

文章编号 1004-924X(2025)16-2565-13

随钻测量加速度计误差在线补偿方法

杨金显^{1,2}, 蔺钰柯^{1,2*}, 杨潇健^{1,2}

(1. 河南理工大学电气工程与自动化学院, 河南 焦作 454000;

2. 河南省煤矿装备智能检测与控制重点实验室, 河南 焦作 454003)

摘要:针对随钻测量中加速度计测量精度不足的问题,提出了一种基于磁惯性蜜獾算法(Magnetic-Inertial Honey Badger Algorithm, MIHBA)的随钻加速度计在线补偿方法。首先,分析随钻加速度计特性建立误差补偿模型,将误差参数组合为解向量。其次,基于重力加速度方向与模值恒定这一事实基础,设计随钻加速度计误差的目标函数;根据随钻陀螺仪、加速度计和磁强计的输出关系,建立误差约束条件。在蜜獾优化算法(Honey Badger Algorithm, HBA)的基础上提出MIHBA,首先,根据加速度计历史数据与处理结果,反推本次处理后结果分布作为初始值;根据MEMS传感器中陀螺仪、磁强计与加速度计的递推关系,在算法的探索阶段引入信赖域变异策略,增加算法的种群多样性;然后,在算法的开发阶段,对适应度较差的个体采用非线性单纯形法的反射操作,提高收敛精度。设计振动台和实际钻进实验,结果显示MIHBA补偿后井斜角误差的精度提升了大约64.8%,误差绝对值保持在1.43°以内。算法能有效去除加速度计信号中的噪声。

关键词:随钻测量;加速度计;蜜獾优化算法;误差补偿

中图分类号:TN731 文献标识码:A

doi:10.37188/OPE.20253316.2565

CSTR:32169.14.OPE.20253316.2565

Online compensation of accelerometer for measurement while drilling based on MIHBA

YANG Jinxian^{1,2}, LIN Yuke^{1,2*}, YANG Xiaojian^{1,2}

(1. School of Electrical Engineering and Automation, Henan Polytechnic University,
Jiaozuo 454000, China;

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

* Corresponding author, E-mail: 870998184@qq.com

Abstract: To address the issue of insufficient measurement accuracy in downhole measurement-while-drilling (MWD) accelerometers, this paper proposed an online compensation method for MWD accelerometers based on the Magnetic-Inertial Honey Badger Algorithm (MIHBA). Firstly, an error compensation model was established by analyzing the characteristics of MWD accelerometers, with error parameters formulated as a solution vector. Secondly, leveraging the constant magnitude of gravitational acceleration and its direction, a target function for accelerometer errors was designed. Error constraint conditions were es-

收稿日期:2025-03-07;修订日期:2025-06-18.

基金项目:国家自然科学基金(No.41672363);河南省自然科学基金(No.232300421152)

tablished based on the relationship between MWD gyroscope, accelerometer, and magnetometer outputs. The MIHBA was developed from the Honey Badger Algorithm (HBA), incorporating initial values derived from historical accelerometer data and processed outcomes. During the exploration phase, a trust-region mutation strategy was introduced to enhance population diversity, considering the recursive relationships among MEMS sensors. In the exploitation phase, reflection operations inspired by nonlinear simplex methods were applied to poorly adapted individuals, improving convergence precision. Vibration table tests and actual drilling experiments demonstrate that the MIHBA-compensated borehole inclination error accuracy improves by approximately 64.8%, with the error magnitude maintained within 1.43° . The algorithm effectively removes noise from magnetometer signals, significantly enhancing the overall accuracy of MWD accelerometer measurements.

Key words: measurement while drilling; accelerometer; honey badger algorithm; error compensation

1 引言

MEMS (Micro-Electro-Mechanical-System) 磁惯性传感器,因其体积小、稳定性好以及动态性能优异的优势^[1],广泛应用于随钻测量井斜角、工具面角和方位角的实时获取^[2]。在煤炭、石油和地质勘探等旋转导向钻井工具的姿态测量中,井斜姿态角通常采用惯性测量单元获得的重力信号进行解算^[3]。然而井下复杂的工作环境易导致三轴加速度计测量重力信号时受到强震动和强冲击干扰^[4],造成井斜角的解算严重失真,因此降低钻进过程中震动和冲击对加速度计测量值的影响,对于有效提高钻具姿态角解算精度是至关重要的。

当前随钻加速度计的误差补偿工作主要利用现场钻进时获取的随钻测量数据,借助算法精确识别加速度计的误差参数,进而提升重力加速度信号的测量精度。任同群等人^[5]针对某型摆式加速度计研制了一套自动装配系统,来保证惯性器件的品质一致性。于旭东等人^[6]提出了一种基于重复样本的长航时旋转调制方法,实现了惯导系统自标定、自对准状态和导航过程中的旋转路径进行统一。Dürr 等人^[7]则运用了贝叶斯方法来处理不确定噪声的问题,尽管这种方法在加速度计的标定过程中表现优秀,但其标定结果的准确性却受到先验信息的制约。随着智能算法的发展,其中元启发优化算法由于卓越的迁移能力和非线性函数处理能力,成为加速度计数据优化一种有效的可选方法。CUI X^[8]等人建立加速度计的非线性误差模型,通过遗传算法来对加速度

计误差参数进行估计;高爽等人^[9]设计了自适应遗传算法,实现了大批量 MIMU 数据的快速标定;CAI Q 等人^[10]使用粒子群算法 (Particle Swarm Optimization, PSO) 这一种群算法校准加速度计误差参数,而种群算法作为一种元启发算法,基于逼近极限的思想,因此 PSO 可通过粒子位置变动接近模型参数的最优解。但遗传算法存在计算量大、算法复杂且精度较低的问题,同时 PSO 算法面临易陷入局部最优的困境^[11]。因此虽然上述方法都能提高加速度计数据精度,但不完全适用随钻环境下的参数变化。

2022 年 A. F H, H. E H 等人^[12]模拟蜜獾觅食过程,提出蜜獾优化算法 (Honey Badger Algorithm, HBA)。HBA 作为一种种群算法,同样以梯度下降法为骨架与基础,通过模拟蜜獾觅食习惯进一步优化,提升面对复杂模型的求解能力、求解速度及精度。因此, HBA 在继承 PSO 算法对加速度计误差模型一般性求解能力的基础上,实现了更快的求解速度与更高精度,在随钻加速度计约束条件下完成加速度计误差参数目标函数的求解,进而实现参数识别。通过模拟蜜獾在自然界中寻找蜂蜜的觅食行为进行寻优,算法可对应实现误差参数在解空间动态寻找最优参数,其寻优过程分为两个搜索和采蜜两个部分。搜索阶段即蜜獾利用嗅觉和爪子获取食物的过程,其不仅能用灵敏的嗅觉捕捉数值变化剧烈的震动、冲击等加速度干扰误差,更能利用爪子仔细挖掘数值较小、变换缓慢的误差参数。采蜜阶段即局部开发阶段,蜜獾选择覆盖式包围的方法全方位获取食物,同时采用直接追踪食物所在位置

而非缓慢移动自身位置的独特开发策略,最终准确定位加速度计误差参数的最优值。近年来,蜜獾算法被广泛应用于机械臂最优运动规划^[13]以及综合能源系统(IES)的最优动态能量流^[14]等参数优化问题,其有效性得到充分检验。

HBA 凭借其简洁的算法架构与低参数依赖性,在井下动态扰动环境中表现出良好的稳定性与计算效率。其独特的局部深度搜索机制通过密度因子调控全局和局部寻优权重,能够有效适应振动、冲击等非平稳信号的干扰,满足井下复杂工况下实时优化的需求。然而,初始种群随机生成策略难以利用历史重力场分布特征;在迭代过程中,算法对高频振动与脉冲冲击等干扰的敏感性不足;局部开发阶段参数识别的精度过度依赖当前最优个体。这些问题降低了 HBA 在含噪环境下最优解的收敛概率,导致参数解向量易偏离随钻环境下的条件约束,使得算法难以实现加速度计误差参数的准确辨识。

因此,提出一种基于磁惯性蜜獾优化算法(Magnetic Inertia Honey Badger Algorithm, MIHBA)的随钻测量重力信号提取方法。首先建立随钻环境下加速度计的输出特性目标函数,根据随钻陀螺仪、加速度计和磁强计的输出之间的关系建立约束条件。为了进一步提升加速度计误差参数的识别精度,提出一种依据历史数据估算优化结果,并以估算的结果分布作为初始种群生成依据的初始化策略;其次根据三轴陀螺仪和磁强计关于钻具加速度计的递推关系,反推误差参数的全局最优位置,引入信赖域变异策略增加算法的种群多样性,在探索阶段充分挖掘采样数据的潜力;最后在算法的开发阶段,对较差适应度的加速度信号采用非线性单纯形法进行反射操作,进一步提高算法的收敛精度。

2 随钻加速度计误差模型与参数识别

2.1 误差模型

如图 1 所示,在钻井工程中随钻测量筒包含涡轮短节、增速发电短节、变电储能短节、测量短节和信号传输短节^[15]。模块分别封装在测量筒内,以减少压力变化、电磁干扰、井下粉尘等干扰

传感器工作状态,以及防水和防止岩体撞击等损坏器件,此外为了防止温度变化影响钻进设备以及随钻测量精度,设备整体使用水冷降温以保证温度的稳定。



图 1 MIHBA 识别加速度计误差参数的过程

Fig. 1 Process of MIHBA for identifying accelerometer error parameters

在井下钻进过程中,钻齿切削岩石以及钻头与岩石的挤压都会导致钻具整体的震动,因此安装在钻具上的三轴加速度计在测量重力时,易受到震动信号的影响而导致测量的重力加速度精度不足。此外当经过不同成分岩土组成的地面时,由于岩土层的软硬交替,钻具易受到大量冲击,导致加速度计的采样输出存在强度大且时间短的冲击信号,总体表现为尖峰或脉冲的形式,进一步影响测量精度。同时,钻头旋转时会产生离心加速度,钻具的安装以及转速设定、泥浆流动的不均匀、电磁干扰等其他因素造成的测量噪声也会影响加速度计误差参数的最终识别结果。

鉴于各项误差参数的识别精度存在一定的固有限制,所以每一项在识别过程中都有少量误差残留。为解决在分类过程中因过度细化而引发的累积效应干扰整体的识别精度,将除标度因子、非正交误差、零偏误差之外的误差归为测量噪声综合识别。建立随钻加速度计误差补偿模型:

$$a = (K + S + I)a_b + b + \xi, \quad (1)$$

其中: $a = [a_x, a_y, a_z]^T$ 为随钻加速度计采样输出值(单位: g); $a_b = [a_{bx}, a_{by}, a_{bz}]^T$ 为加速度的真实值; $K = \text{diag}[K_{ax}, K_{ay}, K_{az}]$ 为标度因子误差; $S = \begin{bmatrix} 1 & I_{axy} & I_{axz} \\ I_{ayx} & 1 & I_{ayz} \\ I_{azx} & I_{azy} & 1 \end{bmatrix}$ 为安装系数误差; $b = [b_x, b_y, b_z]^T$ 为零偏误差; $\xi = [\xi_x, \xi_y, \xi_z]^T$ 为测量噪声。

可见随钻重力加速度提取的关键在于准确估计零偏、标度因子、安装系数,将其组合为解向量: $A_{cc} = [K_{ax} \ K_{ay} \ K_{az} \ I_{axy} \ I_{axz} \ I_{ayz} \ I_{ayx} \ I_{azx} \ I_{azy} \ b_x \ b_y \ b_z]^T$ 。由随钻加速度计误差补偿模型可知,当识别到最优的 A_{cc} , 可通过式(1)获得真实加速

度 a_b , 因此将非重力加速度解向量 A_{cc} 作为群智能优化算法的解向量。

2.2 目标函数

由于 MEMS 传感器捷联安装, 加速度计测得的重力矢量和磁强计获得的地磁矢量在钻具坐标系上投影的夹角是恒定的^[16], 同时理想情况下测量值与当地地磁模值夹角固定, 依此建立目标函数:

$$f_{\min}(A_{cc}) = \sum_{i=1}^n \left(\left\| \frac{a_b \cdot m}{\|a_b\| \cdot \|m\|} - \frac{G \cdot M}{\|G\| \cdot \|M\|} \right\| \right), \quad (2)$$

其中: m 为磁强计提取的地磁矢量, a_b 为磁惯性蜜獾算法进一步辨识得到的重力加速度数据, M 为测量点地磁数据, G 为测量点重力矢量, n 为测量数据个数。

2.3 约束条件

由于当地重力模值固定, 因此建立地磁数据的模值约束:

$$\|a_g\|^2 = \|G\|^2 = (a_{gx})^2 + (a_{gy})^2 + (a_{gz})^2. \quad (3)$$

在保证磁强计、加速度计以及陀螺仪采样周期相同的情况下, 磁强计 x, y 轴的地磁分量和加速度计 x, y 轴的重力场分量变化规律相同^[17]:

$$\frac{m_{x,y}(i)}{m_{x,y}(i-1)} = \frac{a_{x,y}(i)}{a_{x,y}(i-1)} = \frac{\sin \omega_{x,y} i \Delta(t)}{\sin \omega_{x,y} (i-1) \Delta(t)}, \quad (4)$$

其中: $m_{x,y}$ 为磁强计提取的地磁矢量分量, $a_{x,y}$ 为加速度计得到的重力加速度分量, $\omega_{x,y}$ 为陀螺仪测量角速度, $\Delta(t)$ 为一个固定采样周期时间。

由式(4)可知, 磁强计地磁分量和重力加速度信号分量是同频率的强正相关信号, 使用皮尔逊相关性系数建立参数解向量的约束条件:

$$r_{ag,m} = \frac{\sum_{i=1}^n (m_i - \mu_b)(a_{g,i} - \mu_g)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (m_i - \mu_b)^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^n (a_{g,i} - \mu_g)^2}}, \quad (5)$$

其中: 通过查表即相关系数与相关程度对照表, 设置钻具径切向皮尔逊系数约束阈值 $0.8 < |r_{ag,m}| < 1$, m_i 为磁强计第 i 次采样值, $a_{g,i}$ 为第 i 次采样对应的重力加速度值, μ_b 为 n 次磁强计采样的均值, μ_g 为 n 次重力加速度的均值。

为了实现目标函数与约束条件的联合作用以提高算法效率, 基于惩罚函数法, 使用式(2)的

目标函数与式(5)的约束条件构造代理目标函数在寻优过程中代替原目标函数, 使参数优化过程能够按照约束方向远离不可行域:

$$f'(x) = f(x) + (1 - e^{-i})(1 - r_{ag,m}). \quad (6)$$

3 基于 MIHBA 的加速度计参数识别

3.1 基于 HBA 的加速度计参数识别

利用蜜獾算法对加速度计的误差参数进行辨识, 通过获取合理的误差参数估计值, 以此提高随钻加速度计的测量准确性。

HBA 算法通过当前误差参数解的位置改变量与当前参数解与全局最优解之间的空间距离, 定义气味因子 S 来表示当前区域的探索价值:

$$S = r_2 \cdot \frac{(x_i - x_{i+1})^2}{4\pi d_i^2}, \quad (7)$$

$$d_i = x_{\text{best}} - x_i^t$$

其中: t 为当前迭代次数, x_i^t 为当前第 t 次迭代时第 i 个非重力加速度参数解, x_{best} 为全局最优解, d_i 表示全局最优解与当前参数解的距离。显然参数解的改变幅度越小或与全局最优解的距离越远则表示当前探索区域价值越高, 反之则拥有越强的向全局最优解靠近的倾向。

此外, 算法通过设定密度因子 α 实现从探索到开发阶段的平稳过渡:

$$\alpha = r_1 \cdot \left(\frac{-t}{T_{\max}} \right), \quad (8)$$

其中: T 为当前迭代次数, $T_{\max}$ 为最大迭代次数, r_1 为 $[0, 1]$ 之间的随机数。随着迭代次数 t 的增加, α 的取值范围从 0 逐步减小到 -1, 在此过程中得益于算法的挖掘策略逐步完成对全局最优区域的包围与探索, 即实现包围的行为对位置更新的权重逐步减小; 同时采蜜策略保证算法逐步收敛到全局最优位置, 即靠近当前全局最优时获得的偏移量逐步减小。

虽然 HBA 算法得益于搜索结构和开发方式的独特, 相比其他种群优化算法更加适用于随钻环境中参数的优化, 但是处理加速度计误差参数辨识问题时仍存在如下缺点可进行改进:

(1) 在计算出上下界后, 算法通过随机方法

在上下界即解空间内随机生成误差参数解作为初始化种群,使种群具有随机性,能够在初始情况下从不同的位置出发,将整个可能的解空间探索的更加完整。但是这样会导致探索的难度增大,收敛到较优区域对算法提出了更高的要求,同时也会降低算法的稳定性。因此建立历史重力提取参数解的数据库,通过最大似然估计法对参数解的真实值进行估计,并以其分布作为算法初始值生成依据,以此降低算法寻优的难度,提高参数解的识别精度。

(2) HBA 设计密度因子控制模式之间的转换,使得算法能够适用于随钻过程中复杂、不确定的环境,对冲击加速度造成的尖峰、震动加速度造成的高频变化、离心加速度造成的周期性变化以及其他噪声造成的影响都能在一定程度上进行应对。然而采用随机数进行密度因子的构建,会使开发过程成为随机过程,导致缺乏针对性与主动性,最终无法充分发挥探索能力和开发能力。因此根据随钻磁力计与加速度计的关系,反推加速度计误差参数解的全局最优位置,评估当前搜索区域价值,同时引入信赖域变异策略利用评估的结果引导变异,增加算法的种群多样性,

平衡算法的探索与开发。

(3) 由于加速度计误差模型的最优参数解通常分布在较优的区域,因此算法在迭代后期选择种群中最优参数解作为食物所在位置,保证较优参数解区域的全面覆盖与精细寻优,但种群中适应度较差的个体盲目跟随最优参数解,会放慢算法的收敛速度并降低搜索质量。因此本文结合单纯形法中的反射操作,为采蜜过程即局部开发过程中适应度较差的个体生成反射个体,使得算法能够跳出局部最优,增强算法收敛到全局最优参数解的能力。

据此对 HBA 算法改进后得到 MIHBA 算法,其识别重力提取模型参数的整体过程如图 2 所示。

3.2 基于历史数据的种群初始化

由于原算法采用传统的随机初始化,导致在面对突变数据的多数量级跨度时优化困难,同时带来参数解在约束边界内难以收敛的问题,因此依据加速度计误差来源为井下确定种类干扰的事实基础,提出一种基于历史数据的种群初始化策略。该策略通过建立历史数据库,使 HBA 算法具备基于历史数据的动态感知能力,以此解决

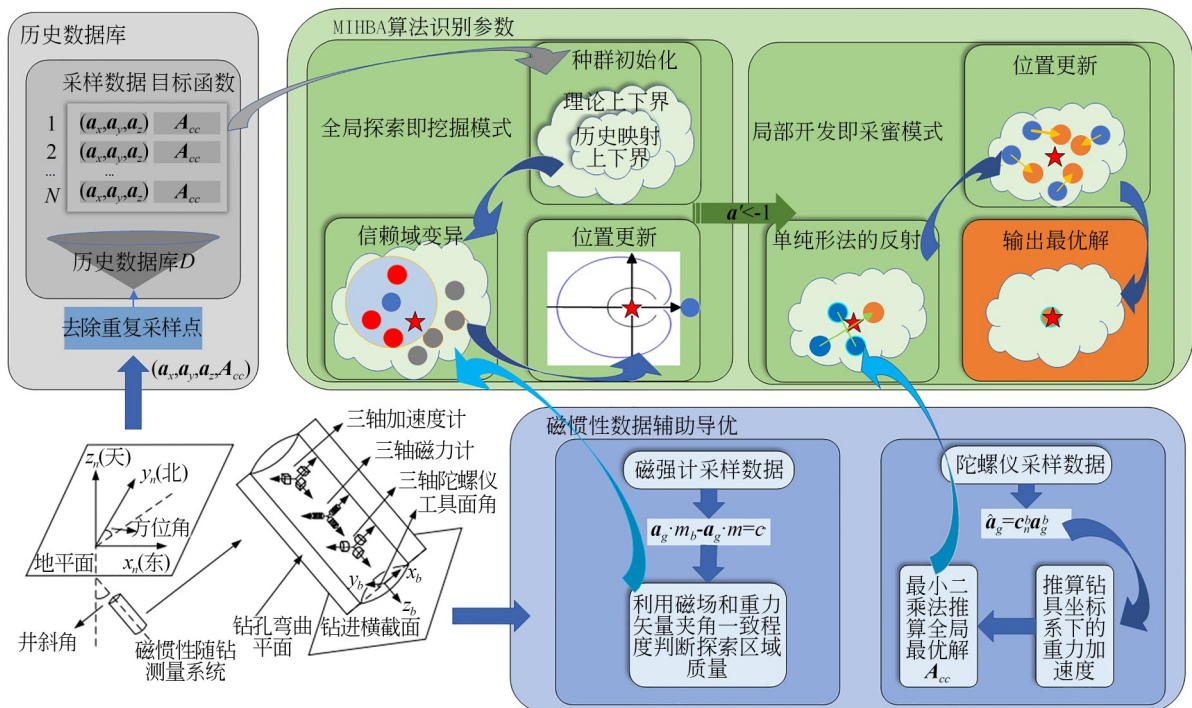


图2 MIHBA 识别加速度计误差参数的过程

Fig. 2 Process of MIHBA for identifying accelerometer error parameters

数据数量级差异导致的初始化位置与最优分布区域的不匹配问题,显著提升了复杂约束条件下的全局优化稳定性。

历史数据库 D 存储算法优化过程中的已采样点参数信息,为随后种群初始化的先验位置计算提供数据支持。在将新采样点 X^* 加入数据库前,需计算其与库内所有采样点的最小欧氏距离 $D_{\min}$:

$$D_{\min} = \min(|X_D - X^*|), X_D \in D. \quad (9)$$

若计算结果低于设定的最小阈值,表明该采样点信息已被历史数据库覆盖而冗余,因此不将其加入数据库 D 中。显然随着优化的进行,历史数据的代表性不断增强,后续初始化的参数解位置将更加准确。

首先利用 t 个已优化的加速度计采样点输出数据 $S_{1:t} = \{X_1, X_2, \dots, X_t\}$ 和对应的参数解最终位置信息 $\Phi^{1:t} = \{\Phi^1, \Phi^2, \dots, \Phi^t\}$ 建立先验函数,然后在当前采样点的数据下建立其后验分布,最终基于当前待采样点的数据信息和优化后的参数解位置信息存在联合高斯分布的假设,利用最大似然估计法得到当前参数解的后验分布:

$$\begin{cases} \mu(X^*|D_t) = k^T (K + \sigma_e^2 I)^{-1} \Phi^{1:t} \\ \sigma^2(X^*|D_t) = k(X^*, X^*)^{-1} - k^T (K + \sigma_e^2 I)^{-1} k \end{cases}, \quad (10)$$

其中: $D_t = \{(X^i, \Phi^i) | i=1, 2, \dots, t\}$ 表示历史数据集;函数 $\mu(X^*|D_t)$ 和 $\sigma^2(X^*|D_t)$ 分别用于计算 X^* 对应目标函数值的均值和方差; σ_e^2 表示噪声方差; I 表示单位矩阵; K 为协方差矩阵,其第 (i, j) 元素 $K_{i,j} = k(X_i, X_j)$; $k^T = [k(X^1, X^*), k(X^2, X^*), \dots, k(X^t, X^*)]$, 协方差函数 $k(X^i, X^j)$ 用于描述 X^i 和 X^j 之间的相似性。

在足够多的数据下,优化后的各次最优参数解服从上述概率参数描述下的正态分布,因此按照计算的当前参数解后验分布进行种群初始化,生成的初始种群服从分布 $x \sim N(\mu, \sigma^2)$ 。

3.3 信赖域变异策略

在加速度计误差参数寻优过程中,虽然包含了全局探索的不同搜索方式,但是由于缺乏探索针对性从而对特定干扰误差的识别缺乏持续性,算法容易存在探索未完成提前脱离探索区域的情况。由于磁强计不受到震动、冲击以及钻头旋转产生的离心加速度等信号的干扰,因此利用磁强计来辅助实现加速度误差参数的识别。

考虑到磁强计与加速度计捷联安装且地磁场矢量与当地重力场矢量倾角为固定值,因此磁强计测量的地磁矢量与加速度计测量的重力矢量的点积为定值,据此对探索阶段的密度因子重新设计:

$$\alpha' = (r_3 - 1) \cdot [1 + \exp(-|a_g \cdot m_b - a_g \cdot m|)] \cdot \frac{t}{T}, \quad (11)$$

其中: r_3 为 $[0, 1]$ 之间的随机数, $m = [m^x, m^y, m^z]^T$ 为磁强计的采样输出, m_b 为当地的地磁场矢量。当磁强计的输出矢量与处理提取的重力加速度矢量倾角和实际磁场及重力场倾角高度一致时,表明重力提取模型的参数解具有较高的质量。相应地,经过重新设计的密度因子会展现出更快的反向增长速度,使得算法对较优的参数区域探索得更加完整。反之由于选取指数函数进行密度因子的重新设计,鉴于指数函数在数轴负半轴区域增长缓慢的特性,因此密度因子的重新设计对参数寻优影响较低。

若 $\alpha' < -1$, 则代表当前的探索区域足够优质,此时应加大搜索力度。因此基于信赖域机制增强算法探索能力:通过计算种群适应度的样本标准差量化加速度计误差参数在种群内的离散程度,并以其标定信赖域半径。此后,仅允许当前参数解个体与其信赖域内相邻个体进行参数交叉操作。该策略将信息交换限制在高性能解邻近区域,加速算法在当前优质区域的收敛效率,从而实现优质搜索空间的深度勘探。

首先,根据式(11)计算参数解 i 与参数解 j 的欧式距离,同理计算当前参数解与种群平均位置的距离,最终依据式(12)计算当前参数解的信赖域半径:

$$d(x_i, x_j) = \sqrt{\sum_{k=1}^n (x_{ik} - x_{jk})^2}, \quad (12)$$

$$R_i = \frac{n \cdot f(x_i)}{\sum_{i=1}^n f(x_i)} \cdot d(x_i, x_c), \quad (13)$$

其中: k 为参数解的维度, x_{ik} 为第 i 个参数解第 k 维的位置, x_c 为当前种群平均位置, $f(\cdot)$ 为适应度函数, R_i 为第 i 个参数解的初始信赖域半径。

根据式(13)的定义,将那些与当前参数解距离小于信赖域半径的其他个体,判定为可信赖个体。随后计算可信赖个体的均值位置 x_c^b :

$$B(x_{bi}) = \{x_{bi} \in x_i | d(x_i, x_{bi}) \leq R_i\}, \quad (14)$$

$$x_c^b = \frac{1}{N_i} \sum_{i=1}^{N_i} x_{bi}, \quad (15)$$

其中, N_i 为第 i 个参数解信赖域内的个体数量。

在HBA算法的挖掘阶段实现种群内信息交流,可提高算法的收敛精度并平衡算法的全局搜索能力与局部搜索能力。因此,引入信赖域变异策略,并结合当前参数解与 x_c^b 的位置信息,生成下一代参数解个体,结合挖掘模式,探索阶段位置更新公式为:

$$\begin{cases} x_i^{t+1} = x_i^t + r_4 \cdot (x_i^t - x_c^b), & \text{if } \alpha' < -1 \\ x_i^{t+1} = x_{\text{best}} + F \cdot S \cdot x_{\text{best}} + F \cdot r_5 \cdot \alpha' \cdot d_i \cdot |\cos(2\pi r_6) \cdot [1 - \cos(2\pi r_7)]|, & \text{else,} \end{cases} \quad (16)$$

其中: t 为迭代次数, x_i^t 表示第 t 次迭代中第 i 个重力提取模型参数解的位置, x_{best} 为全局最优位置, S 为式(6)的气味因子, α' 为式(10)的密度因子, r_4, r_5, r_6, r_7 为 $[0, 1]$ 之间的随机数, F 为控制方向的参数,当 $r_7 > 0.5$ 时取值为1,否则取值为-1。

3.4 单纯形法的反射操作

井下多变的钻进环境中存在多种干扰信号,因此模拟种群游走进行寻优时容易单独依赖某个或某几个维度的最优解,而无法收敛到全局最优解。HBA算法通过模拟蜜獾采蜜的行为,跟随种群中适应度最优的个体完成最终对较优区域的开发,但种群中适应度较差的个体盲目跟踪最优个体进行寻优,会减缓算法的收敛速度同时减少种群的多样性。为解决算法陷入局部最优导致的精度下降问题,借助陀螺仪瞬时精度高的特点,反向推算全局最优位置,同时结合单纯形法为适应度最差的参数解生成反射个体,增加种群多样性从而提升收敛速度。

由于加速度计与陀螺仪捷联安装,因此导航坐标系(n 系)下重力加速度 $\mathbf{a}_g^n$ 通过旋转矩阵 $\mathbf{C}_n^b$ 变换到钻具坐标系(b 系),推算钻具坐标系下的重力加速度为 $\hat{\mathbf{a}}_g$:

$$\hat{\mathbf{a}}_g = \mathbf{C}_n^b \mathbf{a}_g^n, \quad (17)$$

其中: $\mathbf{C}_n^b$ 为旋转矩阵,由陀螺仪的输出通过姿态解算得到, $\mathbf{a}_g^n$ 为导航坐标系下当地重力矢量。利用最小二乘法拟合得到 $\hat{\mathbf{a}}_g$ 在式(1)对应的 $\hat{\mathbf{A}}_{cc}$,同时选择适应度最差的个体 x_w ,适应度第二差的个体 x_i ,同时计算除最差个体外所有参数解个体的中心 o ,定义线性单纯形法的反射操作,个体 x_w 的位置更新公式设计为:

$$o = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N x_i, \quad (18)$$

$$x_w^{t+1} = c + \lambda(c - x_w^t), \quad (19)$$

其中: N 为种群中个体数量, λ 为根据随钻重力模值比,用来控制反射方向和步长的参数,计算方式如式(20):

$$\lambda = \frac{\|\hat{\mathbf{a}}_g\|}{\|\mathbf{a}_g\|} \cdot r_8 \cdot (1 - t/T_{\max}), \quad (20)$$

其中, r_8 为 $[0, 1]$ 之间的随机数。其他参数解个体的位置更新方式为:

$$x_w^{t+1} = x_{\text{best}} + F \cdot r_9 \cdot \lambda \cdot d_i, \quad (21)$$

其中: r_9 为 $[0, 1]$ 之间的随机数, d_i 为当前参数解与全局最优参数解的距离。

3.5 算法计算效率以及标定的步骤

本文实验均采用STM32F104 32位微控制器(Cortex-M3内核72 MHz),其表现出稳定的实时性能,任务平均计算时间为328.5 ms(最坏情况下为7 s),满足随钻测量的计算效率和计算稳定性要求。

实际钻井中,井斜角秒级时间尺度的变化量普遍低于 0.1° ,算法固有延迟对控制精度的影响处于可接受范围。针对潜在数据堆积风险,可通过降低数据冗余度与增强运算效率实现风险控制,具体策略为降采样处理、基于并行计算的硬件加速、以及滑动窗口机制下选择性处理最新数据帧同时剔除历史堆积点。

本文提出MIHBA算法具体时间复杂度如下:

MIHBA的计算量主要由以下过程组成:初始化、适应值计算、信赖域边界计算、单纯形反射策略、位置更新。当种群数为 N 、最大迭代次数为 T 、问题的维数为 D 时,初始化的计算复杂度为 $O(N)$,信赖域边界计算的计算复杂度为 O

($N \times T$), 单纯形反射策略的计算复杂度为 $O(N \times T)$, 记忆最优误差参数的计算复杂度为 $O(N \times T)$, 位置更新的计算复杂度为 $O(N \times T \times D)$, 总的计算复杂度为 $O(N \times (1 + 3T + T \times D))$ 。

与传统的 PSO 算法相比, MIHBA 和 PSO 算法的时间复杂度处于同一级别, 并且 MIHBA 独特全局到局部搜索机制减少了无用的搜索, 更适合 MWD 过程。

基于 MIHBA 算法的 MEMS 加速度计标定的步骤如下:

步骤 1: 从三轴加速度计、陀螺仪和磁力计获取磁场测量数据。设置初始群体大小、最大迭代次数、解空间上下限、解空间维度以及其他相关参数, 以及设置式(2)非线性误差函数为算法目标函数, 定义式(3)、式(5)为算法约束条件。

步骤 2: 根据式(9)计算当前参数解的后验分布, 并根据结果完成基于历史数据的种群初始化。

步骤 3: 根据式(10)计算当前解空间的探索程度, 若探索处于初始阶段, 则依据式(11)~式(14)计算当前参数解的信赖域半径并确定可信赖个体, 获取可信赖个体的平均位置, 并根据式(15)完成位置更新; 反之若处于探索后期, 则通过式(6)计算当前区域的探索价值, 并根据式(15)完成位置更新。

步骤 4: 根据目标函数计算得到个体适应度, 其中最差的个体根据式(16)~式(19)完成单纯形的反射操作来更新位置, 其他个体根据式(20)完成位置更新。

步骤 5: 根据约束条件判断是否找到最优误差参数解, 如果成功, 则输出最佳误差参数, 据此可由 MIHBA 算法最终获得捷联安装的三轴加速度计误差参数, 完成最终标定, 根据式(8)判断本次结果是否加入历史数据库 D 。如果没有, 则返回步骤 4。

三轴捷联安装的加速度计误差参数通过上文步骤进行求解, 具体求解流程如图 3 所示。

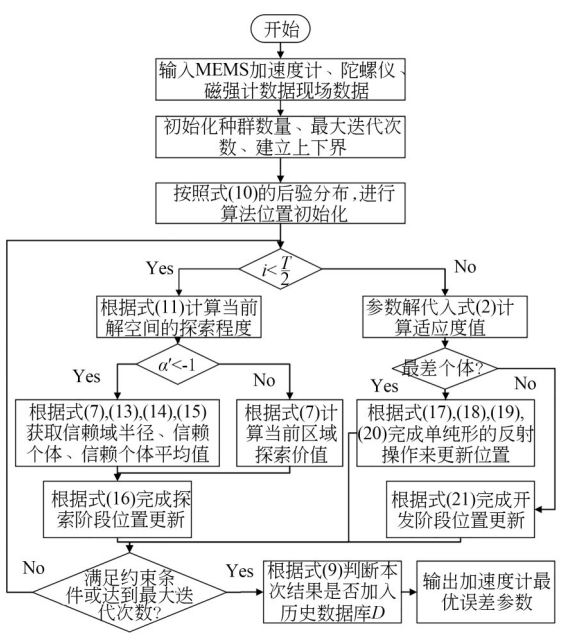


图 3 加速度计误差参数识别流程图

Fig. 3 Flowchart of accelerometer error parameter identification

4 实验与分析

4.1 振动台实验

为检验 MIHBA 算法对随钻加速度计数据的补偿效果, 在北纬 35° , 东经 113° , 地球重力加速度为 9.7966 m/s^2 , 磁场强度为 $52.65 \mu\text{T}$ 的试验场景下进行振动台试验。此时实验场景与下文实钻实验场地同处河南省焦作市, 二者重力数值仅有微小差异, 便于实钻实验方法迁移。将组合有表 1 中传感器的随钻测量短节, 固定在涂有磁屏蔽层的振动台上, 防止振动台上的传感器受到磁干扰。如图 4 所示, 设置其在水平面上左右前

表 1 磁/惯性传感器特性

Tab. 1 Characteristics of the magnetic and inertial sensors

参数	磁强计 (HMC1043)	加速度计 (MS9010)	陀螺仪 (CRG20-02)
量程	$\pm 6 \text{ gauss}$	$\pm 10 \text{ g}$	$\pm 300^\circ/\text{s}$
分辨率	$120 \mu\text{gauss}$	0.1 mg	$0.03125^\circ/\text{s}$
零偏	—	$< 0.25 \text{ mg}$	$4.7^\circ/\text{hr}$
噪声	$50 \text{ nV}/\sqrt{\text{Hz}}$	$0.140 \text{ mg}/\sqrt{\text{Hz}}$	$18 \text{ nV}/\sqrt{\text{Hz}}$
工作温度	$-40 \sim 125^\circ\text{C}$	$-55 \sim 125^\circ\text{C}$	$-4 \sim 105^\circ\text{C}$

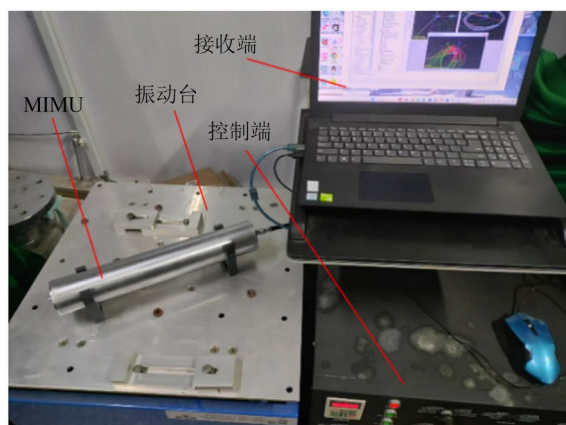


图 4 振动台实验

Fig. 4 Vibration test

后震动,震动幅值设置为 $1\sim 3\text{ mm}$ 。在定向钻井中,振动频率受不同地层特性的影响,其中 $10\sim 40\text{ Hz}$ 范围是许多地质环境中的常见振动频率,许多类型的钻井设备对此频率范围最敏感。因此,选择 $10\sim 40\text{ Hz}$ 的范围作为带宽,仿真这些频率可以更好地评估 MEMS 加速度计在实际应用中的性能,因此输入图 5 中的确定功率谱密度函数,以模拟井下振动和冲击。

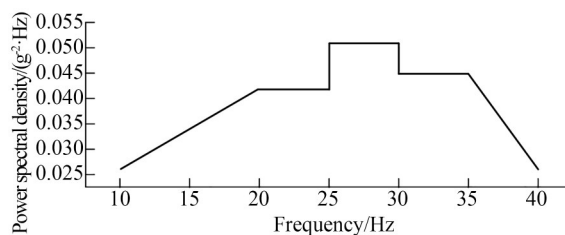


图 5 随机振动功率谱密度

Fig. 5 Random vibration power spectral density diagram

使用 PSO(粒子群算法)、HBA(蜜獾算法)以及本算法 MIHBA 作为对比,设置种群数量 35 迭代次数 2 500,得到 MEMS 加速度计三轴的测量结果。理想情况下,加速度计 X 轴, Y 轴为 0 m/s^2 , Z 轴大约为 9.8 m/s^2 ,然而由图 6 的数据可以看出,由于受到环境影响的随机信号以及器件自身的器件误差,加速度计的三轴输出在理想值附近波动。显然图中数据经过 PSO 和 HBA 算法补偿后,震动频带范围内,加速度计的输出仍然含有部分误差,补偿效果不够明显且不足以用于指导钻进工作,然而使用 MIHBA 算法补偿后,误差明显下降,表明该算法在震动环境下能够减小非重力加速度信号的影响。

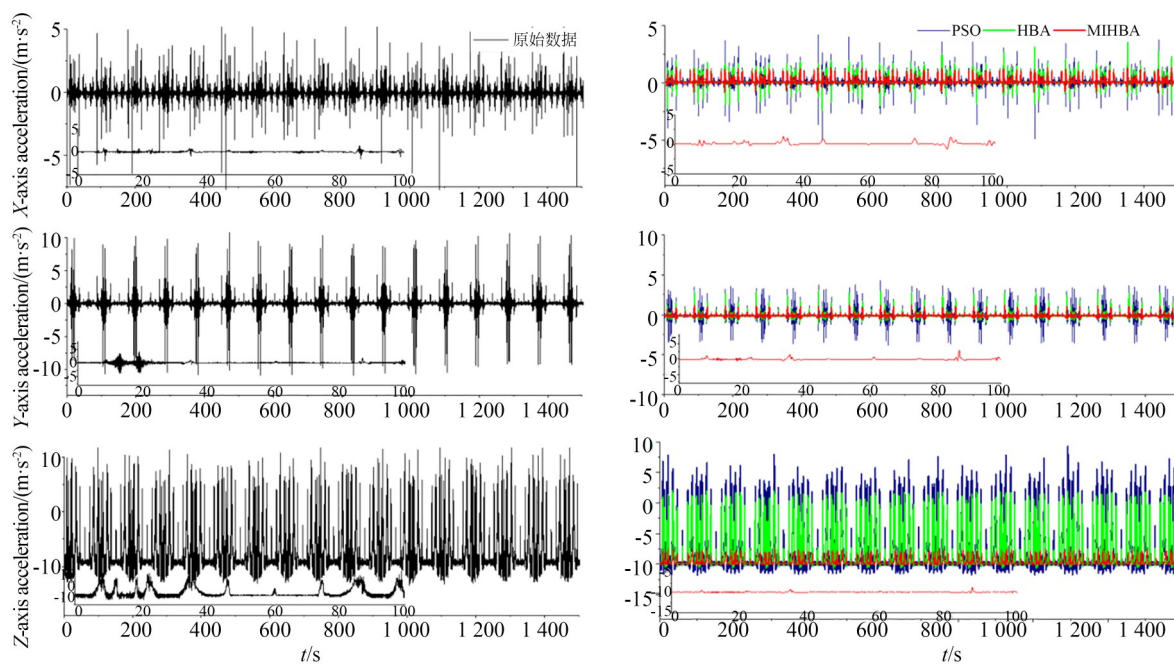


图 6 振动台实验补偿结果

Fig. 6 Compensation performance of vibration table tests

4.2 模拟钻进实验

为了验证本文设计算法在钻进中的有效性,设计如图4所示的模拟钻进实验。首先,按照器件说明校准MWD模块的器件误差,并将其Z轴沿钻杆方向正向安装。利用钻头在大理石和花岗岩制作的模拟地质层中钻进,以模拟随钻环境。其次,将井斜角和工具面角初始值调零,以便进行后续钻进操作。在恒压垂直钻进中,设置钻机转速为10 r/s,采样频率为30 Hz,进行磁场强度、加速度以及角加速度的测量。如图7所示,测量短节被放置于钻具中,钻进过程中每秒进行一次数据采集。实验参数设置为种群规模35、迭代次数2 500。



图7 模拟钻进实验

Fig. 7 Simulated drilling experiment

为了评估不同算法在加速度计误差参数识别中的性能以及不同改进策略对算法的影响,本文根据模拟钻进的数据集进行重力加速度信号的提取,得到如图8所示的适应度收敛曲线。由于钻进过程中存在振动、冲击及离心加速度的复杂干扰,最终导致加速度计测量的重力信号严重失真。PSO算法虽然能够实现重力提取模型的参数识别,但是参数识别精度不足,且相较HBA和MIHBA算法需要很长的运行时间;HBA算法由于缺少以加速度计特性为基础的寻优方法而需要更多的迭代次数。然而MIHBA算法在HBA的基础上进行改进,通过信赖域变异策略增加了种群多样性,实现适应度曲线下降更加平滑,以此增强算法的稳定性;利用历史识别过程映射当前参数识别结果的可能分布,

实现种群的初始化更加具有目的性;以及通过单纯形反射操作增强算法对较优区域的开发程度,提高算法参数识别的精度。因此,MIHBA在算法稳定性和收敛精度两方面都显著优于PSO和HBA。此外,MIHBA算法适应度值下降平滑且最终接近0,表明识别的参数代入式(1)获得的加速度计数值在方向和大小两方面都符合实际。这一结果不仅证明了MIHBA算法的有效性,还为其在随钻测量中的实际应用提供了有力支持。

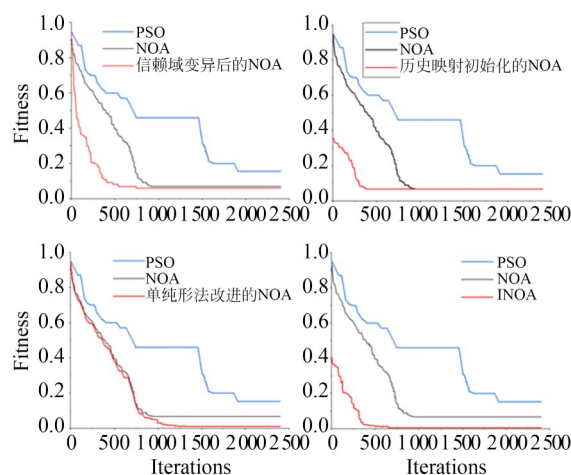


图8 改进策略与适应度收敛曲线

Fig. 8 Improved strategy and fitness convergence curve

为进一步验证MIHBA算法的有效性,设置了不同角度(0° , 30° , 45°)的模拟钻井实验,由于均方根误差RMSE对井下常见的振动和冲击干扰尤为敏感,因此以其作为评价指标。

在计算井斜角时,还采用了处理MWD倾角数据时传统方法中的互补滤波算法作为对比方法。为更好地适应井下钻探环境中惯性传感器的数据特性,本研究采用Soo Y. S.^[18]提出的一种增强型互补滤波算法。该算法针对井下条件进行了专门优化。本文严格遵循其计算流程实施实验,以实现加速度计的低频稳定性与陀螺仪的高频响应之间的最优融合。需要注意的是,在角速度超过 $3^\circ/\text{s}$ 时,算法优先使用陀螺仪数据,以抑制陀螺漂移和加速度计噪声。

如表2所示,与PSO, HBA和互补滤波器算法相比,MIHBA算法保持了优越的性能,其均方根误差(RMSE)误差始终低于 1° 。

表 2 不同角度模拟钻孔比较
Tab. 2 Different angle simulation drilling comparison

井斜角	原始数据 RMSE	PSO RMSE	HBA RMSE	互补滤波 RMSE	MIHBA RMSE
0°	2.6	1.8	1.4	1.4	0.9
30°	2.6	1.9	1.5	1.4	1.0
45°	2.6	1.8	1.4	1.4	0.9

4.3 实际钻进实验

为验证 MIHBA 在实际钻进环境中对于加速度计误差补偿的实用性和有效性,选取焦作某矿井,在 200 m 深岩巷进行实钻实验,如图 9 所示,将随钻测量短节固定在钻杆上。设置采样频率为 30 Hz,采集 30 min 数据,并选择其中 8 min 数据,使用 PSO,HBA 和 MIHBA 进行重力提取,每隔 30 s 解算一次井斜角和工具面角。经过 MIHBA 解算的角度比原始数据误差降低了大约 64%。由此可见,MIHBA 在实际钻进环境下非稳态数据较多时依然能有良好的补偿效果。



图 9 钻进实验
Fig. 9 Drilling experiment

如图 10 所示,三轴加速度计采样输出的波动范围很大,表明原始信号中含有大量震动和冲击等因素产生的干扰误差。使用算法进行误差补偿后,可发现加速度计原始数据中存在大量毛刺和尖峰,井斜角解算结果将会不够令人满意;经过 HBA 对数据进行处理后,明显得到了优化,但仍与工程应用中对加速度信号的要求精度有所差距;最终经过 MIHBA 进行误差补偿后,三轴的加速度输出稳定在较为理想的范围内。通过对比,显然 MIHBA 补偿的加速度信号更加接近真实值,因此其解算的倾斜角也更加接近真实值,进一步验证了本文算法的有效性。

通过对比分析,MIHBA 补偿后的重力加速度信号与真实值最为接近,验证了其在复杂钻进环境下对加速度计误差参数的准确辨识能力。

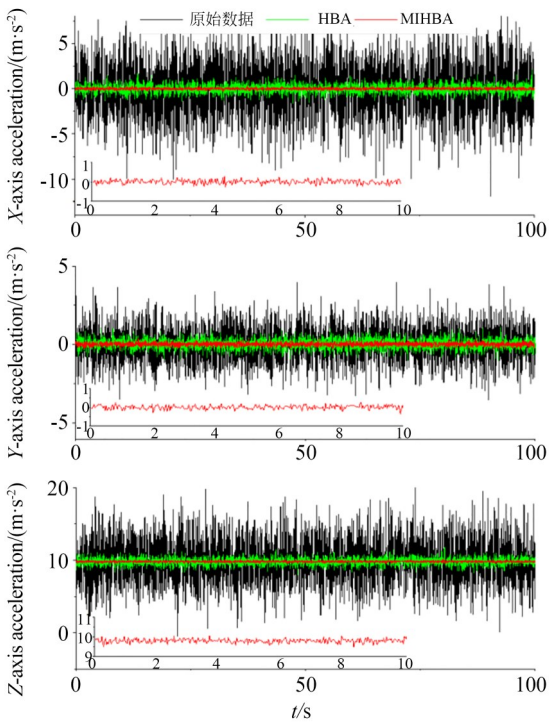


图 10 实际钻进数据
Fig. 10 Actual drilling data

可见通过合理的初始化方法和位置更新策略,算法的稳定性以及误差精确程度都有相当程度的提升,改进后的 MIHBA 算法更加适合加速度计误差参数的识别过程。

从图 11 的对比结果可以看出,原始数据计算的井斜角误差并未趋于稳定,且整体误差值较大,这表明实际钻井环境中产生的噪声信号比实验室环境更为严重,导致加速度计的输出值存在较大偏差。通过对比 MIHBA 算法补偿数据后得到的钻具井斜角与原始井斜角和经过互补滤波处理数据后得到的井斜角,可以发现 MIHBA 补偿后的井斜角更加稳定,误差与传统互补滤波算法相比降低约 40%,且分布在静态解算的井斜角(可近似视为当前采样点的真实井斜角)附近。原始数据解算的井斜角误差平均值仍为 24.71°,

而经过 MIHBA 处理后,绝对误差保持在 1.43° 以内。结合表 3,MIHBA 算法的均方根误差和标准差误差指标分别为 0.903 3 和 0.897 2,优于未改进前原 HBA 算法的 1.563 8 和 1.512 7,可以证明该算法能够有效指导钻机的钻进过程。

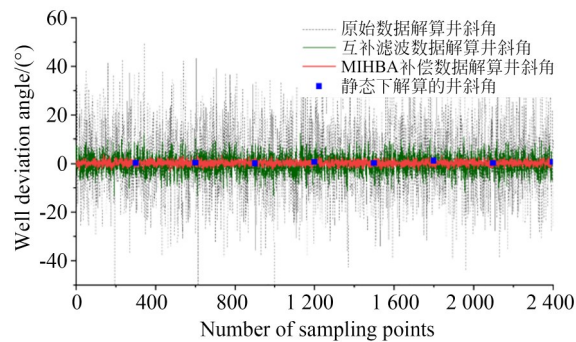


图 11 重力解算并斜角结果

Fig. 11 Well deviation angle from gravimetric processing

表 3 均方根和标准差误差

Tab. 3 Root mean square error and standard deviation error

算法	标准差误差/ μT	均方根误差/ μT
HBA	1.563 8	1.512 7
MIHBA	0.903 3	0.897 2

参考文献:

[1] 高阳,贾佳,孟琳,等. MEMS 速率陀螺仪力平衡控制回路相位误差分析与验证[J]. 光学精密工程, 2024, 32(20): 3059-3070.
GAO Y, JIA J, MENG L, *et al.* Analysis and verification of phase error in force balance control loop of MEMS rate gyroscope [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2024, 32(20): 3059-3070. (in Chinese)

[2] 张福斌,王凯,廖伟飞,等. 激光雷达/MEMS IMU/里程计紧组合导航算法[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(7): 139-148.
ZHANG F B, WANG K, LIAO W F, *et al.* Lidar/MEMS IMU/Odometer integrated tightly navigation algorithm [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2022, 43(7): 139-148. (in Chinese)

[3] RU X, GU N, SHANG H, *et al.* MEMS inertial sensor calibration technology: current status and future trends[J]. *Micromachines*, 2022, 13(6): 879.

[4] 王忠宾,司垒,顾进恒,等. 基于无线电磁传输的

5 结 论

通过振动台实验测试算法可靠性,同时模拟钻进过程,最终验证了本文设计算法在处理随钻环境下重力信号提取的适应性以及有效性。振动台实验过程中,经过改进的蜜獾算法在重力信号提取时,能够根据历史数据评估大致的分布区域,在迭代过程中逐步更正与完善数据库,以确保数据库的质量,加快算法运行速度,最终有效地提高磁强计精度。实际钻进中 MIHBA 通过历史数据驱动的初始化和信赖域变异策略,解决了传统优化算法在复杂环境下的局部最优问题,收敛速度提升 25%,精度提高 64.8%。随后我们将进一步对煤炭开采、无沟槽作业以及中等深度的非石油钻探等钻井环境的复杂工况进行研究与适应,在满足各种精度和状态的井下随钻测量后扩展其他应用场景。

作者贡献声明:

杨金显:测量方法的提出;
蔺钰柯:测量实验的设计及数据整理和分析,论文构思和撰写;
杨潇健:论文审核与编辑。

防冲钻孔机器人钻进轨迹随钻测量方法[J]. 煤炭科学技术, 2024, 52(9): 220-237.
WANG Z B, SI L, GU J H, *et al.* Drilling trajectory measurement method while drilling for drilling robot for rockburst prevention based on wireless electromagnetic transmission [J]. *Coal Science and Technology*, 2024, 52(9): 220-237. (in Chinese)

[5] 任同群,吴晗,蒋锐锋,等. 某型摆式加速度计自动盖总成装配系统[J]. 光学精密工程, 2024, 32(18): 2772-2782.
REN T Q, WU H, JIANG R F, *et al.* Automatic cover assembly system for a certain type of pendulum accelerometer[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2024, 32(18): 2772-2782. (in Chinese)

[6] 于旭东,李鼎,高立夫,等. 长航时旋转调制惯导系统试验测试评估[J]. 光学精密工程, 2023, 31(17): 2525-2533.
YU X D, LI D, GAO L F, *et al.* Test and evaluation of long-endurance rotary modulation inertial navigation system[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2023, 31

- (17): 2525-2533. (in Chinese)
- [7] DÜRR O, FAN P Y, YIN Z X. Bayesian calibration of MEMS accelerometers [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2023, 23(12): 13319-13326.
- [8] CUI X L, LIU C L, SHI G Y, *et al.* A new calibration method for mems accelerometers with genetic algorithm [C]. 2017 *IEEE International Conference on Real-time Computing and Robotics (RCAR)*. July 14-18, 2017, Okinawa, Japan. IEEE, 2017: 240-245.
- [9] 高爽, 张若愚. 基于自适应遗传算法的 MEMS 加速度计快速标定方法 [J]. 北京航空航天大学学报, 2019, 45(10): 1982-1989.
- GAO S, ZHANG R Y. Rapid calibration method of MEMS accelerometer based on adaptive GA [J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2019, 45(10): 1982-1989. (in Chinese)
- [10] CAI Q Z, SONG N F, YANG G L, *et al.* Accelerometer calibration with nonlinear scale factor based on multi-position observation [J]. *Measurement Science and Technology*, 2013, 24 (10) : 105002.
- [11] WANG D S, TAN D P, LIU L. Particle swarm optimization algorithm: an overview [J]. *Soft Computing*, 2018, 22(2): 387-408.
- [12] HASHIM F A, HOUSSEIN E H, HUSSAIN K, *et al.* Honey Badger Algorithm: New metaheuristic algorithm for solving optimization problems [J]. *Mathematics and Computers in Simulation*, 2022, 192: 84-110.
- [13] 黄成, 王涛, 许家忠. 基于混合蜜獾算法的机械臂最优运动规划方法 [J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(4): 234-247.
- HUANG C, WANG T, XU J Z. Optimal motion planning method of manipulator based on hybrid honey badger algorithm [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2024, 45(4): 234-247. (in Chinese)
- [14] 程前, 张雪霞. 计及状态量平均超限比的综合能源系统动态能量流双层优化 [J]. 电力自动化设备, 2025, 45(1): 76-83.
- CHENG Q, ZHANG X X. Two-layer optimization of dynamic energy flow in integrated energy system considering average overlimit ratio of state variable [J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2025, 45(1): 76-83. (in Chinese)
- [15] 苏义脑, 窦修荣. 随钻测量、随钻测井与录井工具 [J]. 石油钻采工艺, 2005, 27(1): 74-78, 85.
- SU Y N, DOU X R. Measurement while drilling, logging while drilling and logging instrument [J]. *Oil Drilling & Production Technology*, 2005, 27 (1): 74-78, 85. (in Chinese)
- [16] DAI M P, ZHANG C X, PAN X, *et al.* A novel attitude measurement while drilling system based on single-axis fiber optic gyroscope [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2021, 71: 9500311.
- [17] 杨金显, 杨闯, 蒋志涛, 等. 磁/惯性组合的钻具重力信息自适应提取 [J]. 煤炭学报, 2017, 42 (12): 3331-3337.
- YANG J X, YANG C, JIANG Z T, *et al.* Adaptive extraction of gravity information for drilling tool with magnetic and inertial integrated system [J]. *Journal of China Coal Society*, 2017, 42 (12): 3331-3337. (in Chinese)
- [18] SUH Y S. Attitude estimation using inertial and magnetic sensors based on hybrid four-parameter complementary filter [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2020, 69 (7) : 5149-5156.

作者简介:



杨金显(1980—),男,博士,教授,博士生导师,1999~2008年于哈尔滨工程大学获得学士、硕士和博士学位,现就职于河南理工大学,主要研究方向为MEMS惯性测量及在随钻、电网舞动和变形监测中的应用研究。E-mail: yangjinxian@hpu.edu.cn