + \mathbf{b} + \mathbf{n}_v + \mathbf{n}_e + \mathbf{n}_q \quad (1)$$

其中, $\mathbf{a}^s = [a_x^s, a_y^s, a_z^s]^T$ 表示三轴加速度计的输出现值(单位:g); $\mathbf{K} = \text{diag}[K_{ax}, K_{ay}, K_{az}]$ 为加速度计的标度

因子误差; $\mathbf{S} = \begin{bmatrix} 0 & I_{axy} & I_{axz} \\ I_{ayx} & 0 & I_{ayz} \\ I_{azz} & I_{azy} & 0 \end{bmatrix}$ 为非正交误差; $\mathbf{b} = [b_x,$

$b_y, b_z]^T$ 为加速度计的零偏(单位:g); $\mathbf{a}^b = [a_x^b, a_y^b, a_z^b]^T$ 为加速度计的真实值(单位:g); $\mathbf{n}_v = [n_{vx}, n_{vy}, n_{vz}]^T$ 为加速度计的振动误差(单位:g); $\mathbf{n}_e = [n_{ex}, n_{ey}, n_{ez}]^T$ 为加速度计的冲击误差(单位:g); $\mathbf{n}_q = [n_{qx}, n_{qy}, n_{qz}]^T$ 为加速度计的二次项误差(单位:g)。由模型可以看出,在随钻环境中,加速度计不仅包含零偏、标度因子,安装误差系数等器件误差,还包含环境中振动、冲击等引起的随机误差。要想提高加速度计的测量精度,在随机误差的影响下准确识别器件误差参数极为关键。因此将误差参数整理为一个解向量 $\mathbf{BA}_{ce} = [K_{ax} \cdots I_{axy} \cdots b_x \cdots]^T$,并将此作为 MICOA 算法的解。

2 随钻加速度计误差参数辨识

2.1 约束条件

井下低振动工作时,陀螺仪的短时输出性能较好,可将陀螺仪的输出进行姿态解算得到旋转矩阵 C_n^b , 导航坐标系下重力加速度 g^n 经过 C_n^b 得到钻具坐标系下的重力加速度 \hat{g}^b , 使用 \hat{g}^b 对重力加速度 g^b 进行约束:

$$\hat{g}^b = C_n^b g^n \quad (2)$$

$$\|\hat{g}^b \times g^b\| = \|\hat{g}^b\| \|g^b\| \sin\theta \quad (3)$$

其中,将 \hat{g}^b 设置为参考重力加速度, θ 为参考加速度与实际加速度两向量之间的夹角。在理想情况下,夹角 θ 为 0, 即 θ 越小, 实际加速度 g^b 含有的误差就小。

井下高振动工作时,磁强计的抗振性能优于加速度计,且重力分量与磁场强度夹角一定,即二者内积为一恒定值^[19]。当加速度计受到强振动等影响,输出数据偏差增大,两向量之间的夹角发生改变,可将磁强计的测量值设为参考值,得加速度计误差参数识别的约束条件:

$$G \cdot H = \hat{g}^b \cdot h_0 \cdot \cos\gamma = c \quad (4)$$

其中, G, H 分别为预处理之后的重力矢量和磁场强度, h_0 为当地磁场强度, γ 为两者之间的夹角, c 为常数。

2.2 目标函数

理想情况下,三轴加速度计输出模值应等于当地重力加速度模值,但由于加速度计本身和环境噪声的影响,输出值和理论值有较大偏差。将加速度真值与理论值模值之差设置为目标函数^[20]:

$$J(A_{cc}) = \sum_{i=1}^n (\|a^b\| - \|\hat{g}^b\|) \quad (5)$$

其中, n 为测量数据个数。

2.3 基于 COA 加速度计误差参数识别

1) 狩猎和攻击(全局探索):该策略中,浣熊(加速度计误差参数)被随机分成两半,一半浣熊通过爬树逼近鬣蜥(最优误差参数),待鬣蜥掉至地上时,剩下的一半的浣熊逼近猎杀鬣蜥。鬣蜥位置变化对应加速度计误差参数解空间变化,浣熊位置代表误差参数对应的目标函数的值。随着钻进环境的变化,每只浣熊都逐渐朝着最优值移动,当浣熊捕捉到鬣蜥时,表示算法找到全局最优加速度计误差参数。

$$X_i^{P1}: x_{i,j}^{P1} = x_{i,j} + r \cdot (lguana_j - I \cdot x_{i,j}), i = 1, 2, \dots, \lfloor \frac{N}{2} \rfloor, j = 1, 2, \dots, m \quad (6)$$

$$lguana^C: lguana_j^C = lb_j + r \cdot (ub_j - lb_j), j = 1, 2, \dots, m \quad (7)$$

$$X_i^{P1}: x_{i,j}^{P1} =$$

$$\begin{cases} x_{i,j} + r \cdot (lguana_j^C - I \cdot x_{i,j}), & F_{lguana^C} < F_i \\ x_{i,j} + r \cdot (x_{i,j} - lguana_j^C), & \text{其他} \end{cases}$$

$$i = \lfloor \frac{N}{2} + 1 \rfloor, \lfloor \frac{N}{2} + 2 \rfloor, \dots, N, j = 1, 2, \dots, m \quad (8)$$

$$X_i = \begin{cases} X_i^{P1}, F_i^{P1} < F_i \\ X_i, \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

$x_{i,j}$ 为当前加速度计误差参数, $x_{i,j}^{P1}$ 为更新之后的加速度计误差参数, r 为 (0,1) 之间的随机数,控制着浣熊的移动步长, $lguana_j^C$ 为加速度计全局最优误差参数, I 的值取 1 或 2, $\lfloor \cdot \rfloor$ 为向下取整函数。 $lguana_j^C$ 为剩余误差参数中随机选择的加速度计误差参数。最后使用贪婪选择策略保证加速度计误差参数永远朝着有希望的区域搜索,加快了算法的收敛速度。

2) 逃离捕食者(局部开发):当浣熊遇到捕食者并遭受攻击时,浣熊会逃离当前位置并在附近寻找安全位置。该策略对应在当前的钻进环境中,加速度计在当前误差参数位置周围局部搜索,随着加速度计误差参数逐渐达到最优值,步长也逐渐减小。

$$lb_j^{local} = \frac{lb_j}{t}, ub_j^{local} = \frac{ub_j}{t}, t = 1, 2, \dots, T \quad (10)$$

$$X_i^{P2}: x_{i,j}^{P2} = x_{i,j} + (1 - 2r) \cdot (lb_j^{local} + r \cdot (ub_j^{local} - lb_j^{local})), i = 1, 2, \dots, N, j = 1, 2, \dots, m \quad (11)$$

其中, ub_j, lb_j 分别为加速度计误差参数搜索范围的上下界; t 和 T 分别为寻优过程中的当前迭代次数和最大迭代次数;最后依然使用式(9)更新加速度计误差参数。

3 基于 MICOA 加速度计误差参数识别

虽然 COA 算法具有较优秀的全局探索与局部开发能力,但在随钻环境下在线辨识加速度计误差参数仍有一定的局限性。因此,设计一种磁惯性长鼻浣熊算法,使用 MICOA 识别加速度计误差参数流程如图 2 所示。

3.1 边界约束策略

由于在随钻环境下,加速度计测量值还包含了振动、冲击以及二次项误差,这使算法难以根据先验知识确定上下界。因此提出一种边界约束策略,先根据陀螺仪解算出的旋转矩阵 C_n^b 推算出估计重力加速度 \hat{g}^b , 代入到式(1)中再利用极大似然估计法得到 12 维误差参数的估计,计算出搜索空间的上下界分别为:

$$\begin{cases} ub_j = \max(\hat{g}^b(A_{cc})) \\ lb_j = \min(\hat{g}^b(A_{cc})) \end{cases} \quad (12)$$

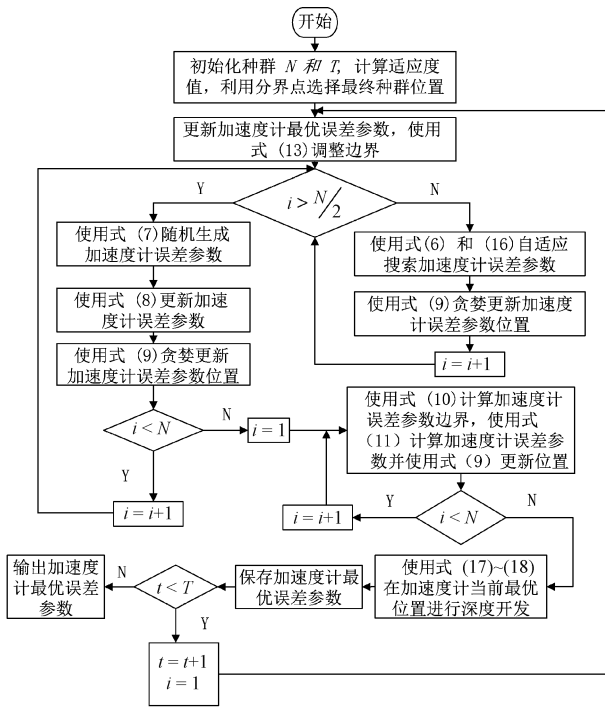


图 2 基于 MICOA 的加速度计误差参数识别算法流程

Fig. 2 Accelerometer error parameter identification algorithm based on MICOA

$$\begin{cases} ub_j' = \max(\hat{\mathbf{g}}^b(A_{cc})) - |ub_j - lguana_j| \cdot \frac{|ub_j - x_{i,j}|}{|x_{i,j} - lguana_j|} \\ lb_j' = \min(\hat{\mathbf{g}}^b(A_{cc})) + |lguana_j - lb_j| \cdot \frac{|lb_j - x_{i,j}|}{|lguana_j - x_{i,j}|} \end{cases} \quad (13)$$

A_{cc} 是由推导的重力加速度结合式(1)得出的加速度计误差参数的参考值, ub_j', lb_j' 分别为更新之后的上下界。 $|x_{\max} - x_b|$ 和 $|x_b - x_{\min}|$ 为上下界与当前加速度计误差参数的距离, 而后边的分式为当前加速度计误差参数分别与上下界及当前加速度计最优误差参数的相对距离。虽然陀螺仪的短时输出较稳定, 但其输出也存在着误差, 这导致搜索边界的参考值比真实值偏大, 因此需对搜索边界约束。若当前加速度计误差参数离最优误差参数近, 离边界较远时, 应增大加速计搜索边界的收缩步长; 反之应缩小其收缩步长。该策略能使加速度计在搜索时动态调整边界收缩时的步长, 使加速度计误差参数能在有希望的区域搜索, 在一定程度上提高了搜索速度。

3.2 分界点辅助初始化

COA 算法中加速度计误差参数的初始化是随机设置的, 但由于随钻环境下冲击误差的存在, 随机初始化会导致低质量解, 这可能会使搜索最初朝着错误的方向迭代更新, 影响加速度计的收敛精度。为了更适应随钻环境下的搜索过程, 设计分界点 α 辅助判断初始加速度计

误差参数是否应该保留。

$$\alpha = \min \left\{ \frac{F(x_{i,j})}{F(\bar{x}_{i,j})}, 1 \right\} \quad (14)$$

$$\bar{x}_{i,j} = lb_j + ub_j - x_{i,j} \quad (15)$$

$\bar{x}_{i,j}$ 为 $x_{i,j}$ 的对立解; $F(x_{i,j}), F(\bar{x}_{i,j})$ 分别为原解与对立解的适应度值, r 为 $(0, 1)$ 之间的随机数; 随机初始化加速度计误差参数之后, 计算原解及其对立解的适应度值, 当 $r < \alpha$ 时, 表示接受对立解; 反之, 则保持原解不变。分界点 α 不仅能使加速度计朝着高质量解的方向进行搜索, 还以一定的概率去接受劣解, 增加了加速度计误差参数的多样性。

3.3 自适应动态搜索参数

COA 算法是通过改变 I 的值来进行扩大或缩小加速度计误差参数范围的, 随机取值为 1 或 2。但在随机误差影响下, 加速度计误差参数之间差距过大, 只取两个随机值并不能满足准确辨识加速度计误差参数的要求。为了能根据解质量的优劣程度自适应搜索, 将 I 设计为自适应动态搜索参数:

$$I = \frac{F_i - F_{\min}}{F_{avg} - F_{\min}} \quad (16)$$

其中, F_i 为加速度计当前误差参数的适应度值, F_{\min} 为当前误差参数的最小值, F_{avg} 为当前误差参数的平均值。若加速度计当前误差参数小于误差参数的平均值, 说明此时浣熊所处位置良好, 误差较小, 应减小步长仔细搜索; 反之, 说明当前误差参数为劣解, 误差较大, 应增大步长到有希望的区域搜索。

3.4 深入开发

随着迭代的进行, 到算法后期加速度计误差参数的步长改变不明显, 易使算法停滞, 无法获得高质量解。为了提高算法的局部开发能力, 经归一化处理之后, 将识别出的加速度计最优误差参数计算出的重力加速度与陀螺仪解算出的旋转矩阵推出的重力加速度的模值之比设为深入开发阈值 m , 在参数辨识过程中, m 的值越接近 1, 说明辨识出的加速度计误差参数就越准确。当 m 较小时, 说明此时最优误差参数为局部最优, 构造高斯变异个体向量 \mathbf{V} 跳出当前位置。

$$m = \frac{\|\mathbf{g}^b(BA_{cc}(t))\|}{\|\hat{\mathbf{g}}^b(t)\|} \quad (17)$$

$$\mathbf{V} = \begin{cases} x_{i,j}^b(t), & 0.5 < m < 1 \\ N\left(\frac{x_{i,j}^b(t) - x_{i,j}^b(t)}{2}, w \cdot |x_{i,j}^b(t) - x_{i,j}^b(t)|\right), & 0 < m < 0.5 \end{cases} \quad (18)$$

其中, $\mathbf{g}^b(BA_{cc}(t))$ 为经识别出的最优误差参数计算出的重力加速度, $x_{i,j}^b(t), x_{i,j}(t)$ 分别为当前最优误差

参数与随机选择的误差参数。

4 实验与分析

4.1 振动台实验

为了验证 MICOA 在线补偿的有效性和优势,设计如图 3 所示振动台实验。将惯性随钻测量单元固定于振动台上(台面涂有磁屏蔽层防止振动台磁干扰),设置其在水平面上上下左右前后振动,振动幅值设置为 1~3 mm,采样频率为 30 Hz,边持续采集数据边对数据在线补偿,统一将种群规模设置为 40,最大迭代次数设置为 800 次,共采集 30 min,选择其中 150 s 的数据进行分析。

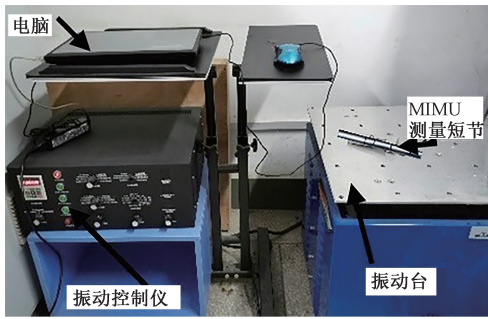


图 3 振动台实验
Fig. 3 Shaking table test

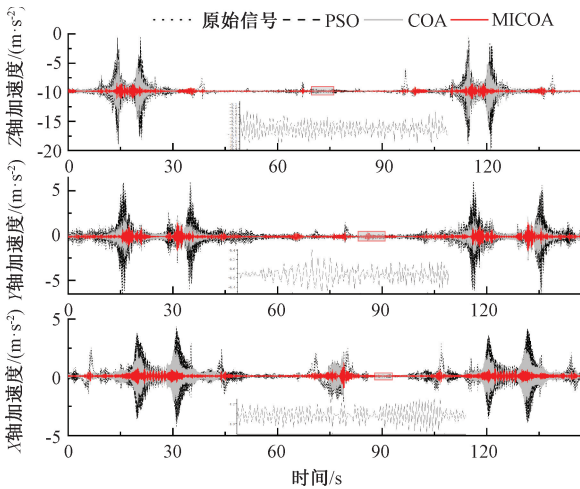


图 4 振动台实验中 X、Y、Z 轴加速度计补偿结果
Fig. 4 Compensation results of X、Y、Z-axis accelerometers in shaking table test

理想情况下,原始信号中 X、Y 两轴输出应为 0 m/s², Z 轴应约为 9.8 m/s²。而图 4 局部放大图中,在非振动频带范围内,加速度计三轴输出都在理想值附近轻微波动,这是由于原信号中含有标度因子等器件误差。在振动频带范围内,X、Y、Z 轴的加速度幅值也偏离了理想值,

并且都存在尖峰与毛刺,这是由于原始信号中除了含有器件误差之外,还包含振动引起的测量噪声。图 4 可以看出,使用粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO) 和 COA 算法对误差参数进行补偿之后,振动频带范围内,加速度计的输出仍然含有部分误差,补偿效果并不明显,而使用 MICOA 算法对误差参数补偿之后,误差明显下降,说明了该算法在振动环境下能够减小误差,验证了算法的有效性。

4.2 模拟钻井实验

如图 5 所示,为了模拟定向垂直钻进,使用大理石、花岗岩和青石组成的混叠地质层模拟真实地质层,把磁性测量单元固定在小型钻机钻杆上,使其随着钻杆旋转。采样频率为 30 Hz,种群规模设置为 40,最大迭代次数设置为 800 次,边持续采集数据边在线补偿,共采集 30 min,选择其中 100 s 的数据进行分析。



图 5 模拟钻进实验
Fig. 5 Simulated drilling experiment

如图 6 所示,原始数据中含有大量毛刺,加速度计三轴的原始信号均偏离了理想值,这表明定向垂直钻井实验的原始信号包含较多的器件误差和随机误差。使用 PSO 和 COA 算法补偿之后,加速度计输出仍然含有部分误差,经 MICOA 补偿之后,加速度计三轴输出误差更小。为进一步分析,将 PSO、COA、MICOA 在线辨识出的加速度计误差参数与采用六位置标定法获得的误差参数真值作对比,结果及算法平均运行时间如表 1 所示。可以看出,使用 PSO 进行参数辨识时,很容易陷入局部最优,运行时间比较长。相比之下,COA 算法收敛速度较快,运行时间较短,但由于初始化随机性较大,搜索边界以及搜索参数固定且受到随机误差的影响,也会陷入局部最优。而 MICOA 通过不断调整搜索边界、改善初始化方式、引入自适应搜索参数以及进行深入开发,不仅增加了加速度计误差参数解空间的多样性,还加快了收敛速度和精度,有一定的实用性。

4.3 实钻实验

为进一步验证 MICOA 算法在实际钻进环境中的实用性与优势,选取焦作某煤矿垂直段钻井进行实钻实验,如图 7 所示。设置采样频率为 60 Hz,边持续采集数据边

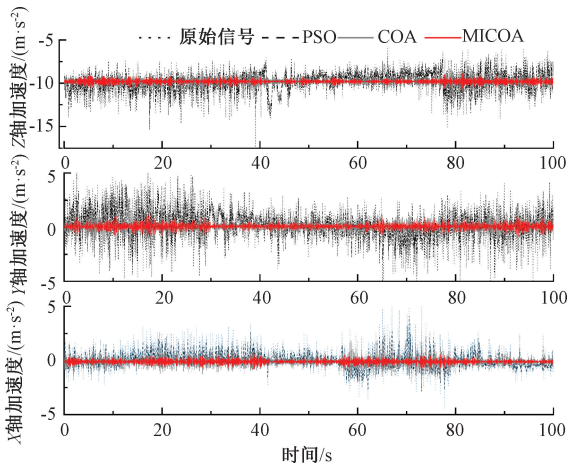


图 6 模拟钻进实验 X、Y、Z 轴加速度计补偿结果

Fig. 6 Simulation drilling experiment accelerometer compensation results for X, Y, and Z axes

表 1 3 种算法对加速度计误差参数的辨识结果

Table 1 Results of the identification of accelerometer error parameters using three algorithms

误差参数	真值	PSO	COA	MICOA
K_{ax}	0.997 2	0.996 3	0.996 8	0.997 0
K_{ay}	1.003 1	0.996 8	1.002 7	1.003 0
K_{az}	1.001 1	0.997 5	1.000 3	1.000 9
I_{axy}	-0.008 3	-0.008 1	-0.008 1	-0.008 3
I_{axz}	0.007 8	0.007 3	0.007 5	0.007 7
I_{ayx}	0.003 5	0.003 0	0.003 2	0.003 5
I_{ayz}	0.002 1	0.002 1	0.001 9	0.002 1
I_{axx}	-0.004 5	-0.003 7	-0.004 1	0.004 3
I_{ayy}	0.003 4	-0.00	0.003 0	0.003 3
b_x	0.011 7	0.011 2	0.011 4	0.011 5
b_y	0.086 9	0.084 9	0.085 3	0.086 6
b_z	-0.013 6	-0.012 9	0.013 1	-0.013 6
平均运行时间/s	/	23.670 0	17.850 0	11.331 0

在线补偿,共采集 30 min 数据,选择其中 8 min 的数据进行分析。同时,将 PSO、COA 和 MICOA 辨识出的加速度计误差参数进行姿态解算,每间隔 30 s 解算一次井斜角,得到井斜角的对比结果,如图 8 所示。井斜角是由选取的垂直钻进数据解算得到的,理论值应该为 0°。但由于加速度计的输出含有标度因子等器件误差和振动引起的误差,导致解算出的井斜角会在 0° 上下波动。由原始数据解算的井斜角保持在 ±1.6° 之间,经 MICOA 补偿之后的井斜角比原始井斜角误差降低了约 62.5%。由此可见,MICOA 在实际钻进环境下非稳态数据较多时依然能保持良好的补偿效果。

为进一步验证 MICOA 算法在不同工况条件下的适用性,设置不同角度(0°, 30°, 45°)钻进实验对比,如表 2 所示。当角度固定时,与前两种算法相比,经 MICOA 补

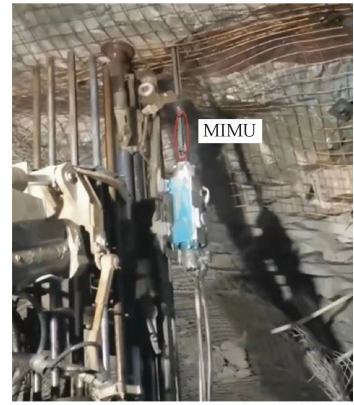


图 7 实际钻进实验

Fig. 7 Actual drilling experiment

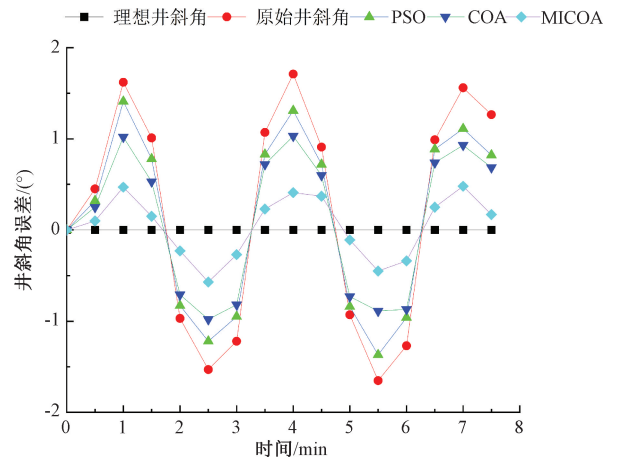


图 8 实钻实验中 3 种算法补偿之后井斜角对比

Fig. 8 Comparison chart of well inclination angles after compensating for three algorithms in practical experiments

偿之后的数据解算出的井斜角均方根误差和标准差均减小。而当角度变化时,MICOA 依然能保持良好的补偿效果,均方根误差与标准差均能保持在 1° 以下。

表 2 不同角度下不同算法补偿之后的均方根误差与标准差

Table 2 Root mean square error and standard deviation after compensating with different algorithms from different perspectives

倾斜角度	评价指标	原井斜角	PSO	COA	MICOA
0°	RMSE	1.77	1.33	1.12	0.64
	SD	1.51	1.18	0.92	0.41
30°	RMSE	1.83	1.35	1.17	0.69
	SD	1.57	1.29	1.08	0.52
45°	RMSE	1.87	1.43	1.30	0.77
	SD	1.61	1.26	1.11	0.58

5 结 论

为解决随钻测量加速度计测量精度低的问题,设计了一种基于磁惯性长鼻浣熊算法的误差在线补偿方法,在 COA 基础上,增加了边界约束、分界点等策略之后,提高了加速度计误差参数的辨识速度与精度,并通过振动台实验、模拟钻进实验以及实钻实验验证了算法的有效性。且在不同角度钻进时仍能提高测量精度,具备一定的工程应用价值。但在强磁干扰以及高温条件下,与磁强计与陀螺仪结合设计出的两个约束条件并不是时刻都有效。因此,下一步的研究重点是如何在上述条件下消除二者影响。

参考文献

- [1] ZHANG X, ZHOU CH L, CHAO F, et al. Low-cost inertial measurement unit calibration with nonlinear scale factors[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 18(2): 1028-1038.
- [2] RU X, GU N, SHANG H, et al. MEMS inertial sensor calibration technology: Current status and future trends[J]. Micromachines, 2022, 13(6): 879.
- [3] 杨金显, 赵淳. 基于 H 模型的随钻振动误差建模[J]. 振动与冲击, 2021, 40(20): 56-62.
YANG J X, ZHAO CH. Vibration error modeling while drilling based on the H model[J]. Vibration and Shock, 2021, 40(20): 56-62.
- [4] ZHAI Z, XIONG X, MA L, et al. A Scale factor calibration method for MEMS resonant accelerometers based on virtual accelerations[J]. Micromachines, 2023, 14(7): 1-13.
- [5] SUN Y, XU X. Calibration of MEMS triaxial accelerometers based on the maximum likelihood estimation method [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2020, 2020(2): 1-10.
- [6] DÜRR O, FAN P, YIN Z. Bayesian calibration of MEMS accelerometers[J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23(12): 13319-13326.
- [7] 杨金显, 蔡纪鹏, 尹凤帅, 等. 随钻测量钻具重力加速度提取方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(10): 145-152.
YANG J X, CAI J P, YIN F SH, et al. Method for extracting gravity acceleration of drilling tools with downhole measurements [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37 (10): 145-152.
- [8] 周泉, 姚敏立, 沈晓卫. 基于支持度的椭球拟合微机械

电子系统加速度计现场标定方法研究[J]. 兵工学报, 2020, 41(1): 68-74.

ZHOU Q, YAO M L, SHEN X W. Research on field calibration method for mems accelerometer based on support ellipsoid fitting [J]. Acta ArmamentarII, 2020, 41(1): 68-74.

- [9] 马一鸣, 陈帅, 王国栋, 等. 基于神经网络的 MIMU 动态误差标定与补偿方法 [J]. 电光与控制, 2022, 29(7): 91-95.
MA Y M, CHEN SH, WANG G D, et al. MIMU dynamic error calibration and compensation based on neural network [J]. Electronics Optics & Control, 2022, 29(7): 91-95.
- [10] QIAO M Y, YAO W H, GAO K F, et al. In-field calibration of triaxial accelerometer based on PE-ANGO [J]. Tm-Technisches Messen, 2024, 91(2): 86-101.
- [11] ZHAO X, JI X, NING L. Accelerometer calibration based on improved particle swarm optimization algorithm of support vector machine [J]. Sensors and Actuators: A. Physical, 2024, 369: 115096, DOI: 10. 1016/J. SNA. 2024. 115096.
- [12] 邹泽兰, 徐祥, 徐同旭, 等. 一种基于改进型自适应遗传算法的 MEMS 三轴加速度计标定方法 [J]. 传感技术学报, 2020, 33(10): 1450-1456.
ZOU Z L, XU X, XU T X, et al. An improved adaptive genetic algorithm for MEMS triaxial accelerometer calibration method [J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2020, 33(10): 1450-1456.
- [13] 戴洪德, 郑伟伟, 郑百东, 等. 基于 IFOA 的 MEMS 加速度计无转台标定 [J]. 北京航空航天大学学报, 2021, 47(10): 1959-1968.
DAI H D, ZHENG W W, ZHENG B D, et al. MEMS accelerometer non-rotating platform calibration based on IFOA [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2021, 47(10): 1959-1968.
- [14] 杨金显, 王赛飞, 申刘阳, 等. 基于 IAO 的随钻 MEMS 加速度计误差参数识别方法 [J]. 中国惯性技术学报, 2023, 31(5): 516-522, 530.
YANG J X, WANG S F, SHEN L Y, et al. Error parameter identification method for downhole MEMS accelerometers based on IAO [J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2023, 31(5): 516-522, 530.
- [15] MOHAMMAD D, ZEINAB M, EVA T, et al. Coati optimization algorithm: A new bio-inspired metaheuristic algorithm for solving optimization problems [J]. Knowledge-Based Systems, 2023, 259, DOI: 10. 1016/J. KNOSYS. 2022. 110011.

- [16] MOHAMAD H A, M. S B S, HAMZA M Z, et al. COA-CNN-LSTM: Coati optimization algorithm-based hybrid deep learning model for PV/wind power forecasting in smart grid applications [J]. *Applied Energy*, 2023, 349, DOI:10.1016/J.APENERGY.2023.121638.
- [17] HOUSSEIN E H, SAMEE N A, MAHMOUD N F, et al. Dynamic coati optimization algorithm for biomedical classification tasks [J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2023, 164: 107237.
- [18] DENG W, MO Y, DENG L. A self-organizing multimodal multi-objective coati optimization algorithm [J]. *Advances in Computer, Signals and Systems*, 2023, 7(7): 17-29.
- [19] DAI M P, ZHANG C X, PAN X, et al. Novel attitude measurement while drilling system based on single-axis fiber optic gyroscope [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2022, 71:1-11.
- [20] SHOKRI-GHALEH H, ALFI A, EBADOLLAHI S, et al. Unequal limit cuckoo optimization algorithm applied for optimal design of nonlinear field calibration problem of a triaxial accelerometer [J]. *Measurement*, 2020, 164: 107963.

作者简介



杨金显(通信作者), 1999~2008 年于哈尔滨工程大学获得学士、硕士和博士学位, 现为河南理工大学教授、博士生导师, 主要研究方向为磁惯性随钻测量。

E-mail: yangjinxian@hpu.edu.cn

Yang Jinxian (Corresponding author)

received his B.Sc. degree and Ph.D. degree from Harbin Engineering University from 1999 to 2008. Now he is a professor and Ph.D. supervisor at Henan Polytechnic University. His main research interests include inertial measurement and its application in MWD, power grid movement and deformation monitoring.



贺紫薇, 2022 年于河南理工大学获得学士学位, 现为河南理工大学在读研究生, 主要研究方向为惯性器件误差补偿研究。

E-mail: 2571155923@qq.com

He Ziwei received her B.Sc. degree from

Henan Polytechnic University in 2022. Now she is a M. Sc. candidate in Henan Polytechnic University. Her main research interest includes inertial device error compensation.