

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2514272

基于 ICGO-RELM 的测斜仪磁干扰误差补偿方法

梁家豪,程为彬,胡少兵,王弋文,张夷非

(长江大学地球物理与石油资源学院 武汉 430100)

摘要:井下测斜仪在地磁场测量过程中易受钻具磁化、井壁环境及外部电磁噪声等多种因素的干扰,从而导致钻具方位角解算产生显著误差。现有的多测点分析法能够对磁干扰进行一定程度的补偿,但补偿后的方位角仍存在明显的非线性特征,难以满足高精度井下测量需求。故提出一种基于改进混沌博弈优化(ICGO)的正则化极限学习机(RELM)误差补偿方法。首先,利用多测点分析法完成磁干扰的初步校正;随后构建了以三轴加速度计与磁力计数据为输入、校正残差为输出的 CGO-RELM 补偿模型,并与基于粒子群优化(PSO)和遗传算法(GA)的 RELM 模型进行对比。针对原始 CGO 算法中种群多样性不足、陷入局部极值的问题,进一步引入混沌、高斯、小波这 3 种随机种子变异方式,并提出三阶段融合策略以提升全局搜索能力和收敛效率。实验表明,所提出的 ICGO-RELM 方法在拟合性能与泛化精度上均显著优于对比算法。与传统 RELM 模型相比,方位角的平均绝对误差(MAE)和均方根误差(RMSE)分别降低 94.1%和 93.1%,决定系数提升至 0.999 4。结果验证该方法对非线性误差具有显著抑制效果,从而提高井下方位角解算精度,为复杂井下环境下的轨迹控制与随钻测量提供了一种可靠的技术途径。

关键词:校正;误差补偿;混沌博弈优化算法;极限学习机

中图分类号: TH763

文献标识码: A

国家标准学科分类代码: 460.40

Compensation of magnetic interference error of inclinometer based on ICGO-RELM

Liang Jiahao, Cheng Weibin, Hu Shaobing, Wang Yiwen, Zhang Yifei

(College of Geophysics and Petroleum Resources, Yangtze University, Wuhan 430100, China)

Abstract: Downhole inclinometers are susceptible to interference from various factors during geomagnetic field measurements, including drill tool magnetization, the borehole environment, and external electromagnetic noise. This can lead to significant errors in the drill tool azimuth angle calculation. Existing multi-point analysis methods can compensate for magnetic interference to a certain extent. However, the compensated azimuth angle still exhibits significant nonlinear characteristics, making it difficult to meet the requirements of high-precision downhole measurements. Therefore, this article proposes a regularized extreme learning machine (RELM) error compensation method based on improved chaotic game optimization (ICGO). First, a multi-station analysis method is used to perform preliminary correction for magnetic interference. Subsequently, a CGO-RELM compensation model is formulated, which uses triaxial accelerometer and magnetometer data as input and outputs correction residuals. The model is compared with RELM models based on particle swarm optimization (PSO) and genetic algorithms (GA). To address the problems of insufficient population diversity and local extrema in the original CGO algorithm, three random seed mutation methods, including chaos, Gaussian, and wavelet, are introduced. A three-stage fusion strategy is proposed to improve global search capability and convergence efficiency. Experiments show that the proposed ICGO-RELM method significantly outperforms competing algorithms in both fitting performance and generalization accuracy. Compared with the traditional RELM model, the mean absolute error (MAE) and root mean square error (RMSE) of azimuth angles are reduced by 94.1% and 93.1%, respectively, and the coefficient of determination is increased to 0.999 4. These results demonstrate that this method significantly suppresses nonlinear errors, improving downhole azimuth angle solution accuracy and providing a reliable technical approach for trajectory control and measurement while drilling in complex downhole environments.

Keywords: correction; error compensation; chaotic game optimization algorithm; extreme learning machine

0 引言

随钻测量(measurement while drilling, MWD)技术通过在钻进过程中实时获取钻头的姿态参数,为井下钻具的轨迹控制提供关键信息,从而保障井眼轨迹能够按照设计要求实现连续监测与精确调整^[1]。然而,复杂的井下环境对测量器件的可靠性提出了严苛挑战。除传感器固有误差外,周围铁磁物质与钻具金属构件引起的磁干扰易导致微电子机械系统(micro-electro-mechanical systems, MEMS)磁力计输出发生偏差,进而使方位角解算失真^[2-3]。为此,需要对磁力计误差进行补偿,以提升方位角解算的准确性,为 MWD 系统提供更加可靠的数据支撑^[4-5]。

现有磁力计校正技术大体可分为3类。第1类是基于物理场标量约束的方法,其中椭球拟合算法(ellipsoid fitting, EF)和点积不变性方法(dot product invariance, DPI)是应用最为广泛的代表。EF 通过对测量数据进行椭球建模并解算误差系数,可补偿比例因子、零偏和非正交误差,具有计算简便和实时性好的优点,但在缺乏外部参考时难以完整辨识全部12个误差参数^[6-8]。DPI 则利用加速度计、磁力计测得的物理场矢量在不同姿态下点积保持不变的特性进行校正,无需额外参考信息,能够有效补偿传感器之间的对准误差^[9-10]。

第2类方法通过引入外部参考源,在贝叶斯框架下实现多源传感器的联合校正。该类方法将误差参数与导航状态同时建模为变量,以外部观测作为强约束,利用扩展卡尔曼滤波、互补滤波以及零相位滤波等算法进行估计与不确定度量化^[11-12]。由于能够充分融合多源信息,这类滤波方法在非线性和抗干扰性方面表现突出,可实现基于真实轨迹的全局一致校准,显著提高磁力计在复杂环境下的标定精度^[13-14]。

最后,随着人工智能技术的快速发展,基于机器学习的磁力计误差补偿方法逐渐成为研究热点,并展现出优于传统方法的非线性建模与自适应能力。Hezel^[15]在2020年训练了240个不同的神经网络模型,将地磁测量的相对标准误差从47 nT显著降低至5 nT,但其超参数选择存在较大难度。Oh等^[16]提出一种人工神经网络模型融合地磁与惯性传感器数据,有效将方位角误差控制在1°以内,但模型性能依赖于高质量的数据集。张宇等^[17]利用神经网络建立非线性干扰补偿模型,以18项补偿参数作为输入特征、干扰磁场值作为输出特征进行学习,能够有效提升磁补偿精度,但网络结构相对复杂。

综上所述,尽管神经网络方法具有较强的非线性建模能力,但往往面临模型结构复杂、超参数敏感性强以及

对大规模数据集依赖显著等问题。为克服这些局限性,选择极限学习机(extreme learning machine, ELM)作为建模框架。ELM 属于单隐层前馈神经网络,具有结构简单、参数量少、训练速度快的优势。然而,ELM 在小样本条件下易产生过拟合,限制了其在实际工程中的推广。在改进的极限学习机(regularized extreme learning machine, RELM)训练阶段创新性地引入混沌博弈优化(chaos game optimization, CGO)算法,以增强参数寻优能力并提升模型鲁棒性。并针对原始 CGO 算法中种群多样性不足的问题,进一步结合混沌、高斯和小波这3种随机种子变异方式,提出改进的混沌博弈优化算法(improved chaos game optimization, ICGO),以显著改善模型的拟合性能与泛化能力。结果表明,所构建的 ICGO-RELM 训练模型能够利用小样本数据实现稳定的磁异常补偿,在复杂井下环境中显著提升方位角解算的精度与鲁棒性。

1 多测点磁方位校正原理

1.1 方位角测量原理

在随钻测量系统中,通常在仪器坐标系的3个正交轴方向上分别安装三轴加速度计和磁力计^[18-19],构成基本的随钻测量系统,如图1所示^[5]。

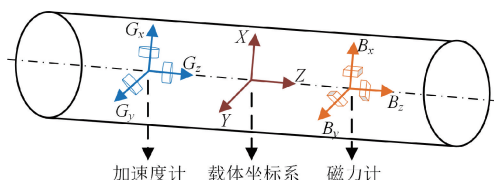


图1 随钻测斜仪示意图

Fig. 1 Diagram of the inclinometer while drilling

以北西天地理坐标系为例,根据重力场和地磁场在载体坐标系下的投影关系,采用右手坐标系进行欧拉旋转,得到三轴磁传感器测量值与3个姿态角之间的解算关系^[20],即:

$$\begin{cases} I = \arccos(G_z / \sqrt{G_x^2 + G_y^2 + G_z^2}) = \\ \arcsin(\sqrt{(G_x)^2 + (G_y)^2} / \sqrt{G_x^2 + G_y^2 + G_z^2}) \\ T = -\arctan(G_y/G_x) = -\sin(G_x/g \sin I) = \\ \pi - \arcsin(G_y/\sin I) \\ A = \arctan(-B_x \cdot \sin T + B_y \cdot \cos T / \\ \cos I (B_x \cos T + B_y \sin T) - B_z \sin I) \end{cases} \quad (1)$$

其中, $G_i(i=x, y, z)$ 和 $B_i(i=x, y, z)$ 分别表示在重力场和地磁场下的三轴加速度计和三轴磁力计在 x, y, z 轴上的理想测量值, A, I, T 分别为方位角、井斜角、重力工具面角^[21]。

1.2 多测点分析法原理

Brooks 提出多测点分析法的基本原理:通过求解 $V =$

$\sum_{i=1}^N [(B_{hi} - B_{href})^2 + (B_{vi} - B_{vref})^2] / (N - 1)$ 最小情况下的 ε_x 、 ε_y 、 ε_z 的值来获得磁场校正值得^[22]。

$$\begin{cases} B_{xcorri} = B_{xmeasi} - \varepsilon_x \\ B_{ycorri} = B_{ymeasi} - \varepsilon_y \\ B_{zcorri} = B_{zmeasi} - \varepsilon_z \end{cases} \quad (2)$$

$$B_{vref} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N B_{vi} \quad (3)$$

$$B_{href} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N B_{hi} \quad (4)$$

$$B_{vi} = \frac{B_{xi} G_{xi} + B_{yi} G_{yi} + B_{zcorri} G_{zi}}{\sqrt{G_{xi}^2 + G_{yi}^2 + G_{zi}^2}} \quad (5)$$

$$B_{hi} = \sqrt{B_{xi}^2 + B_{yi}^2 + B_{zcorri}^2 - B_{vi}^2} \quad (6)$$

$$V = \frac{1}{N - 1} \sum_{i=1}^N [(B_{hi} - B_{href})^2 + (B_{vi} - B_{vref})^2] \quad (7)$$

式中: B_{xmeasi} 、 B_{ymeasi} 、 B_{zmeasi} 是磁力计在第 i 个测点磁场信号分量; B_{xcorri} 、 B_{ycorri} 、 B_{zcorri} 是磁力计三轴校正后的磁场值; G_{xi} 、 G_{yi} 、 G_{zi} 是加速度计在第 i 个测点的分量; B_{hi} 、 B_{vi} 分别是组成地磁场的垂直分量和水平分量; B_{href} 、 B_{vref} 分别是所有测点垂直分量和水平分量的参考值; ε_x 、 ε_y 、 ε_z 为 x 、 y 、 z 轴的干扰磁场值。

2 磁方位误差补偿算法

2.1 正则化极限学习机

极限学习机是一种单隐层前馈神经网络算法,学习速度快、泛化性能好。其在学习过程中随机生成网络权值和阈值,只需计算输出矩阵和输出权值,就能达到最佳效果^[23],其网络结构图如图2所示。

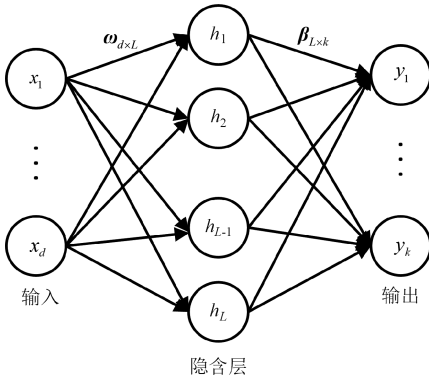


图2 极限学习机网络结构

Fig. 2 Extreme learning machine network architecture

将测斜仪的三轴加速度计输出和三轴磁力计输出作为极限学习机的输入层 x_d ($d=6$), 输出层 y_k ($k=1$) 为多测点分析法计算出的校正误差值。输入层的6个结点通过随机初始化的权值矩阵 $\omega_{d \times L}$ 与隐藏层的 L 个神经元相连接, 隐藏层的每个神经元的激活输出为 h_i ($i=1, 2, 3, \dots, L$), 具体由激活函数来决定。该方法的激活函数使用 sigmoid 激活函数, 公式如式(8)所示。

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (8)$$

由于传统的极限学习机在处理小样本或噪声较大数据时, 容易出现泛化能力不足或过拟合等问题, 正则化极限学习机在输出权重的求解过程中引入了 L2 正则化项, 通过最小化模型误差与权重范数的加权和, 从而在保证拟合精度的同时有效抑制模型复杂度, 提升其鲁棒性与泛化性能。优化后 RELM 的目标函数为:

$$\min_{\beta} \|H\beta - T\| + \lambda \|\beta\| \quad (9)$$

其中, H 为隐藏层输出矩阵, β 为输出权重, λ 为正则化参数, T 为训练集的真实输出。

2.2 改进混沌博弈优化算法

混沌博弈优化算法是一种新型元启发式算法, 其主要概念基于混沌理论, 通过分形和混沌博弈的概念来构建 CGO 算法的数学模型。类似于大多数的元启发式算法, CGO 也是基于候选解实现随机变异和选择进行优化的解。这些候选解代表谢尔宾斯基三角形内的一些合格种子, 并且将谢尔宾斯基三角形作为候选解的搜索空间。这些种子根据当前状态和其他种子的状态来选择最优的寻优路线, 并且更新自身状态, CGO 算法的数学模型^[24]为:

$$X = \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \vdots \\ X_i \\ \vdots \\ X_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1^1 x_1^2 \cdots x_1^j \cdots x_1^d \\ x_2^1 x_2^2 \cdots x_2^j \cdots x_2^d \\ \vdots \\ x_i^1 x_i^2 \cdots x_i^j \cdots x_i^d \\ \vdots \\ x_n^1 x_n^2 \cdots x_n^j \cdots x_n^d \end{bmatrix}, \quad i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, d \quad (10)$$

其中, n 是搜索空间内合格种子的数量, d 表示这些种子的维度。初始值是在搜索空间中随机确定的, 即:

$$x_i^j(0) = x_{i,\min}^j + \text{rand}(x_{i,\max}^j - x_{i,\min}^j), \quad i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, d \quad (11)$$

其中, $x_i^j(0)$ 代表合格种子的初始位置, $x_{i,\min}^j$ 和 $x_{i,\max}^j$ 是第 i 个候选解的第 j 个决策变量的最小和最大允许值, rand 是区间 $[0, 1]$ 范围的随机数。

优化过程的基本原理是通过在搜索空间建立一个临时的三角形, 在三角形的3个顶点上使用3个单独的种子来实现位置的更新。搜索空间的临时三角形如图3所示。其三角形的3个顶点分别是搜索空间内目前状态的

最优候选解 GB 、随机选择的初始合格点的平均值 MG_i 以及第 i 个合格种子的候选值 $X_i^{[25]}$ 。

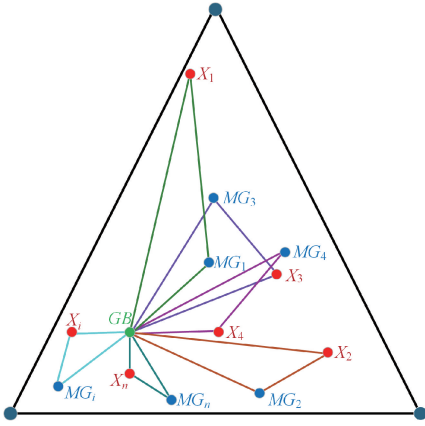


图3 搜索空间中临时三角形的示意图

Fig. 3 Diagram of a temporary triangle in the search space

CGO 算法主要通过 4 个种子的不断更新来实现参数的优化。4 个种子的表达式如式 (12) ~ (15) 所示^[26], 即:

$$S_i^1 = X_i + \alpha_i \times (\beta_i \times GB - \gamma_i \times MG_i), i = 1, 2, \dots, n \quad (12)$$

$$S_i^2 = GB + \alpha_i \times (\beta_i \times X_i - \gamma_i \times MG_i), i = 1, 2, \dots, n \quad (13)$$

$$S_i^3 = MG_i + \alpha_i \times (\beta_i \times X_i - \gamma_i \times GB), i = 1, 2, \dots, n \quad (14)$$

$$S_i^4 = X_i(x_i^k = x_i^k + R), k = [1, 2, \dots, d] \quad (15)$$

式中: $S_i^1, S_i^2, S_i^3, S_i^4$ 代表第 i 个个体产生的 4 个新种子; α_i 为以一定的方式生成的随机数, 用于限制种子移动的步长; γ_i 代表 1 或 2 之间的随机整数; R 是 $[0, 1]$ 范围均匀分布的随机数。

第 1 个种子 S_i^1 的搜索过程如图 4 所示, 利用 3 个种子和一个骰子, 根据混沌游戏方法创建新种子。3 个种子分别位于 X_i, GB, MG_i 处。对于第 1 个种子, 用一个含有 3 个绿色和 3 个红色面的骰子进行投掷, 根据出现的颜色决定 X_i 处种子的移动方向, 朝着绿色面即 GB 方向移动或红色面即 MG_i 移动。这种掷骰子的方法可以通过生成 0 和 1 的随机整数来模拟, 表示种子移动的方向。第 2 个种子和第 3 个种子与第 1 个种子生成方法类似。

仅依靠前 3 个种子的变化, 个体容易在后期陷入局部最优解, 搜索的多样性逐渐下降。为进一步提高算法跳出局部最优的能力, 原始的 CGO 引入了第 4 颗随机种子, 如式 (15) 所示。

原始的第 4 颗种子带来的种群变异有限, 且收敛速度慢。为进一步提高算法性能, 对第 4 颗随机种子引入

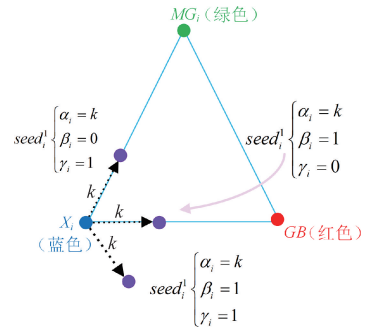


图4 第1个种子的位置更新示意图

Fig. 4 Diagram of the first seed position update

多种变异策略, 如高斯变异、混沌变异、小波变异等^[27-29], 具体公式如式 (16) ~ (18) 所示。

$$S_i^4 = X_i(x_i^k = x_i^k + N(0, \sigma^2)), k = 1, 2, \dots, d \quad (16)$$

$$\begin{cases} S_i^4 = X_i(x_i^k = x_i^k + r_t), k = 1, 2, \dots, d \\ r_{t+1} = \mu r_t(1 - r_t), \mu \in [3.57, 4] \end{cases} \quad (17)$$

$$\begin{cases} S_i^4 = X_i(x_i^k = x_i^k + \psi(b, a)) \\ \psi(b, a) = \cos\left(5 \frac{b - x_i^k}{a}\right) e^{-\frac{(b - x_i^k)^2}{2a^2}}, k = 1, 2, \dots, d \end{cases} \quad (18)$$

不同的变异策略常常被用在模型训练的不同时期。混沌变异具有遍历性和伪随机性, 常用于在初始阶段扩展种子的搜索范围, 提高种群的多样性。高斯变异常用来帮助个体跳出局部最优解, 小波变异可实现多尺度局部扰动, 在搜索末期能有效进行高精度微调, 从而提高模型的精度和收敛速度。为提升模型在不同阶段的全局搜索与局部优化能力, 结合不同变异策略的优点, 将所提出的 ICGO-RELM 方法用于磁干扰误差补偿建模中。针对第 4 颗随机种子, 在模型训练过程中实施三阶段变异策略: 训练初期采用混沌变异以增强种群多样性, 中期引入高斯变异以提高局部搜索能力, 后期利用小波变异精细调整个体以加快收敛速度。

3 垂直姿态下方位角解算误差分析

3.1 实验条件

实验装置主要包括 DX-4C 型测斜仪定向传感器, 长 3 m、直径 150 mm 的磁化套管, 数字采集器和电源, 实验装置如图 5 所示。

实验引入磁化套管模拟实际井下磁传感器面临的复杂磁场条件, 从而验证方法的有效性。实验时, 将磁化套管和测斜仪的相对距离设置为 1 m, 井斜角设置为 90°, 选取相对方位角为 30°、60°、120°、150°、210°、240°、300°与 330°共 8 个角度进行实验测量, 工具面角从 0°开始,

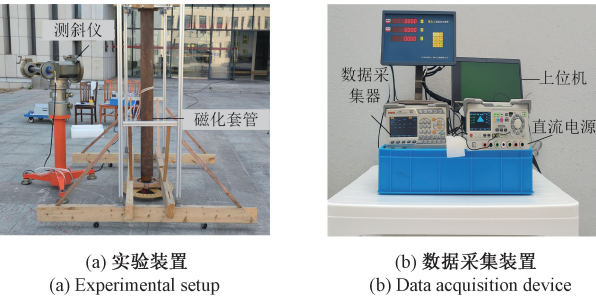


图 5 实验测量装置

Fig. 5 Experimental measurement device

以 5° 为间隔旋转一周,每个测点采集 8 次取平均值。在实验中共获取 584 条原始数据,采用 3σ 准则剔除异常值后,保留有效数据 582 条。

使用式 (1) 对 582 条数据进行方位角解算,同时引入多测点分析法对磁场干扰进行校正。两种方法所得 8 个角度的均值和标准差如图 6 所示,多测点分析法在多个方位角方向有效地减小了系统性误差,解算结果更加接近真实方位角。然而,其误差棒相对较长,说明旋转工具面角的同时解算出来的同一方位角存在较大的误差波动。这表明该方法在提高平均精度的同时,仍需优化其稳定性。

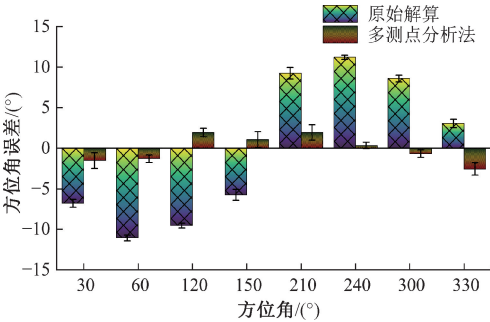


图 6 不同方位角的解算对比

Fig. 6 Comparison of solutions at different azimuth angles

原始解算方法误差波动,存在明显的偏移和跳变现象,多测点分析法显著降低了误差幅度,并在一定程度上抑制了误差波动,但误差仍然较大,如图 7 所示。

3.2 CGO-RELM 补偿结果和分析

为了全面评估并对比模型的性能,引入了多种常用误差评价指标,包括,平均绝对误差 (mean absolute error, MAE)、均方根误差 (root mean squared error, RMSE) 和决定系数 (R^2),其公式为:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^N |A_i - \hat{A}_i| \quad (19)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (A_i - \hat{A}_i)^2} \quad (20)$$

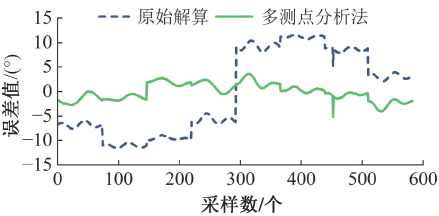


图 7 原始数据解算和多测点分析法解算误差对比

Fig. 7 Comparison of errors between original data solution and multi-station analysis method

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (A_i - \hat{A}_i)}{\sum_{i=1}^N (A_i - \bar{A}_i)} \quad (21)$$

式中: A_i 为真实方位角; \hat{A} 为补偿后方位角; \bar{A}_i 为真实方位角的平均值。

对 582 条样本数据按照 7:3 的比例划分为训练集和测试集,用于模型的预测与误差补偿。以三轴加速度计和三轴磁力的数据作为输入,多测点分析法的校正误差作为输出,使用原始的 RELM 模型和 CGO-RELM 模型进行误差补偿。在测试集的补偿误差如图 8 所示。

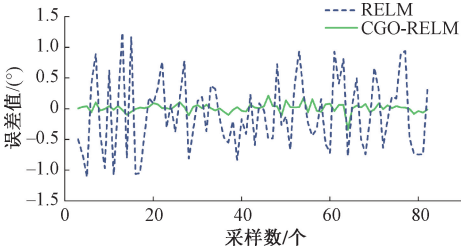


图 8 RELM 和 CGO-RELM 误差对比

Fig. 8 Error comparison of RELM and CGO-RELM

图 8 展示了 RELM 和 CGO-RELM 在测试集上的误差补偿对比。RELM 在整个测试集上方位角解算误差波动大,误差幅值最高达到 $\pm 1.5^\circ$ 。CGO-RELM 模型显著抑制了误差的波动,整体波动控制在 $\pm 0.3^\circ$,表现出更好的误差建模能力,说明 CGO 算法能够提升 RELM 模型泛化能力。其在测试集上的误差指标如表 1 所示,CGO-RELM 在 MAE、RMSE、 R^2 上均优于 RELM。

表 1 RELM 和 CGO-RELM 误差指标
Table 1 RELM and CGO-RELM error metrics

| 误差指标 | RELM | CGO-RELM |
|-------|---------|----------|
| MAE | 0.511 1 | 0.051 6 |
| RMSE | 0.603 5 | 0.073 1 |
| R^2 | 0.866 0 | 0.998 0 |

为进一步验证 CGO-RELM 模型的预测性能,将 CGO-RELM 算法与经典的粒子群算法 (particle swarm optimization algorithm, PSO)、遗传算法 (genetic algorithm, GA) 优化的 RELM 进行对比,如图 9 所示。

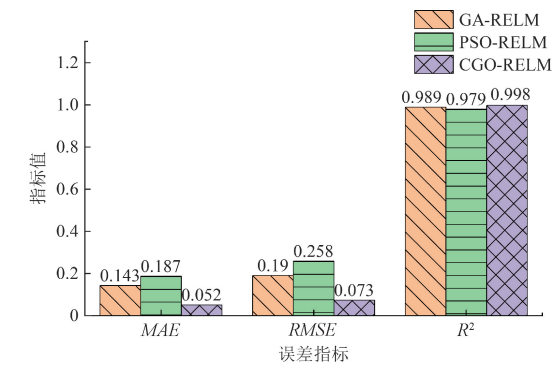


图 9 3 种算法的误差指标对比

Fig. 9 Comparison of error indicators of three algorithms

从图 9 可以观察到 CGO-RELM 在测试集上的 MAE 为 0.052, RMSE 为 0.073, 显著优于 PSO-RELM 和 GA-RELM, 表明其在误差控制方面具有更高的精度。并且 R^2 高达 0.998, 说明该模型对数据的拟合程度更强, 具备更好的泛化能力。

3.3 ICGO-RELM 补偿性能分析

在原始的 CGO-RELM 的基础上, 将第 4 颗种子分别引入混沌变异、高斯变异、小波变异和三阶段变异策略 ICGO (依次引入混沌变异、高斯变异和小波变异), 并分析其在测试集上误差指标, 如图 10 和表 2 所示。

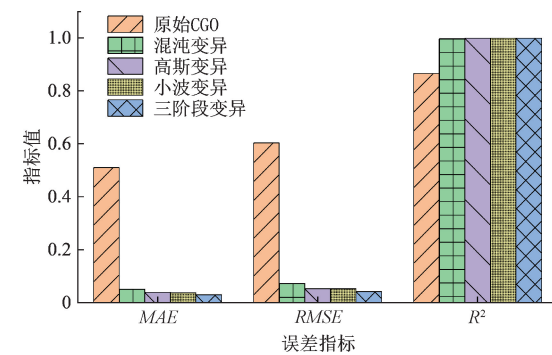


图 10 5 种变异方法误差对比

Fig. 10 Comparison of errors among five mutation methods

表 2 误差指标评估

Table 2 Error metric evaluation

| 模型名称 | MAE | RMSE | R^2 |
|-------|---------|---------|---------|
| 原始变异 | 0.051 6 | 0.073 1 | 0.998 0 |
| 混沌变异 | 0.039 3 | 0.053 2 | 0.999 0 |
| 高斯变异 | 0.052 7 | 0.070 7 | 0.998 2 |
| 小波变异 | 0.036 5 | 0.052 1 | 0.999 0 |
| 三阶段变异 | 0.030 0 | 0.041 7 | 0.999 4 |

从图 10 和表 2 可以看出, 原始的 CGO-RELM 模型的 MAE 和 RMSE 分别为 0.051 6 和 0.073 1, 决定系数 R^2 为 0.998 0。引入单一变异扰动策略, 模型的精度均有所提升, 其中混沌变异和小波变异在 MAE 和 RMSE 上表现接近, 混沌变异在 R^2 上达到 0.999 0, 表现出其在拟合能力上的优势。值得注意的是, 采用三阶段变异策略后的 RELM 模型性能最优, 其 MAE 和 RMSE 分别降低至 0.030 0 和 0.041 7, 较原始 RELM 模型分别下降 94.1%、和 93.1%, R^2 高达 0.999 4, 表明三阶段方法能够在不同的模型训练阶段充分发挥各种变异策略的优势, 实现了全局与局部搜索的协同优化, 显著提高了模型的预测精度与稳定性, 验证了该变异策略在 CGO 算法中的有效性。

在对比了不同变异策略在误差指标上的表现后, 为进一步评估优化算法在训练过程中的搜索效率与收敛性能, 绘制了 5 种模型在迭代过程中的收敛曲线图, 如图 11 所示。图 11 展示了在相同训练条件下, 各模型在训练过程中的收敛情况。

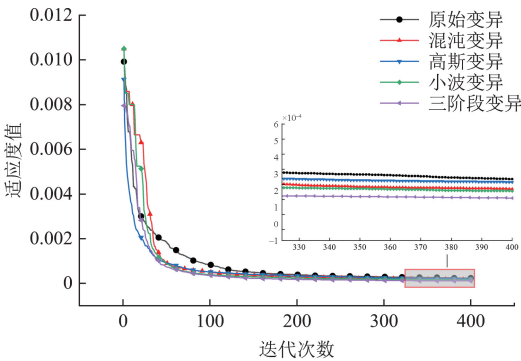


图 11 5 种变异策略的收敛曲线

Fig. 11 Convergence curves of five mutation strategies

从收敛情况来看, 所有变异策略在初始阶段误差下降较快, 但在后期表现出不同的收敛速度与最终误差水平。小波变异和混沌变异在加快早期收敛方面表现突出, 但在后期趋于稳定后收敛速率较慢; 而高斯变异的整体收敛效果次于三阶段变异但优于混沌与小波变异, 展现出一定的稳定性。其中三阶段变异策略在迭代后期表现出更优的全局搜索能与局部精细化能力, 最终误差最小, 收敛精度最高。对比结果表明, 通过引入三阶段变异策略, CGO 算法能够在保持搜索能力的同时显著提升优化精度, 为 RELM 模型的误差校正提供了更加高效的优化路径。

3.4 ICGO-RELM 重复性实验

为了全面评估模型的性能及其稳定性, 采用多次重复试验, 随机以 7:3 划分数据集, 采用性能指标 \pm 标准差的形式^[30] 对模型的性能指标 MAE、RMSE 及 R^2 进行

统计分析,如表 3 所示。结果显示,采用三阶段变异策略的 ICGO-RELM 模型在 MAE、RMSE 及 R^2 这 3 项性能指标上均优于其他变异策略,表现出最小的预测误差和最高的拟合精度。其中,平均 MAE 和 RMSE 分别为 0.039 1 和 0.045 3 远低于其他策略, R^2 值达到 0.998 7,表明模型能够高度还原真实误差的变化趋势。在模型稳定性方面,该策略下的标准差也处于较低水平,说明预测结果具有良好的重复性与鲁棒性。在随机划分数据集下均能保持较为一致的性能表现,进一步验证了三阶段变异策略在误差建模任务中的有效性与可靠性。

表 3 10 次重复实验的不同变异策略 CGO-RELM 模型性能统计表

Table 3 Performance statistics of CGO-RELM model with different mutation strategies after 10 repeated experiments

| 变异策略 | MAE(±std) | RMSE(±std) | R^2 (±std) |
|-------|------------------------|------------------------|------------------------|
| 混沌变异 | 0.048 6±0.010 0 | 0.068 2±0.009 8 | 0.998 4±0.000 5 |
| 高斯变异 | 0.044 4±0.006 0 | 0.069 3±0.009 7 | 0.998 4±0.000 2 |
| 小波变异 | 0.043 4±0.010 3 | 0.067 6±0.015 5 | 0.998 5±0.000 6 |
| 三阶段变异 | 0.039 1±0.010 0 | 0.045 3±0.007 0 | 0.998 7±0.000 4 |

3.5 方位角误差建模与补偿

使用三阶段变异策略下的 CGO 算法去优化 RELM,对多测点分析法的误差进行建模,绘制预测结果图,如图 12 所示。可以看出,4 种变异策略均能较好地拟合原始方位角误差趋势,其中三阶段变异策略在多个拐点和剧烈波动区域的拟合效果更优,说明其在保持误差变化趋势方面具有优势。

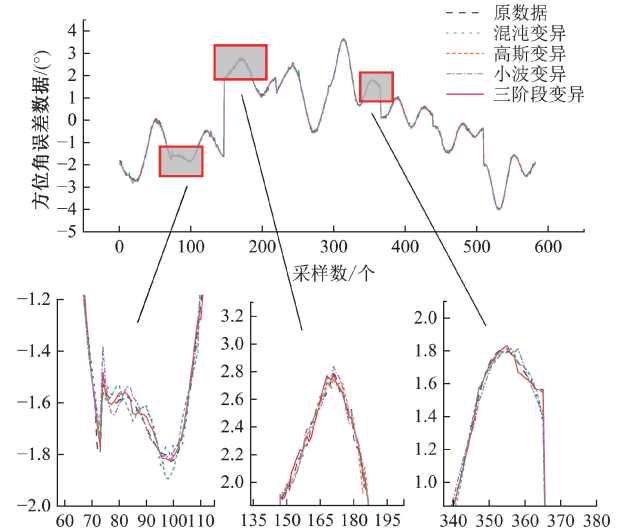


图 12 误差建模效果
Fig. 12 Error modeling effect

在分别基于 4 种不同变异策略构建误差模型并进行对比分析后,进一步采用 ICGO-RELM 模型对方位角误差进行补偿,如图 13 所示。图 13(a) 展示出补偿后的方位角误差明显减小,误差波动范围窄,显著提升方位角解算精度。从图 13(b) 可以看出三阶段变异策略所对应的误差曲线整体波动幅度最小,且大部分误差值低于其他策略,表现出更优的收敛精度与鲁棒性。相比之下,混沌变异和高斯变异策略的误差曲线波动相对较大;小波变异策略虽然在部分轮次中达到较小误差,但整体误差水平高于三阶段变异策略。该结果进一步验证了三阶段变异策略在提升模型预测精度与泛化能力方面的有效性。

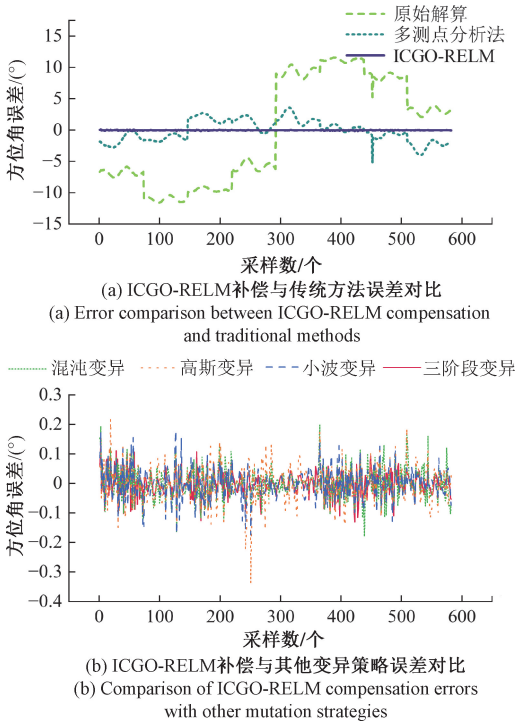


图 13 方位角误差对比
Fig. 13 Azimuth error comparison

4 复杂磁场下的多种工况方位角解算

为进一步验证所提出方法在不同姿态条件下的适用性与有效性,设计并开展了 6 组实验。实验工况覆盖从小井斜角到大井斜角的多种组合情形,具体包括井斜角分别为 0.594° 、 1.800° 、 60° 、 90° 、 135° 和 150° ,对应方位角为 30° 、 60° 、 135° 、 150° 、 210° 和 270° 。实验装置如图 14 所示,测斜仪下方埋设的套管会引入复杂的磁场干扰,从而对姿态参数的准确测量造成影响。在各组实验中对原始测量数据解算方位角误差和 ICGO-RELM 补偿误差进行分析,通过对比方位角误差均值与标准差变化情况,评估方法的误差校正效果及稳定性,如表 4 所示。

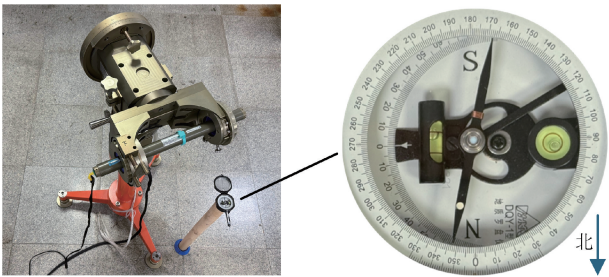


图 14 实验装置
Fig. 14 Experimental setup

表 4 不同井斜组下方位角的原始误差与补偿误差对比表
Table 4 Comparison table of original error and compensation error of azimuth angle under different well deviation combinations (°)

| 井斜角 | 方位角 | 原始误差均值 | 原始误差标准差 | 补偿误差均值 | 补偿误差标准差 |
|-------|-----|----------|---------|---------|---------|
| 0.594 | 30 | 31.290 5 | 0.889 5 | 0.045 9 | 0.037 0 |
| 1.800 | 60 | 29.663 9 | 0.983 8 | 0.071 9 | 0.065 6 |
| 60 | 135 | 6.225 6 | 0.137 8 | 0.011 5 | 0.010 3 |
| 90 | 150 | 5.733 4 | 0.667 2 | 0.047 3 | 0.029 5 |
| 135 | 210 | 9.264 5 | 0.455 1 | 0.004 9 | 0.011 7 |
| 150 | 270 | 7.191 6 | 0.326 3 | 0.062 1 | 0.052 1 |

由表 4 结果可见,在小井斜(0.594°与 1.800°)条件下,原始数据误差均值存在显著偏差,补偿后的均值大幅减小,标准差也显著下降,表明该方法能够有效消除小井斜条件下的系统误差并提高数据的稳定性。相比之下,大井斜条件下,原始数据误差均值相对偏小,但补偿后均值进一步下降,标准差得到明显改善。由此可见,所提出的误差补偿方法在不同井斜条件下均能够有效降低测量偏差、提升结果稳定性。

在对比了不同组合条件下的实验结果后,进一步对比分析了 5 种不同补偿方法在方位角误差校正中的表现。通过对比各方法在不同工况下的方位角误差曲线以及对应的 MAE 与 RMSE 指标,评估其在精度提升与稳定性方面的表现,如图 15 所示。

可以看出,在 6 种不同工况下,5 种方法均在一定程度上减小了方位角误差,但表现差异较为明显。原始 CGO 方法的误差曲线波动较大,MAE 和 RMSE 均处于较高水平,说明其在复杂磁场环境下的适用性有限。相比之下,混沌变异和高斯变异能够在多数工况下有效抑制误差波动,小波变异在小井斜条件下表现优良,而三阶段变异方法在所有工况下均表现出较好的稳定性和较低的误差指标。综合实验结果表明,引入变异策略的方法整体优于原始方法,三阶段变异方法在不同工况下具有最佳的误差抑制效果。

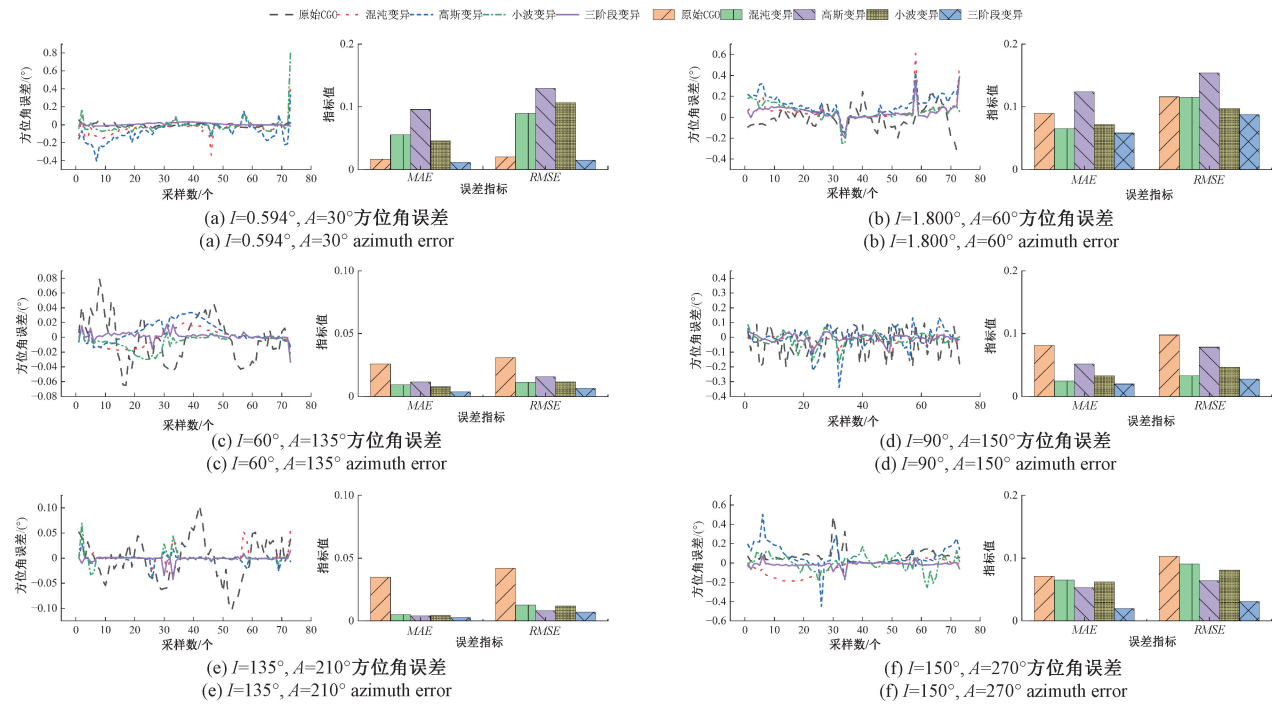


图 15 不同工况下 5 种方法的方位角误差对比
Fig. 15 Comparison of azimuth errors of five methods under different working conditions

5 工程化讨论

现在的井下姿态测量都是离线校正,数据集在接钻杆或起下钻等停钻测站阶段上传至地面端 PC,并在钻具下放至井底前完成参数固化。模型平均运算时间不超过 2 min,显著低于常规随钻测量的数据采集周期,因此不会影响系统的实时性要求。实验结果表明,所提出的 ICGO-RELM 方法在小井斜与大井斜条件下均能有效降低方位角误差,补偿后的方位解算精度与实时性均能满足随钻测量的工程需求。

尽管所提出的 ICGO-RELM 方法在不同井斜条件下均能表现出良好的误差补偿效果,但仍有进一步优化的空间。未来可引入特征降维、并行计算等方法,进一步缩短运算时间。在模型层面上,可以结合增量学习与多源数据融合技术,实现对复杂工况的动态适应与更强的抗干扰能力。工程应用上,尝试将该方法引入随钻仪器的嵌入式平台,推动由离线校正向半实时甚至实时校正转换。综上所述,方法在提升测斜精度的同时,为后续高效、智能化随钻测量误差校正技术的发展提出了新的思路。

6 结 论

针对测斜仪对地磁场的测量易受外部磁场干扰、存在非线性误差等问题,提出了一种改进混沌博弈优化的正则化极限学习机的磁干扰误差补偿方法 ICGO-RELM。该方法通过三阶段变异策略提升全局寻优能力,实现了对 RELM 模型关键参数的自适应优化,有效增强了模型的非线性建模能力与泛化能力。相较于原始的 RELM、传统元启发式算法优化的 RELM 以及 4 种单一变异策略的 RELM,所提出来的方法不仅更快的收敛速度和更高的优化效率,还通过三阶段变异策略显著增强了种群多样性,有效避免了早熟收敛问题,提升了模型的全局搜索能力和稳定性。在方位角误差建模与非线性干扰抑制方面,ICGO-RELM 能够更准确地捕捉复杂误差特征,在不同井斜角条件下均表现出良好的适应性,尤其在小井斜情况下能够有效抑制方位角解算的大偏差问题,显著提高磁方位解算精度,表现出良好的稳定性与工程应用潜力。

参考文献

- [1] 韩冬,孙伟,陈龙,等. 随钻姿态测量重力加速度自适应提取算法[J]. 仪器仪表学报,2022,43(2):17-25.
HAN D, SUN W, CHEN L, et al. Adaptive extraction

algorithm of gravity acceleration in drilling attitude measurement[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(2): 17-25.

- [2] GUO T, CHENG W B, ZHANG Y F, et al. Azimuth calibration based on equal angle balance correction algorithm for measurement-while-drilling system[J]. Measurement, 2024, 224(1): 113891.
- [3] CHEN W R, LI X M, ZHANG H F, et al. A heading correction technology based on magnetometer calibration and adaptive anti-interference algorithm[J]. Sensors and Actuators, A Physical, 2023, 363: 114726.
- [4] FINLEY M G, FLORES A M, MORRIS K J, et al. Enabling in situ validation of mitigation algorithms for magnetic interference via a laboratory-generated dataset[J]. Geoscientific Instrumentation, Methods and Data Systems, 2024, 13(2): 263-275.
- [5] 杨金显,桂书琦,贺紫薇,等. 基于 MIBWO 的随钻磁力计误差参数识别[J]. 仪器仪表学报,2025,46(1): 21-28.
YANG J X, GUI SH Q, HE Z W, et al. Error parameter identification of while drilling magnetometer based on MIBWO[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 46(1): 21-28.
- [6] PAPAFOOTIS K, SOTIRIADIS P P. Computationally efficient calibration algorithm for three-axis accelerometer and magnetometer [C]. 2019 8th International Conference on Modern Circuits and Systems Technologies, 2019:1-4.
- [7] PANG H F, CHEN D X, PAN M CH, et al. A new calibration method of three axis magnetometer with nonlinearity suppression[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2013,49(9), 5011-5015.
- [8] ZHU X N, ZHAO T, CHENG D F, et al. A three-step calibration method for tri-axial field sensors in a 3D magnetic digital compass[J]. Measurement Science and Technology, 2017,28(5): 055106.
- [9] LI X, LI ZH. A new calibration method for tri-axial field sensors in strap-down navigation systems[J]. Measurement Science and technology, 2012,23(10): 105105.
- [10] SONG ZH G, ZHANG J SH, ZHANG X H, et al. A calibration method of three-axis magnetometer with noise suppression[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2014, 50(11): 2327166.

- [11] LI J ZH, KUANG J, NIU X J. MSCEKF-MIO: Magnetic-inertial odometry based on multi-state constraint extended Kalman filter [J]. ArXiv preprint arXiv: 2505.12634, 2025.
- [12] WANG J W, DENG ZH H, SHEN K, et al. Recurrent EKF based inertial aided magnetometer online calibration for complex interference environment[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2024, 72(1): 1043-1053.
- [13] XU X L, SUN Y J, TIAN X CH, et al. A novel orientation determination approach of mobile robot using inertial and magnetic sensors[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2023, 70(4): 4267-4277.
- [14] MANSOOR S, BHATTI U I, BHATTI A I, et al. Improved attitude determination by compensation of gyroscopic drift by use of accelerometers and magnetometers[J]. Measurement, 2019, 131: 582-589.
- [15] HEZEL M C. Improving aeromagnetic calibration using artificial neural networks[J]. Air Force Institute of Technology, 2020: 35-89.
- [16] OH J, KIM S. Azimuth estimation based on CNN and LSTM for geomagnetic and inertial sensors data[J]. ICT Express, 2024, 10(3): 626-631.
- [17] 张宇,陈正想,覃涛. 基于 BP 神经网络的航磁补偿方法研究[J]. 数字海洋与水下攻防, 2023, 6(6): 734-742.
- ZHANG Y, CHEN ZH X, QIN T. Research on aeromagnetic compensation method based on BP neural network[J]. Digital Ocean and Underwater Defense, 2023, 6(6): 734-742.
- [18] 程为彬,潘萌,汤楠,等. 基于预置欧拉旋转的垂直姿态测量[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(8): 1817-1822.
- CHENG W B, PAN M, TANG N, et al. Vertical attitude measurement based on preset Euler rotation[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(8): 1817-1822.
- [19] 程为彬,陈烛姣,张夷非,等. IMU 姿态误差均衡校正模型与验证[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(9): 202-213.
- CHENG W B, CHEN ZH J, ZHANG Y F, et al. IMU attitude error equalization correction model and verification[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(9): 202-213.
- [20] 郭涛,程为彬,张夷非,等. 融合整段多项式和插值的井下姿态非线性校正[J]. 石油学报, 2024, 45(11): 1690-1698.
- GUO T, CHENG W B, ZHANG Y F, et al. Downhole attitude nonlinear correction based on full-segment polynomial and interpolation[J]. Acta Petrolei Sinica, 2024, 45(11): 1690-1698.
- [21] 程为彬,甘源滢,程贤箬,等. 垂直导向钻井工具安装误差的单象限校正[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(6): 41-47.
- CHENG W B, GAN Y Y, CHENG X R, et al. Single quadrant correction of vertical directional drilling tool installation error [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(6): 41-47.
- [22] 刘建光,底青云,张文秀. 基于多测点分析法的水平井高精度磁方位校正方法[J]. 地球物理学报, 2019, 62(7): 2759-2766.
- LIU J G, DI Q Y, ZHANG W X. High-precision magnetic azimuth correction method for horizontal wells based on multi-point analysis method [J]. Chinese Journal of Geophysics, 2019, 62(7): 2759-2766.
- [23] 何祥,刘勇,刘诚,等. 基于 EKO-ELM 的压电型三维力传感器解耦算法[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2025(4): 32-36, 42.
- HE X, LIU Y, LIU CH, et al. Decoupling algorithm of piezoelectric three-dimensional force sensor based on EKO-ELM[J]. Modular Machine Tool and Automation Processing Technology, 2025(4): 32-36, 42.
- [24] TALATAHARI S, AZIZI M. Chaos game optimization: A novel metaheuristic algorithm[J]. Artificial Intelligence Review, 2021, 54(2): 917-1004.
- [25] 杨彪,韩泽民,段绍米,等. 基于混沌博弈理论的多源微波加热温度均匀性优化[J]. 材料导报, 2025, 39(3): 54-61.
- YANG B, HAN Z M, DUAN SH M, et al. Optimization of temperature uniformity of multi-source microwave heating based on chaos game theory [J]. Journal of Materials Review, 2025, 39(3): 54-61.
- [26] 马遵,和鹏,许珂玮,等. 基于混沌博弈优化的固体氧化物燃料电池模型参数优化设计[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(6): 15-28.
- MA Z, HE P, XU K W, et al. Parameter optimization design of solid oxide fuel cell model based on chaos game

optimization[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(6): 15-28.

[27] 郝博,徐才宪,姜琦,等. 基于改进 SSA-BP 神经网络的弹丸全弹道飞行时间预测[J]. 火力与指挥控制, 2025, 50(3): 130-134, 141.

HAO B, XU C X, JIANG Q, et al. Prediction of full trajectory flight time of projectile based on improved SSA-BP neural network [J]. Firepower and Command and Control, 2025, 50(3): 130-134, 141.

[28] 黄驰涵. 基于混沌变异 MOPSO 的儿童座椅优化设计[J]. 计算机时代, 2023(12): 68-71, 76.

HUANG CH H. Optimal design of child seats based on chaotic mutation MOPSO[J]. Computer Age, 2023(12): 68-71, 76.

[29] 郭琴,郑巧仙. 融合莱维飞行和小波变异的蜣螂优化算法[J]. 小型微型计算机系统, 2024, 45(12): 2882-2890.

GUO Q, ZHENG Q X. Dung beetle optimization algorithm integrating Lévy flight and wavelet mutation[J]. Small and Micro Computer Systems, 2024, 45(12): 2882-2890.

[30] DANCE H, PAIGE B. Fast and scalable spike and slab variable selection in high-dimensional Gaussian processes[J]. ArXiv preprint arXiv: 2111.04558, 2022.

作者简介



梁家豪, 2023 年于长江大学获得学士学位, 现为长江大学硕士研究生, 主要研究方向为地球物理仪器。

E-mail: 2023710402@yangtzeu. edu. cn

Liang Jiahao received his B. Sc. degree from Yangtze University in 2023. He is a master's student at Yangtze University. His main research interest is geophysical instruments.



程为彬 (通信作者), 1991 年于长江大学获得学士学位, 1994 年于中国石油大学 (北京) 获得硕士学位, 2007 年于西安理工大学获得博士学位, 现为长江大学教授, 主要研究方向为油气井下智能测控技术。

E-mail: wbcheng@ yangtzeu. edu. cn

Cheng Weibin (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Yangtze University in 1991, M. Sc. degree from China University of Petroleum (Beijing) in 1994, and Ph. D. degree from Xi'an University of Technology in 2007. He is currently a professor at Yangtze University. His main research interest includes oil and gas downhole intelligent measurement and control technology.