2026 年第 41 卷 第 5 期
2026,41(5):2103-2115
地球物理学进展 Progress in Geophysics
http://www.progeophys.cn
ISSN 1004-2903
CN 11-2982/P

张贤,李帝铨,胡艳芳,等.2026.优选策略改进智能优化深度学习的电磁法信噪辨识方法及应用.地球物理学进展,41(5):2103-2115,doi:10.6038/pg2026JJ0422.

ZHANG Xian, LI DiQuan, HU YangFang, *et al*. 2026. Electromagnetic signal-noise identification method and application based on deep learning by the preferred strategy enhances intelligent optimization. *Progress in Geophysics* (in Chinese), 41(5):2103-2115,doi:10.6038/pg2026JJ0422.

# 优选策略改进智能优化深度学习的电磁法信噪辨识方法及应用

# Electromagnetic signal-noise identification method and application based on deep learning by the preferred strategy enhances intelligent optimization

张贤[1,2],李帝铨[2*],胡艳芳[2],朱云起[2],欧阳增锦[1],邓庆文[1]

ZHANG Xian[1,2], LI DiQuan[2*], HU YangFang[2], ZHU YunQi[2], OUYANG ZengJin[1], DENG QinWen[1]

1. 湖南财政经济学院,计算机与人工智能学院,长沙 410205
2. 中南大学,地球科学与信息物理学院,长沙 410083

1. *School of Computer Science and Artificial Intelligence*, *Hunan College of Finance and Economics*, *Changsha* 410205, *China*
2. *School of Geosciences and Info-Physics*, *Central South University*, *Changsha* 410083, *China*

**摘 要** 为了降低强干扰对电磁法数据质量与探测效果的影响,改善深度学习方法因参数设置不合理导致信噪分离效果不理想的问题.本文提出优选混合策略增强河马优化(Hybrid Strategy Improved Hippopotamus Optimization Algorithm, HSIHO)深度学习的电磁法信噪辨识方法及应用.首先,采用不同的策略进行对比,优选透镜成像反向学习和自适应 $t$ 分布扰动两种策略融合来增强河马优化算法;然后,利用 HSIHO 算法进行深度学习模型的参数优化(学习率,神经元个数,迭代次数);最后,利用优化深度学习模型应用于电磁法数据信噪辨识中,对比深度学习的多种模型处理效果.实验表明,在基准函数测试上,优选 HSIHO 算法在收敛速度、求解精度、灵活性及可扩展性上均优于其他智能优化算法.针对电磁法数据处理中的应用,优化深度学习算法在信噪辨识的精度上明显地高于概率神经网络、卷积神经网络、长短期记忆网络和门控循环单元的处理效果,处理后的电磁法数据质量得到显著提升,电场曲线形态更为平稳,本文所提方法能为电磁法反演解释提供技术支持.

**Abstract** To mitigate the adverse effects of strong interference on the data quality and detection performance of electromagnetic methods, and to address the suboptimal signal-noise separation performance resulting from inappropriate parameter settings in deep learning approaches. This paper proposes an electromagnetic signal-noise identification method based on deep learning optimized by the Hybrid Strategy Improved Hippopotamus Optimization (HSIHO) algorithm. First, multiple optimization strategies are evaluated through comparative analysis, and a hybrid strategy combining lens opposite-based learning and adaptive T-distribution perturbation is selected to enhance the original hippopotamus optimization algorithm. Subsequently, the improved HSIHO algorithm is employed to optimize key parameters of the deep learning model, including the learning rate, number of neurons, and number of iterations. Finally, the optimized model is applied to electromagnetic signal-noise identification, and its performance is compared with that of other deep learning models. Experimental results demonstrate that, in benchmark function tests, the proposed HSIHO algorithm exhibits superior convergence speed, solution accuracy, flexibility, and scalability compared to other intelligent optimization algorithms. In practical applications involving electromagnetic data processing, the HSIHO-optimized deep learning model achieves significantly higher accuracy in signal-noise identification than probabilistic neural networks, convolutional neural networks, long short-term memory

**收稿日期** 2025-12-12; **修回日期** 2026-05-15. **投稿网址** http://www.progeophys.cn

**基金项目** 深地国家科技重大专项(2024ZD1002901)、湖南省重点研发计划项目(2024AQ2002, 2024AQ2044)、湖南省自然科学基金项目(2026JJ60414)和湖南省教育厅科学研究项目(24B0927)联合资助.

**第一作者简介** 张贤,男,1994 年生,博士,讲师,主要从事电磁法信号处理研究. E-mail: zxian128@163.com

***通讯作者** 李帝铨,男,1982 年生,博士,教授,主要从事电磁勘探方法理论与探测技术研究. E-mail: lidiquan@csu.edu.cn

**关键词** 电磁法数据;信噪辨识;河马优化算法;深度学习;混合策略

**中图分类号** P631
**文献标识码** A
**doi**:10.6038/pg2026JJ0422
**CSTR**:32085.14.pg2026JJ0422

networks, and gated recurrent unit. The processed electromagnetic data show enhanced quality and greater stability in electric field curve morphology. The proposed method provides effective technical support for the inversion and interpretation of electromagnetic survey data.

**Keywords** Electromagnetic method data; Signal-noise identification; Hippopotamus optimization algorithm; Deep learning; Hybrid strategy

## 0 引 言

随着人类活动日趋频繁,电磁干扰水平持续上升,尤其在成矿地质条件有利、资源禀赋突出的重点勘查区内,观测数据质量与信噪比普遍降低,严重制约地球物理探测方法与应用潜力.因此,电磁法是地下深部资源和能源探查的关键技术之一.天然源电磁法由于依赖自然场源,信号强度低且具有随机性,在强干扰环境下难以获取高信噪比的勘探数据;而可控源电磁法(Controlled Source Electromagnetic Method, CSEM)采用人工激励方式,具备场源可控、信号波形已知等特性,能够有效克服天然场源信号微弱和不可控的局限,表现出显著的抗干扰能力与数据质量优势,逐渐成为复杂噪声环境下深部探测的重要技术手段.然而,当勘探区域存在着持续性非周期噪声时,CSEM 仍难以获得理想的勘探数据,这在一定程度上制约了其应用前景.

国内外学者长期以来研究了大量的电磁法数据处理方法,在一定程度上改善了电磁法数据质量.雷达等提出一种基于信息熵去噪与有理函数滤波相结合的 CSAMT 数据处理方法(雷达等, 2010).Myer 等提出了基于稳健估计的海洋可控源电磁(MCSEM)数据处理方法(Myer *et al*., 2011).李予国和段双敏研究基于慢速傅里叶变换、一阶差分预白方法以及多次叠加等技术,综合对比与讨论了 MCSEM 数据的预处理(李予国和段双敏, 2014).刘宁等研究基于时变双边滤波的 MCSEM 信号去噪方法(刘宁等, 2015).张必明等提出自适应双向均方差阈值法的可控源电磁法去噪方法(张必明等, 2015).Mo 等提出一种灰色系统理论和稳健估计的可控源电磁数据处理方法(Mo *et al*., 2017).杨洋等提出频率域基于小波变换和 Hilbert 解析包络的 CSEM 噪声评价方法(杨洋等, 2018).吴桐等利用广义 S 变换时频分析进行广域电磁数据处理(吴桐等, 2019).陈超健等提出一种灰色判别准则和有理函数滤波的电磁数据去噪方法(陈超健等, 2019).胡艳芳等提出基于优化聚类的人工源电磁法数据信噪分离方法(胡艳芳等, 2024).频率域去噪方法虽能有效压制噪声的影响,往往从时间域能更为准确地定义噪声类型.因此,时间域信号与噪声可分为周期性和非周期性的,实际上,非周期信号全部可表征为噪声,有效信号均是周期信号.其中,周期部分还包含了周期噪声(可以在频率域直接区分及剔除).刘卫强等提出一套基于统计分析的时间序列抗干扰数据处理方法(刘卫强和陈儒军, 2016).Yang 等提出 CSEM 周期性工频干扰的消除方法(Yang *et al*., 2021).杨洋等通过傅里叶级数构造超定线性方程,利用最小二乘反演方法有效识别并消除了半航空瞬变电磁法数据中的运动噪声(杨洋等, 2022).Sun 等提出最小噪声分数算法与深度学习相结合的新方法消除了瞬变电磁数据中的噪声(Sun *et al*., 2022).Yang 等提出连续小波变换和最小二乘法估计非周期噪声系数的方法(Yang *et al*., 2018).Li 等提出基于快速傅里叶变换、互补集合经验模态分解以及移不变稀疏编码结合的 CSEM 去噪方法(Li *et al*., 2021).李广等提出基于支持向量机的可控源电磁数据智能识别方法(李广等, 2022).Ling 等提出基于时域信号重构的高频有效信息提取方法(Ling *et al*., 2022).Zhang 等提出基于特征提取、聚类识别及智能优化支持向量机的广域电磁信噪辨识及分离方法(Zhang *et al*., 2022; 张贤等, 2022).Li 等提出字典学习结合深度时间卷积网络的可控源电磁数据噪声消除方法(Li *et al*., 2023).Wang 等提出残差去噪卷积神经网络和移不变稀疏编码的 CSEM 去噪方法(Wang *et al*., 2023).Yang 等提出基于“近参考”的 CSEM 去噪方法(Li *et al*., 2023).Yang 等利用混合基对反演去噪方法进行改进,提出一种坍塌算法(Li *et al*., 2023).张贤等提出基于 IITD 和 PNN 的广域电磁法数据信噪分离方法(张贤等, 2024).Li 等提出基于门控时序卷积网络的可控源电磁去噪方法

(Li *et al*., 2024). 刘卫强等提出基于深度学习与联合降噪的可控源音频大地电磁法抗干扰数据处理方法(刘卫强等, 2024). Liu 等提出基于混合深度学习的可控源电磁信号探测方法(Liu *et al*., 2025),张贤等提出改进蜣螂优化 LSTM 的广域电磁去噪方法及应用(张贤等, 2025). 目前,尽管频率域和时间域的去噪方法分别从不同角度改善了 CSEM 数据质量,但智能且高精准地信噪分离同样是 CSEM 数据处理的有效途径,进而能提高 CSEM 探测方法的纵向分辨率和勘探效果.

近年来,智能优化算法研究聚焦于元启发式优化算法,它主要是通过模拟自然和人类智慧来计算最优解. Amiri 于 2024 年提出了河马优化算法(Hippopotamus Optimization Algorithm, HO),该算法汲取了自然界中河马社会行为的智慧,特别是它们在水域环境中对位置的高效调整、对潜在威胁的防御机制及逃避策略,实现了自适应地调整搜索空间的分辨率和搜索速度的灵活性,展现出卓越的收敛速度与求解精度(Amiri *et al*., 2024). HO 算法在路径规划、光波整形与传输中得到广泛应用(刘宇玎和邵明玺, 2025; 张晨龙等, 2025). 然而,HO 算法虽具备诸多优点,但在全局搜索能力、探索与开发策略的平衡,以及避免局部最优解等方面仍有待提升. 为此,本文提出混合策略增强河马优化深度学习的电磁法信噪辨识方法及应用. 利用透镜成像反向学习策略实现搜索与开发的能力平衡,引入了自适应 $t$ 分布变异策略深度挖掘潜在优质解与提高解的多样性,加速收敛精度. 通过在基准测试函数上的收敛性对比,验证了优选混合策略融合改进河马算法相较于其他优化算法更具有效性和优越性. 进而将 HSIHO 算法搜寻深度学习模型中的最佳参数,应用于电磁法信噪辨识及分离中,将深度学习模型对 CSEM 数据的信噪辨识效果进行对比分析. 结果表明,优化深度学习算法因其参数最优,从而有效地改善了电磁数据处理效果,处理后的 CSEM 数据质量得到显著提升,电场曲线形态更为平稳,本文所提方法能为电磁法反演解释提供技术支持.

## 1 混合改进策略

HO 算法模拟了河马在自然环境中的三种行为模式:在河流或池塘中的位置更新与对捕食者的防御策略(探索阶段)以及逃离捕食者的行为(开发阶段). HO 算法的设计框架借鉴了河马群体的社会结构特性. 在自然环境中,河马群体通常由几只成年雌性河马、幼崽、多只成年雄性河马和一只占主导地位的雄性河马(群体领导者)组成. 这种社会结构被巧妙地映射到优化算法的设计中:优势河马代表当前最优解,雌性和未成熟河马表征潜在解,而被驱逐的雄性河马则对应着逃离局部最优解. 这种多层次、多角色的种群结构为算法维持种群多样性和平衡搜索策略奠定了生物学基础. 然而,HO 算法仍存在着勘探和开发之间的不平衡,种群多样性的快速丧失,容易过早收敛到局部最优,参数敏感性和自适应能力差,对初始解的依赖性强等局限. 为了克服这些局限性,本文提出了多种策略对比并优选混合策略改进方案,旨在全面提升 HO 算法的性能与应用范围.

### 1.1 透镜成像反向学习策略

反向学习由 Tizhoosh 提出,通过计算反向解扩大搜索范围,能够提升群智能算法的寻优性能(Tizhoosh, 2006). 然而,反向学习在迭代过程中易陷入局部最优,影响收敛精度. 为克服此不足,研究者受凸透镜成像启发,提出透镜成像反向学习策略(Lens Opposite-Based Learning,LOBL),通过动态调整反向解,增强算法跳出局部最优的能力. 本文将该策略融入 HO 算法的探索阶段,即位置更新与防御捕食者阶段. 通过比较当前与反向方案,提高种群多样性,防止过早收敛,从而在开发阶段获得更高的收敛精度.

图 1 展示了透镜成像原理,考虑一维空间场景,在 $x$ 轴界定了搜索空间$[a,b]$,$y$ 轴则作为凸透镜的垂直位置标识.

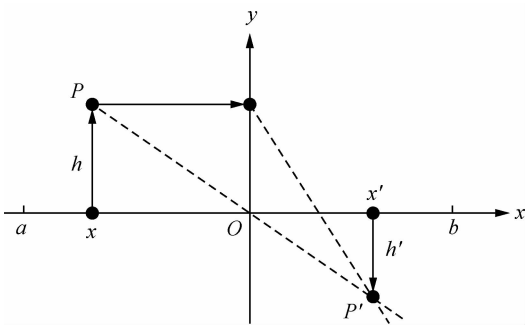



图 1 透镜成像示意图

Fig. 1 Schematic diagram of lens imaging

设有一个对象 $P$,其水平位置映射至 $x$ 轴上为 $x$ 点,垂直高度为 $h$. 光线经 $y$ 轴凸透镜折射,$P$ 生成实像 $P'$,该实像在 $x$ 轴上的投影位置标记为 $x'$,且具备一个高度 $h'$. 对于任意 $x$ 位置的个体,通过凸透镜成像机制,可以找到一个对应的反向个体 $x'$,从而在

搜索过程中引入新的探索方向.

令 $k=\frac{h}{h'}$,反向解的求解公式为:

$$x'=\frac{a+b}{2}+\frac{a+b}{2k}-\frac{x}{k}\ , \tag{1}$$

基于透镜成像原理,推广至多维优化问题中,得到如下的反向学习公式:

$$x_j'=\frac{a_j+b_j}{2}+\frac{a_j+b_j}{2k}-\frac{x_j}{k}\ , \tag{2}$$

式中,在优化搜索空间中,对于每一维 $j$,有最小 $a_j$ 和最大 $b_j$ 值. 当前个体 $x$ 在第 $j$ 维的值为 $x_j$,$x_j'$ 是 $x_j$ 的透镜反向解,用于探索新的解空间区域.

因此,结合透镜成像反向学习策略,河马位置的更新公式:

$$x_i^{\text{new}}=\frac{ub+lb}{2}\left(1+\frac{1}{k}\right)-\frac{x_i^{\text{best}}}{k}\ , \tag{3}$$

式中,$x_i^{\text{new}}$ 表示经过变异扰动后最优解的位置,$x_i^{\text{best}}$ 表示变异扰动前最优解的位置. $ub$ 和 $lb$ 分别表示搜索空间的上下边界,而参数 $k$ 是一个随迭代次数递增的数值,其增长速率受当前迭代次数 $t$ 与预设最大迭代次数 $T$ 之间比例的影响,表达式如下所示:

$$k=\left(1+\left(\frac{t}{T}\right)^{0.5}\right)^{10}. \tag{4}$$

算法依据迭代进度动态调整变异概率. 随着迭代深入,变异率逐渐降低,实现从广泛探索到深入开发的平稳过渡. 前期 $k$ 值扩大反向解范围,促进广泛探索;后期 $k$ 值缩小范围,实现精细搜索.

### 1.2 自适应 $t$ 分布扰动策略

自适应 $t$ 分布扰动策略(Adaptive T-distribution Perturbation,ATP)旨在动态调整扰动强度,以应对 HO 算法在开发阶段面临的个体同质化加剧问题,从而确保搜索过程的全面性和有效性,提升算法跳出局部最优并深入探索解空间的能力. 计算公式如下:

$$x_i^{\text{new}}=x_i^{\text{best}}+T(t')\cdot x_i^{\text{best}}, \tag{5}$$

式中,迭代次数 $t'$被用作 $t$ 分布的自由度参数,以此实现对变异策略的动态调整与优化. 随着迭代的推进,这种自适应机制能够灵活地应对算法状态的变化. 具体而言,在算法的探索阶段,由于 $t$ 分布的自由度相对较小,其特性趋近于柯西分布,这意味着此时的变异操作具有较大的步长,有助于算法在全局范围内进行广泛的探索,寻找潜在的优质解. 而当算法进入开发阶段,随着 $t$ 分布自由度的增加,其分布形态逐渐接近于高斯分布,变异操作的步长相应减小,展现出小步长扰动的特性. 这一转变使得算法能够在已发现的优质区域进行更为精细的搜索,提升算法的局部探索能力.

### 1.3 不同策略改进 HO 算法在探索阶段与开发阶段中的收敛性对比

为了评估两种改进策略对 HO 算法在探索阶段与开发阶段的改进优势,我们选取四种具有代表性的扰动策略进行对比:$t$ 分布扰动(T-distribution Perturbation,TP)(吴超略等, 2022)、差分变异扰动(Differential Variance Perturbation,DVP)(刘景森等, 2021)、高斯随机游走(Gaussian random walk,GRW)(Rawlings, 2003)以及莱维飞行(Levy Flight,LF)(Ghaemi *et al.*, 2009). 通过上述策略在相同的算法参数和测试环境下进行评估,迭代次数均为 500 次,种群规模均为 30. 为减少随机性影响,每种算法均独立执行 30 次实验. 本实验选取了基准测试函数来评估算法性能. 其中,基准测试函数的类型涵盖单峰(unimodal)测试函数($F_1$ 至 $F_7$),它们主要用于评估算法的开发能力,即算法在搜索空间中向单一全局最优解逼近的效率. 多峰(multimodal)测试函数($F_8$ 至 $F_{13}$),包含全局及多个局部最优解,有效检验算法的全局搜索能力以及在陷入局部最优时的逃逸能力. 复合基准测试函数($F_{14}$ 至 $F_{23}$)主要用于测试算法在复杂环境下的性能.

图 2 所示为不同策略改进 HO 算法在探索阶段的收敛性对比效果. 针对多个基准测试函数进行验证,尤其是针对单峰测试函数,收敛曲线在早期迭代中比原始 HO 算法展示出更快的收敛速度,该策略证实了在迭代过程中,引入了新颖和多样化的候选解,从而减轻了多样性的过早丧失,并有助于在探索和开发之间实现更稳定的权衡. 其原理包含了搜索空间的动态边界调整,比传统的反向学习方法更为复杂,还增强了种群多样性和全局探索能力. 基于透镜成像反向学习策略系统地探索与现有解决方案相反的区域,大大提高了早期搜索阶段定位最优解的概率. 在整个迭代过程中,每个个体都与它的反向对应解进行评估,并为后续迭代保留更优的解决方案. 分析图 2 可知,利用透镜成像反向学习策略改进 HO 算法不仅能够更快地收敛到全局最优解,而且在解的精度上也明显优于其他对比策略.

进而评估自适应 $t$ 分布扰动策略对 HO 算法的改进效果,通过选取差分变异扰动(Differential Variance Perturbation,DVP)、三角形游走(Triangle Walk,TW)、莱维飞行(Levy Flight,LF)以及纵横交叉(Criss-cross,CC)(Meng *et al.*, 2014)作为对比策

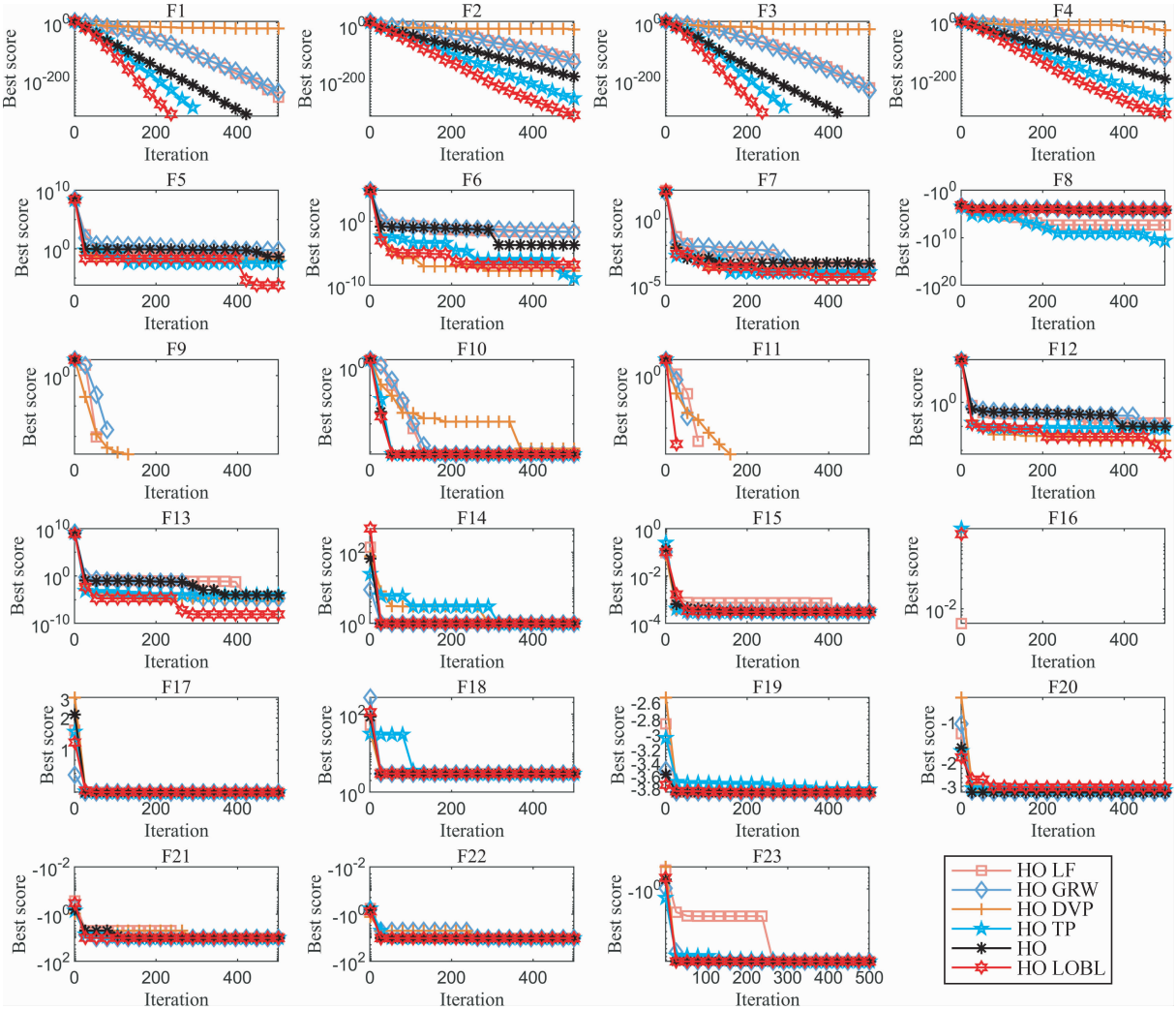



图 2 不同策略改进 HO 算法在探索阶段的收敛性对比

HO LF:莱维飞行改进 HO 算法;HO GRW:高斯随机游走改进 HO 算法;HO DVP:差分变异扰动改进 HO 算法;HO TP:$t$ 分布扰动改进 HO 算法;HO LOBL:透镜成像反向学习改进 HO 算法;HO:河马优化算法.

Fig. 2 Comparison of the convergence of different strategies improved HO algorithm in the exploration stage

HO LF: Improved HO by Lévy flight; HO GRW: Improved HO by gaussian random walk; HO DVP: Improved HO by differential variance perturbation; HO TP: Improved HO by t-distribution perturbation; HO LOBL: Improved HO by lens opposite based learning; HO: Hippopotamus optimization algorithm.

略.图 3 所示为不同策略改进 HO 算法在开发阶段的收敛性对比效果.实验结果表明,在单峰测试函数上,自适应 $t$ 分布扰动策略改进 HO 算法的收敛速度更快与精度更高,展现了明显的性能提升.在多峰与复合基准测试函数上,同样能表现出收敛效果良好与改进策略的有效性.此外,自适应 $t$ 分布扰动策略的特征由其自由度参数决定,这个参数主导着搜索行为.当自由度较低时,该分布呈现出柯西分布的特性,从而促进广泛探索.反之,随着自由度增加,分布逐渐趋近于高斯分布,展现出更高的集中度并支持有效开发.这种自适应机制主要在算法迭代后期发挥重要作用,旨在精细搜索与动态调整,保持探索与开发之间的平衡,最终使得算法跳出局部最优解.

### 1.4 混合不同策略下的收敛性对比

通过分别探讨透镜成像反向学习策略(LOBL)和自适应 $t$ 分布扰动策略(ATP)对 HO 算法的改进效果.将对比单独使用 LOBL 策略、单独使用 ATP 策略以及混合两种策略改进 HO 算法的性能表现进行综合分析.图 4 所示为混合策略下的收敛性对比.

分析图 4 可知,混合 LOBL 和 ATP 策略的 HO 算法在多个测试函数上展现出了比单独使用任一策略更为优秀的性能.即混合策略在收敛速度、解的质量和稳定性方面都表现出了明显的优势,这种优势主要来源于两种策略的互补性.透镜成像反向学习

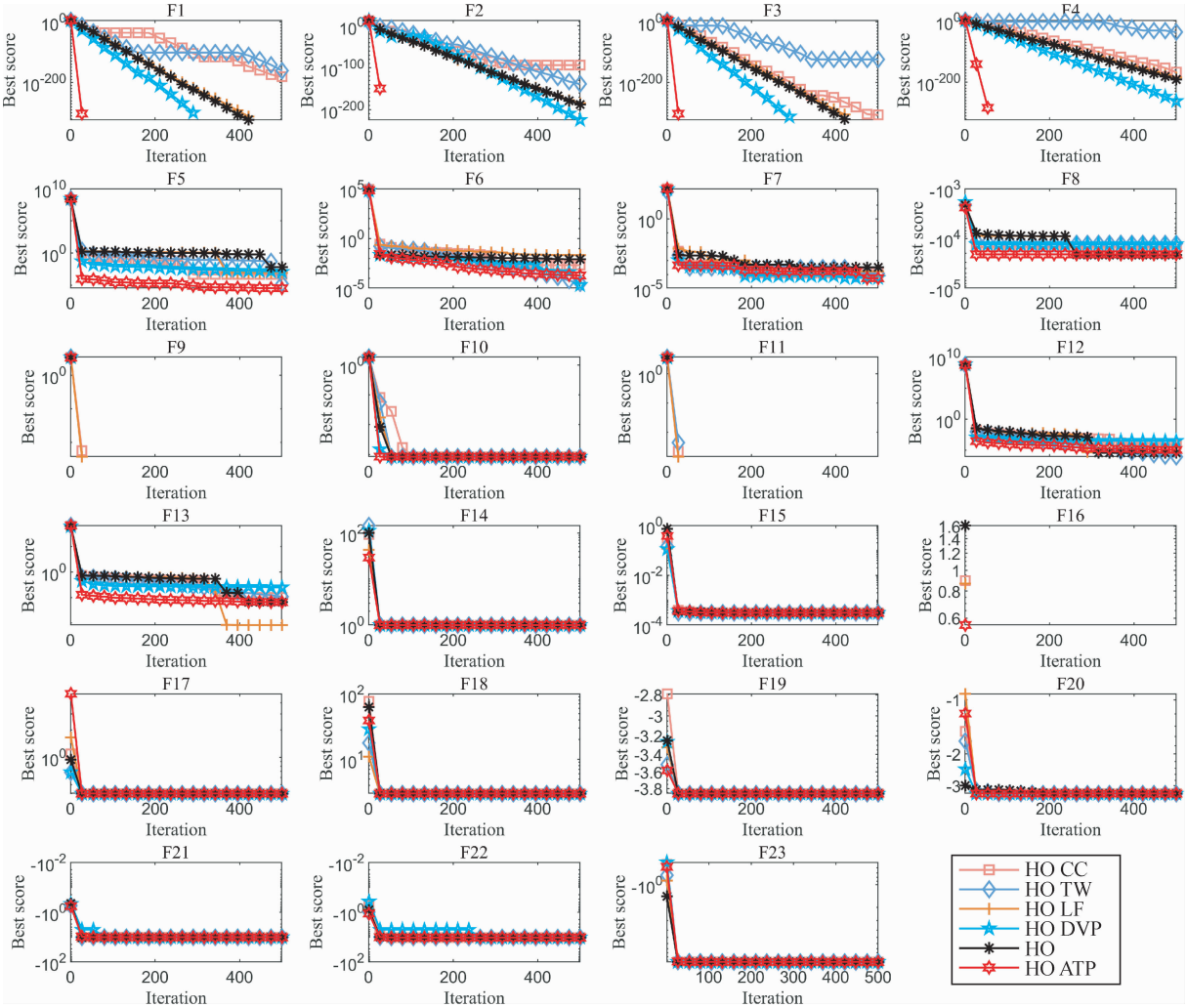



图 3 不同策略改进 HO 算法在开发阶段的收敛性对比

HO CC:纵横交叉改进 HO 算法;HO TW:三角形游走改进 HO 算法;HO LF:莱维飞行改进 HO 算法;HO DVP:差分变异扰动改进 HO 算法;HO ATP:自适应 $t$ 分布扰动改进 HO 算法;HO:河马优化算法

Fig. 3 Comparison of the convergence of different strategies improved HO algorithm in the development stage

HO CC: Improved HO by criss-cross; HO TW: Improved HO by triangle walk; HO LF: Improved HO by Lévy flight; HO DVP: Improved HO by differential variance perturbation; HO ATP: Improved HO by adaptive t-distribution perturbation; HO: Hippopotamus optimization algorithm.

和自适应 $t$ 分布扰动在改进 HO 算法中形成了互补协同关系:透镜成像反向学习在解空间的对侧生成镜像解,实现大幅度跳跃;而自适应 $t$ 分布扰动则在当前位置附近进行扰动,实现小幅度调整. 两者结合实现了远近平衡的搜索策略,在算法早期,以透镜成像反向学习为主,增强全局探索能力;在算法后期,以自适应 $t$ 分布变异为主,提高局部开发精度. 同时,根据种群多样性指标动态调整两种策略,实现探索与开发地自适应平衡. 因此,这两种策略被有效地结合起来时,能够显著提升 HO 算法的整体性能.

## 2 双向门控循环单元网络

双向门控循环单元(bidirectional Gated Recurrent Unit, BiGRU)网络模型是一种循环神经网络,它由两个独立的门控循环单元(GRU)组成,一个按照时间序列正向处理数据,另一个按照时间序列的逆向处理数据. 通过双向结构,BiGRU 模型能够同时捕捉序列数据的前向和后向信息,从而更好地理解和预测序列中的模式. 在得到正向和反向的隐藏状态序列后,BiGRU 模型将每个时间步的两种状态进行拼接,得到最终的状态表示. 图 5 所示为 BiGRU 模型的结构图. 其数学表达式为:

$$\begin{cases} \boldsymbol{h}_t = \mathrm{GRU}(\boldsymbol{h}_{t-1}, x_t) \\ \boldsymbol{h}_t = \mathrm{GRU}(\boldsymbol{h}_{t+1}, x_t) \end{cases}, \tag{6}$$

$$h_t = f(\alpha \boldsymbol{h}_t + \beta \boldsymbol{h}_t + b_t), \tag{7}$$

式中,$x_t$ 是当前时刻的输入信息,$\boldsymbol{h}_t$ 是正向 GRU 的

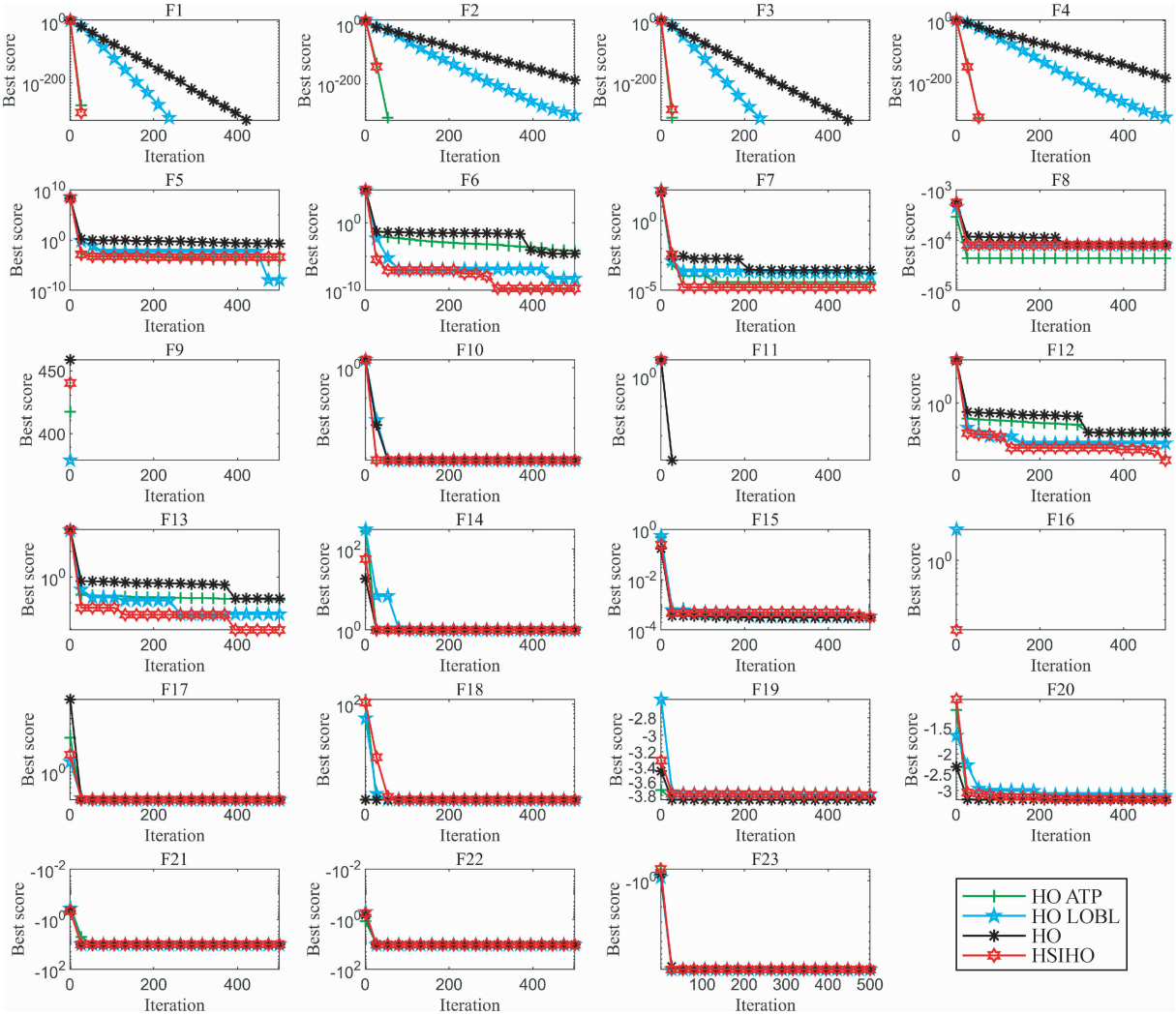



图 4 混合策略下的收敛性对比

HO ATP:自适应 $t$ 分布扰动改进 HO 算法; HO LOBL:透镜成像反向学习改进 HO 算法;
HO:河马优化算法; HSIHO:混合策略改进 HO 算法.

Fig. 4 Convergence comparison under mixed strategies

HO ATP: Adaptive $t$-distribution disturbance improved HO algorithm; HO LOBL: Lens imaging reverse learning improved HO algorithm;
HO: Hippopotamus optimization algorithm; HSIHO: Hybrid strategy improved HO algorithm.

隐藏层的状态,$\boldsymbol{h}$ 是反向 GRU 的隐藏层的状态,$\alpha$、$\beta$ 分别 $\boldsymbol{h}_t$、$\boldsymbol{h}$ 的权重,$b_t$ 是时刻隐藏层状态的偏置.

BiGRU 模型通过引入门控机制有效缓解了循环神经网络中存在的梯度消失问题,使其能够更好地建立长距离依赖关系. 该模型两个方向的隐藏层设计允许模型在任意时间步都能获取完整的上下文信息,从而更全面地理解序列特征. BiGRU 模型具备强大的非线性映射能力,可以有效适应高维、非线性的时间序列数据. 由于其内部结构包含重置门和更新门,BiGRU 模型能够控制信息流动,避免训练过程中可能出现的梯度不稳定问题. 因此,BiGRU 双向时序建模能力与门控机制的高效性,特别适合处理复杂时序依赖关系和非平稳噪声干扰,能够提供更全面、更准确的特征表示,从而提升模型的性能.

## 3 实验分析

### 3.1 算法流程

图 6 所示为优选混合策略增强 HO 算法在电磁法信噪辨识及应用中的流程图.

(1)输入电磁法数据进行预处理(等间距分段),设置适应度函数;

(2)构建深度学习(BiGRU)模型,给定优化超参数(学习率,神经元个数,迭代次数),初始化河马

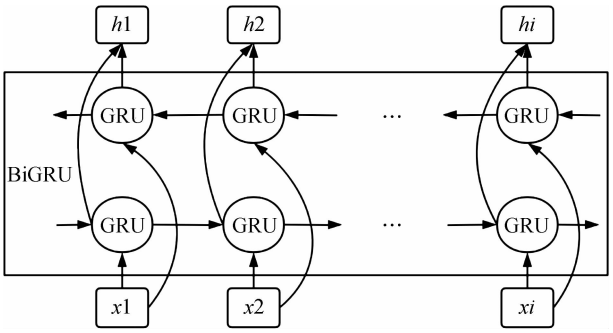



图 5 BiGRU 模型的结构图

Fig. 5 Structure diagram of BiGRU model

种群和参数;

(3)计算适应度函数,更新优势河马位置;利用透镜成像反向学习策略更新河马位置;

(4)更新最优解及其位置,保存候选解;利用自适应 $t$ 分布扰动策略,比较最优解,更新河马位置;

(5)判断是否满足最大迭代次数,若满足,输出最优解及对应河马的位置;若不满足,返回至步骤

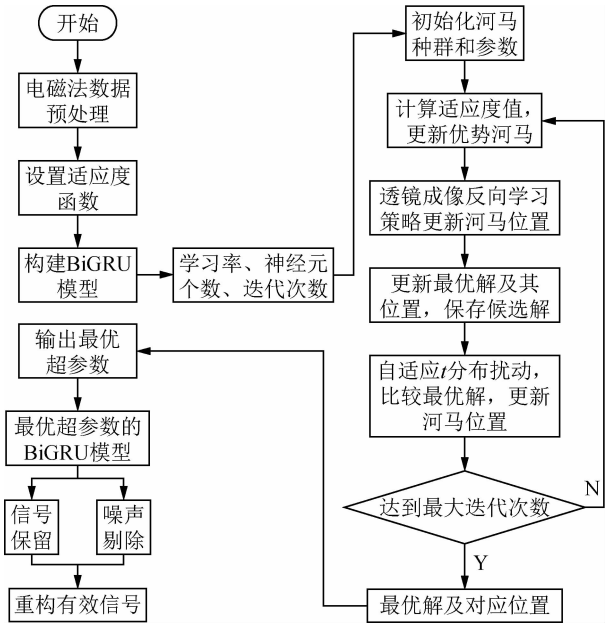



图 6 算法流程图

Fig. 6 Algorithm flow chart

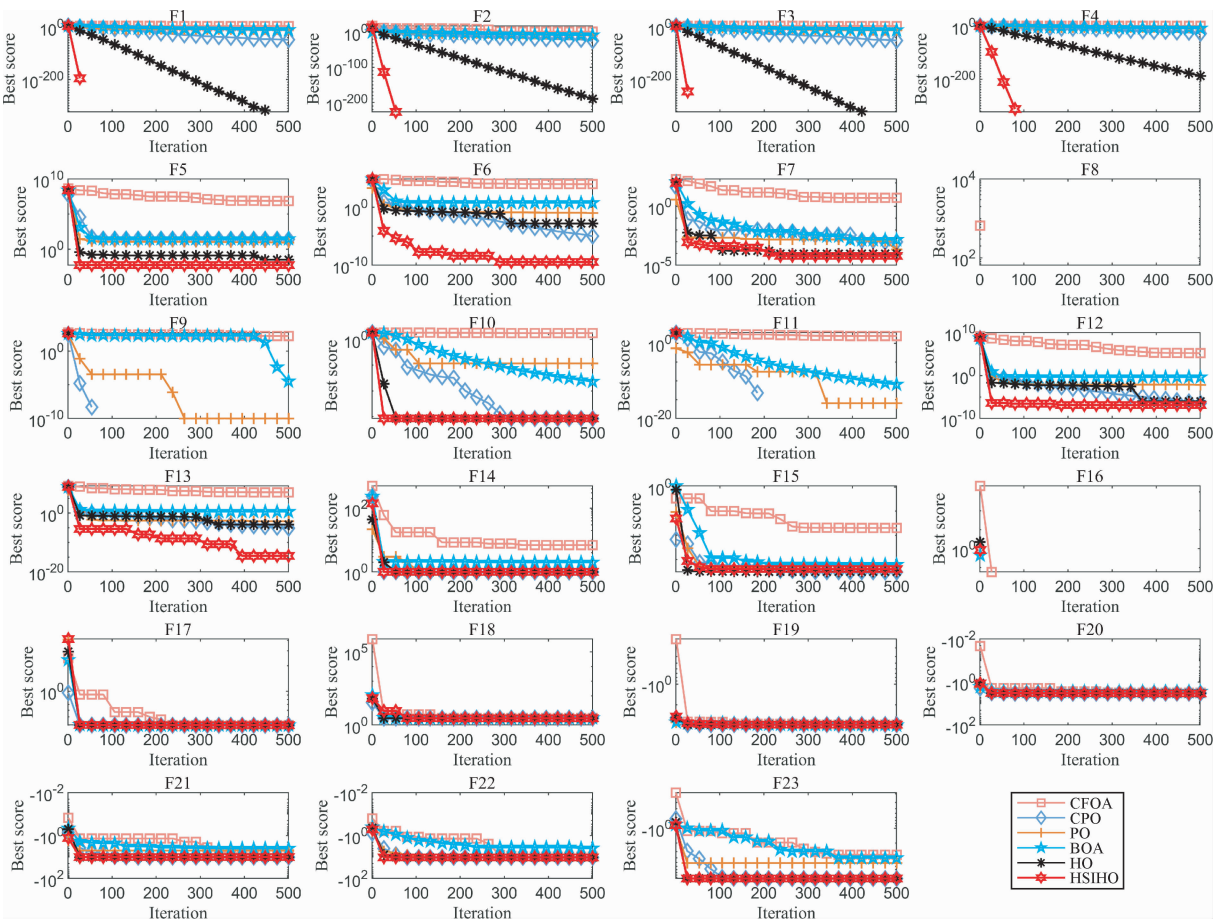



图 7 不同算法的收敛性对比

Fig. 7 Comparison of convergence of different algorithms

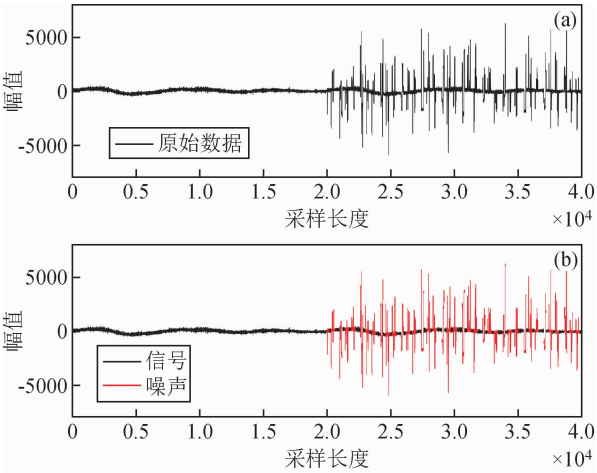



图 8 模拟电磁数据的信噪辨识效果

Fig. 8 The signal-noise identification effect of the simulated electromagnetic data

3,重新迭代更新;

(6)将最优超参数代入深度学习模型中,输出最优 BiGRU 模型,进而应用于电磁法信噪辨识中;

(7)将辨识为信号的部分保留,辨识为噪声的部分剔除,重构有效信号,计算电场曲线进行综合评价方法优劣.

### 3.2 智能优化算法的对比分析

通过选取四种智能优化算法作为对比分析,分别是捕鱼优化算法(Catch Fish Optimization Algorithm, CFOA)(Jia *et al.*, 2024)、蝴蝶优化算法(Butterfly optimization algorithm, BOA)(Arora and Singh, 2019)、鹦鹉优化算法(Parrot Optimizer, PO)(Lian *et al.*, 2024)以及冠豪猪优化算法(Crested Porcupine Optimizer, CPO)(Abdel-Basset *et al.*, 2024). 其中,每种算法的参数配置分别为 BOA 算法中的感觉模态 $c$ 取 0.01、幂指数 $\alpha$ 取 0.1;PO 算法中的 $\gamma$ 取 1.5;CPO 算法中的收敛因子取 0.2、权衡系数取 0.8.

图 7 所示为不同算法的收敛性对比. 分析图 7 可知,对于单峰测试函数 $F_1$ 至 $F_7$,HSIHO 展现出了明显高于其他四种算法的收敛速度和寻优精度. 对于多峰测试函数 $F_{12}$、$F_{13}$,HSIHO 在探索阶段收敛较弱,但结合了透镜成像反向原理增加种群多样性以及自适应 $t$ 分布扰动跳出局部最优解,使得 HSIHO 在开发阶段具有更高的收敛精度. 结果表明 HSIHO 算法相较于其余算法,具有优秀的动态收敛特性和跳出局部最优能力. 复合基准测试均能展示出优于其他智能优化算法的性能,HSIHO 算法展现了平衡

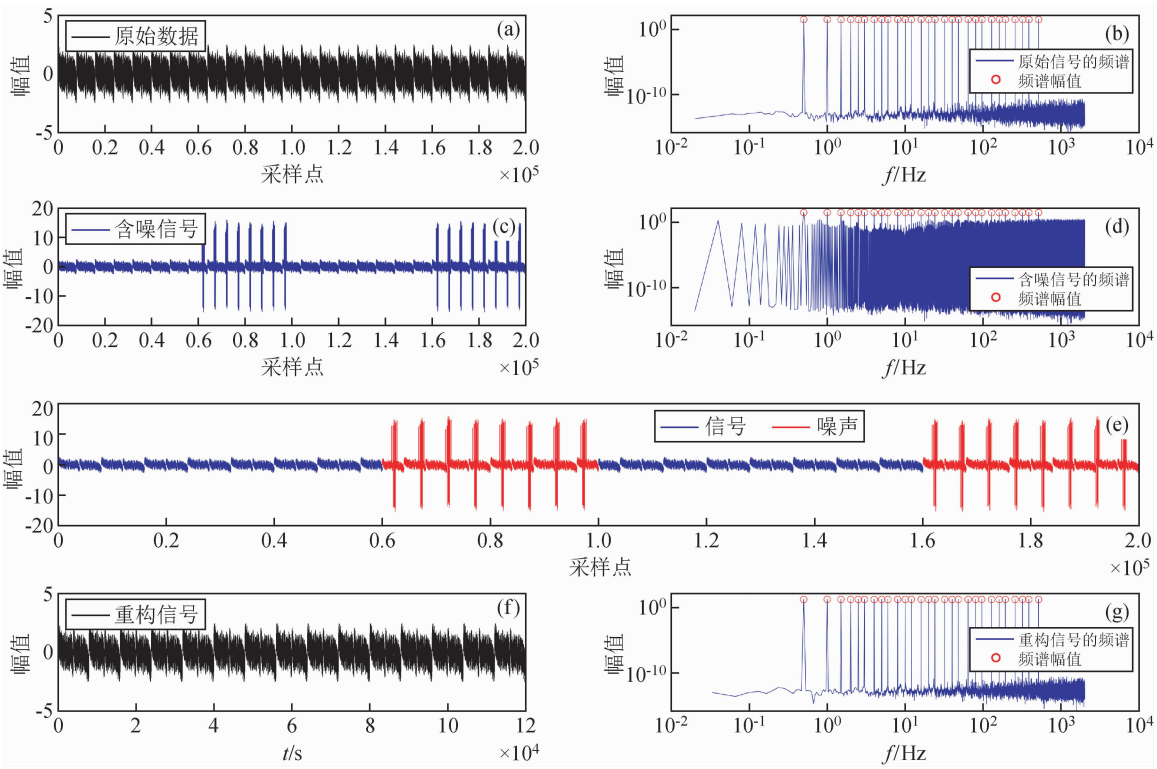



图 9 模拟 CSEM 数据信噪辨识效果

Fig. 9 The signal-noise processing effect of the simulated CSEM data

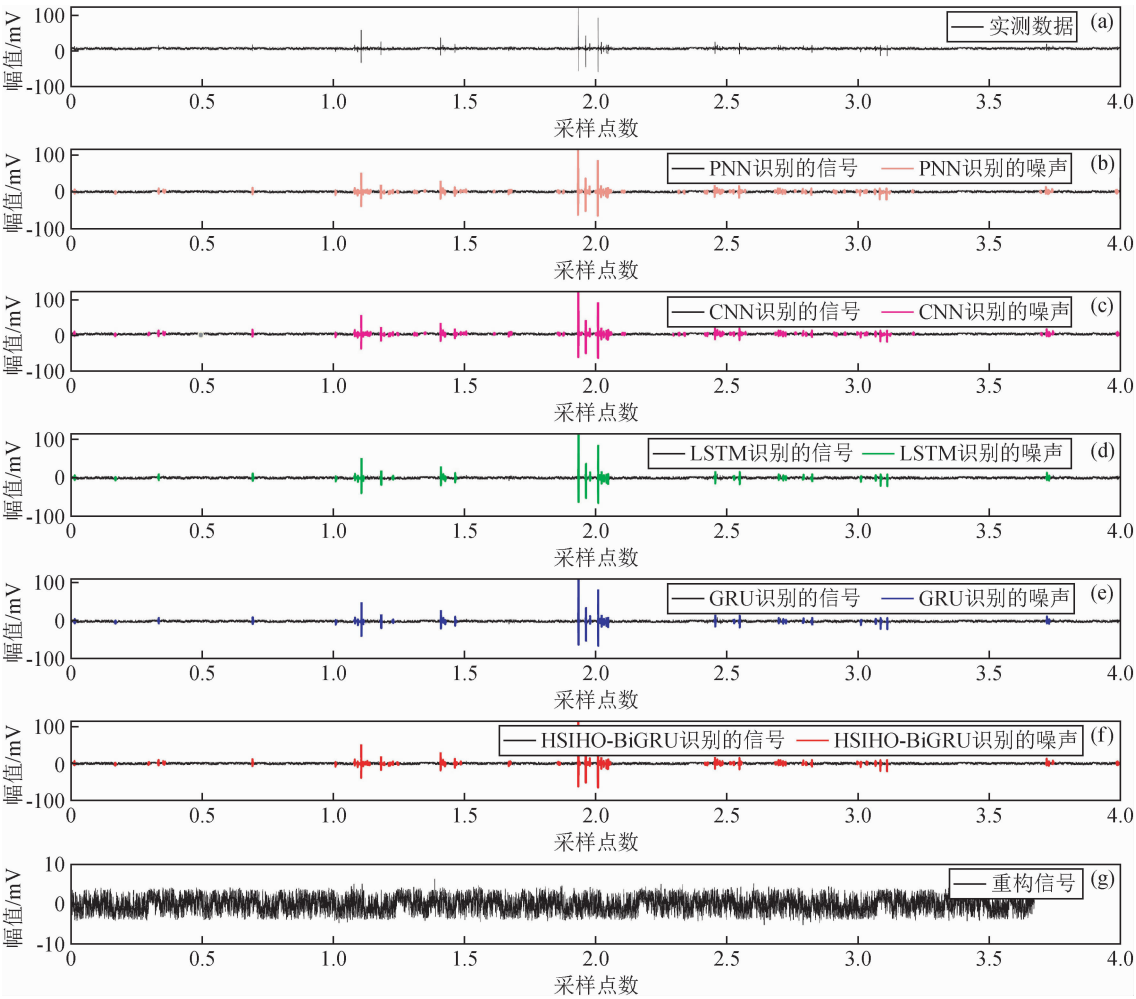



图 10 实测可控源电磁数据信噪处理对比效果

Fig. 10 Signal-noise processing effect of the measured CSEM data

探索与开发能力等方面的优势,收敛曲线平滑且精度高.

综上所述,透镜成像反向学习策略负责“广度”搜索,确保全局视野;自适应 $t$ 分布扰动策略负责“深度”搜索和“精细”调整,兼顾中期的“广度”探索.透镜成像反向学习策略是一种“预防”机制,从源头上减少陷入局部最优的风险;自适应 $t$ 分布扰动策略是一种“治疗”机制,当算法陷入局部最优时,提供一种逃脱的手段.通过利用不同阶段的收敛性对比及多种不同算法的收敛性对比结果表明,改进河马优化算法具有更快的收敛速度、更高的求解精度、更强的全局搜索能力以及更稳健的性能.

### 3.3 电磁法数据处理中的应用

为了验证 HSIHO-BiGRU 方法对工程应用中的优化性能及处理效果,本文引入电磁法数据进行模拟测试与验证.电磁法主要包含天然源电磁法和可控源电磁法,通过研究地下介质的电性结构,解决资源、能源等工程问题.在实际电磁法勘探过程中,采集的电磁法数据难免会受到复杂环境下的噪声等干扰,造成电磁数据在时、频域中出现异常等现象,无法反映电磁法数据特征及开展高精细的电磁法探测.因此,深入挖掘电磁法数据特征,开发智能信噪分离方法,突破复杂环境下的去噪技术瓶颈,提高电磁法数据质量,势必将成为改善电磁法探测效果的关键.

图 8 所示为模拟电磁数据的信噪辨识效果.分析图 8 可知,原始数据中添加了典型的脉冲干扰与方波干扰,导致信号幅值增大、波形紊乱,有效信号被噪声淹没.利用 HSIHO-BiGRU 方法将原始数据等间距分段后进行信噪辨识处理,结果表明时间序列中的脉冲干扰与方波干扰能被高精准地甄辨(红色段为噪声,黑色段为信号).

图 9 所示为模拟可控源电磁数据信噪辨识效果. 分析图 9 可知,原始信号稳定且呈周期性波形,对应的频谱及其频谱幅值(红色的圈)稳定;通过在原始信号上添加不同种类的噪声波形,导致信号发生畸变,相应地产生噪声频谱,伴随着频谱增大且部分有效信号混合着噪声,同时出现无效频率信息增多的现象. 将原始信号等间距分段,利用 HSIHO-BiGRU 方法进行信噪辨识,能精准地识别且剔除噪声波形(时间序列中的红色部分),重构获取无噪声的有效信号,频谱特征还原出原始形态且无效频率信息减少.

为了进一步验证本文方法在实测可控源电磁数据处理中的测试与应用. 图 10 所示为实测可控源电磁数据信噪处理对比效果. 实测可控源电磁数据中包含了异常波形和突变信号等噪声干扰,导致原始有效信号的幅值增大,无法反映出可控源电磁数据的伪随机波形及周期性特征.

分析图 10 可知,概率神经网络(PNN)方法、卷积神经网络(CNN)方法、长短期记忆网络(LSTM)方法和门控循环单元(GRU)方法均存在着部分噪声未被识别或过度识别的情况,导致信噪辨识效果不够理想. 本文方法处理后能准确地识别出实测信号中的强与弱噪声(即噪声尺度大小或幅值大小),重构信号能够精准且完整地剔除原始数据中所有的异常波形,且更为接近可控源电磁周期性有效信号的特征.

图 11 所示为可控源电磁法数据中一个实测点的电场曲线对比效果. 其中,电场曲线是从原始数据的频谱中提取所需频率的振幅值而绘制.

结合图 10 和图 11 可知,由于原始实测数据的时间域序列中含有大量的噪声波形,经过本文方法处理后,噪声能被有效地识别且剔除,信号被完整地保留,重构数据中完全消除了噪声或异常波形的影响,其处理结果更为稳定,且符合 CSEM 时间域数据的有效信号特征. 进一步对比分析电场曲线,原始数据因噪声影响导致电场曲线在中、低频段出现了不同频点地跳变且幅值相应地增大或减小,数据质量低. 利用 PNN 方法处理后,电场曲线效果无法得到改善,因其概率神经网络中的平滑因子往往需要人为设置,导致处理后的效果并不理想;对比 CNN 方法、LSTM 方法和 GRU 方法处理后,整体趋势改善明显,但在低频段仍然出现了异常波动与幅值增大等现象,这三种神经网络同样也需要设置关键参数来获取更为稳定的结果. 因此,PNN 方法、CNN 方法、LSTM 方法和 GRU 方法处理后均无法反映出地下真实电性结构信息. 通过本文方法处理后,电场曲线更为光滑、稳定且无异常跳变,其结果反映出原始数据中的噪声能被有效剔除,数据质量得到提升,能为电磁法反演解释提供技术支持.

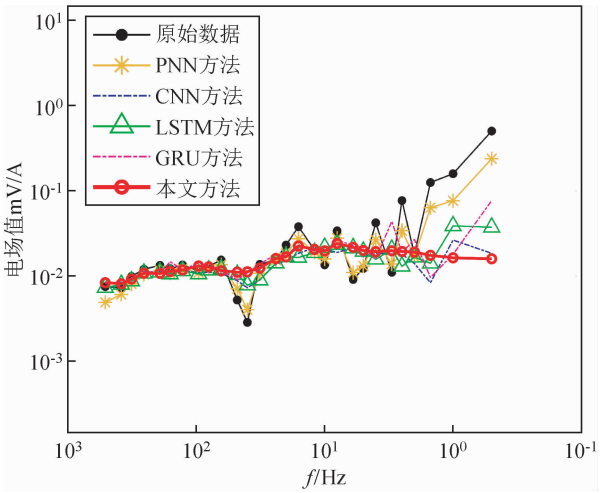



图 11 可控源电磁实测点的电场曲线对比效果

Fig. 11 The comparison of CSEM electric field curve

## 4 结 论

本文提出了优选混合策略增强河马优化深度学习的电磁法数据信噪辨识方法及应用. 通过对比现有策略优选出透镜成像反向学习策略和自适应 $t$ 分布扰动策略相结合的改进河马优化算法,并利用 HSIHO 算法对 BiGRU 模型的参数寻优,获得最优 HSIHO-BiGRU 模型实现可控源电磁数据信噪辨识处理,显著提高了智能优化算法的收敛性及其在深度学习中的数据处理效果及精度. 通过对比 PNN 方法、CNN 方法、LSTM 方法和 GRU 方法,本文所提方法验证了优化深度学习方法的有效性,获得的最终结果更加稳定,且更具良好的工程应用潜力. 此外,基于智能优化深度学习的电磁法数据去噪方法、结果评价及实际工区应用仍是电磁法领域的重要研究.

**致 谢** 感谢审稿专家提出的修改意见和编辑部的大力支持!

## References

Abdel-Basset M, Mohamed R, Abouhawwash M. 2024. Crested

porcupine optimizer: a new nature-inspired metaheuristic. Knowledge-Based Systems, 284: 111257, doi: 10.1016/j.knosys.2023.111257.

Amiri M H, Mehrabi Hashjin N, Montazeri M, *et al*. 2024. Hippopotamus optimization algorithm: a novel nature-inspired optimization algorithm. Scientific Reports, 14(1): 5032, doi: 10.1038/s41598-024-54910-3.

Arora S, Singh S. 2019. Butterfly optimization algorithm: A novel approach for global optimization. Soft Computing, 23(3): 715-734.

Chen C J, Jiang Q Y, Mo D, *et al*. 2019. De-noising pseudo-random electromagnetic data using gray judgment criterion and rational function filtering. Chinese Journal of Geophysics (in Chinese), 62(10): 3854-3865, doi: 10.6038/cjg2019M0415.

Ghaemi M, Zabihinpour Z, Asgari Y. 2009. Computer simulation study of the Lévy flight process. Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications, 388(8): 1509-1514.

Hu Y F, Liu Z J, Li D Q, *et al*. 2024. Noise separation of CSEM data based on improved clustering method. Chinese Journal of Geophysics (in Chinese), 67(1): 394-408, doi: 10.6038/cjg2022Q0541.

Jia H M, Wen Q X, Wang Y H, *et al*. 2024. Catch fish optimization algorithm: a new human behavior algorithm for solving clustering problems. Cluster Computing, 27(9): 13295-13332.

Lei D, Zhao G Z, Zhang Z J, *et al*. 2010. A processing method of CSAMT data with strong electromagnetc interferences by using information entropy and rational fuction filtering. Progress in Geophysics (in Chinese), 25(6): 2015-2023, doi: 10.3969/j.issn.1004-2903.2010.06.017.

Li G, He Z S, Tang J T, *et al*. 2021. Dictionary learning and shift-invariant sparse coding denoising for controlled-source electromagnetic data combined with complementary ensemble empirical mode decomposition. Geophysics, 86(3): E185-E198.

Li G, Ding D, Shi F S, *et al*. 2022. Intelligent recognition of controlled-source electromagnetic data by support vector machine. Journal of Jilin University (Earth Science Edition) (in Chinese), 52(3): 725-736.

Li G, Wu S L, Cai H Z, *et al*. 2023. IncepTCN: A new deep temporal convolutional network combined with dictionary learning for strong cultural noise elimination of controlled-source electromagnetic data. Geophysics, 88(4): E107-E122.

Li G, Wu S L, Cai H Z, *et al*. 2024. GTCN: Gated temporal convolutional networks for controlled-source electromagnetic data denoising. IEEE transactions on Geoscience and Remote Sensing, 62: 5925414, doi: 10.1109/TGRS.2024.3452558.

Li Y G, Duan S M. 2014. Data preprocessing of marine controlled-source electromagnetic data. Periodical of Ocean University of China (in Chinese), 44(10): 106-112.

Lian J B, Hui G H, Ma L, *et al*. 2024. Parrot optimizer: algorithm and applications to medical problems. Computers in Biology and Medicine, 172: 108064, doi: 10.1016/j.compbiomed.2024.108064.

Ling F, Yang Y, Li G, *et al*. 2022. Extracting useful high-frequency information from wide-field electromagnetic data using time-domain signal reconstruction. Journal of Central South University, 29(11): 3767-3778.

Liu J S, Ma Y X, Li Y. 2021. Improved butterfly algorithm for multi-dimensional complex function optimization problem. Acta Electronica Sinica (in Chinese), 49(6): 1068-1076.

Liu N, Liu C, Liu Y. 2015. Marine controlled-source electromagnetic data de-noising method based on time-varying bilateral filtering. World Geology (in Chinese), 34(1): 232-239.

Liu W Q, Chen R J. 2016. Robust statistical methods for spread spectrum induced polarization data preprocessing and reducing impulse noise. Progress in Geophysics (in Chinese), 31(3): 1332-1341, doi: 10.6038/pg20160356.

Liu W Q, Lin P R, Chen R J, *et al*. 2024. Anti-interference processing for CSAMT based on deep learning and joint de-noising. Progress in Geophysics (in Chinese), 39(4): 1457-1473, doi: 10.6038/pg2024HH0341.

Liu Y C, Li D Q, Li J, *et al*. 2025. Controlled-source electromagnetic signal detection using a hybrid deep learning model: convolutional and long short-term memory neural networks. Computers & Geosciences, 204: 105986, doi: 10.1016/j.cageo.2025.105986.

Liu Y D, Shao M X. 2025. Navigation path extraction method for row-planted crops based on the Hippopotamus Optimization algorithm. Journal of Chinese Agricultural Mechanization (in Chinese), 46(10): 120-127, 145.

Meng A B, Chen Y C, Yin H, *et al*. 2014. Crisscross optimization algorithm and its application. Knowledge-Based Systems, 67: 218-229.

Mo D, Jiang Q Y, Li D Q, *et al*. 2017. Controlled-source electromagnetic data processing based on gray system theory and robust estimation. Applied Geophysics, 14(4): 570-580.

Myer D, Constable S, Key K. 2011. Broad-band waveforms and robust processing for marine CSEM surveys. Geophysical Journal International, 184(2): 689-698.

Rawlings P K. 2003. Modes of a Gaussian random walk. Journal of Statistical Physics, 111(3): 769-788.

Sun Y S, Huang S H, Zhang Y, *et al*. 2022. Denoising of transient electromagnetic data based on the minimum noise fraction-deep neural network. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 19: 802840, doi: 10.1109/LGRS.2022.3180433.

Tizhoosh H R. 2006. Opposition-based reinforcement learning. Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics, 10(4): 578-585.

Wang X, Bai X M, Li G, *et al*. 2023. Noise attenuation for CSEM data via deep residual denoising convolutional neural Network and shift-invariant sparse coding. Remote Sensing, 15(18): 4456, doi: 10.3390/rs15184456.

Wu C L, Wei W S, Guo Y, *et al*. 2022. Improved sparrow search algorithm based on t-distribution variation. Cyber Security and Data Governance (in Chinese), 41(8): 74-78.

Wu T, Li D Q, Suo G Y, *et al*. 2019. The application of the generalized S-transform in the data processing of the wide-field electromagnetic method. Computing Techniques for Geophysical and Geochemical Exploration (in Chinese), 41(3): 379-385.

Yang Y, He J S, Li D Q. 2018. A noise evaluation method for CSEM in the frequency domain based on wavelet transform and analytic envelope. Chinese Journal of Geophysics (in Chinese), 61(1): 344-357, doi: 10.6038/cjg2018L0298.

Yang Y, Li D Q, Tong T G, *et al*. 2018. Denoising controlled-source electromagnetic data using least-squares inversion. Geophysics, 83(4): E229-E244.

Yang Y, Zhang H, Zhou C Y, *et al*. 2022. Motion noise removal method of semi-airborne transient electromagnetic pure secondary field data based on least square inversion. Chinese Journal of Geophysics (in Chinese), 65(6): 2351-2364, doi: 10.6038/cjg2022P0301.

Yang Z, Tang J T, Xiao X, *et al*. 2021. Application of powerline noise cancellation method in correlation identification of controlled source electromagnetic method. Journal of Geophysics and Engineering, 18(3): 339-354.

Zhang B M, Jiang Q Y, Mo D, *et al*. 2015. A novel method for handling gross errors in electromagnetic prospecting data. Chinese Journal of Geophysics (in Chinese), 58(6): 2087-2102, doi: 10.6038/cjg20150623.

Zhang C L, Duan M G, Ren N K, *et al*. 2025. Wavefront shaping and transmission of scattered light field based on Hippopotamus Optimization algorithm. Acta Optica Sinica (in Chinese), 45(8): 0829001, doi: 10.3788/AOS241896.

Zhang X, Li D Q, Li J, *et al*. 2022. CSEM pseudo-random signal processing method based on feature extraction and clustering identification. Oil Geophysical Prospecting (in Chinese), 57(4): 973-981, 1008.

Zhang X, Li D Q, Li J, *et al*. 2022. Signal-noise identification for wide field electromagnetic method data using multi-domain features and IGWO-SVM. Fractal and Fractional, 6(2): 80, doi: 10.3390/fractalfract6020080.

Zhang X, Li D Q, Hu Y F, *et al*. 2024. WFEM signal-noise separation method based on improved inherent time-scale decomposition and

probabilistic neural network. Progress in Geophysics (in Chinese), 39(1): 241-252, doi: 10.6038/pg2024HH0162.

Zhang X, Deng M L, Li D Q, *et al*. 2025. WFEM denoising method and application via improved dung beetle optimizer and LSTM. Progress in Geophysics (in Chinese), 40(4): 1577-1587, doi: 10.6038/pg2025II0201.

## 附中文参考文献

陈超健, 蒋奇云, 莫丹, 等. 2019. 基于灰色判别准则和有理函数滤波的伪随机电磁数据去噪. 地球物理学报, 62(10): 3854-3865, doi: 10.6038/cjg2019M0415.

胡艳芳, 刘子杰, 李帝铨, 等. 2024. 基于优化聚类的人工源电磁法数据信噪分离方法. 地球物理学报, 67(1): 394-408, doi: 10.6038/cjg2022Q0541.

雷达, 赵国泽, 张忠杰, 等. 2010. 强干扰地区 CSAMT 数据信息熵与有理函数滤波的处理方法. 地球物理学进展, 25(6): 2015-2023, doi: 10.3969/j.issn.1004-2903.2010.06.017.

李广, 丁迪, 石福升, 等. 2022. 基于支持向量机的可控源电磁数据智能识别方法. 吉林大学学报(地球科学版), 52(3): 725-736.

李予国, 段双敏. 2014. 海洋可控源电磁数据预处理方法研究. 中国海洋大学学报(自然科学版), 44(10): 106-112.

刘景森, 马义想, 李煜. 2021. 改进蝴蝶算法求解多维复杂函数优化问题. 电子学报, 49(6): 1068-1076.

刘宁, 刘财, 刘洋. 2015. 基于时变双边滤波的海洋可控源电磁数据噪声压制方法研究. 世界地质, 34(1): 232-239.

刘卫强, 陈儒军. 2016. 稳健统计用于扩频激电数据预处理与脉冲噪声压制. 地球物理学进展, 31(3): 1332-1341, doi: 10.6038/pg20160356.

刘卫强, 林品荣, 陈儒军, 等. 2024. 基于深度学习与联合降噪的可控源音频大地电磁抗干扰数据处理方法研究. 地球物理学进展, 39(4): 1457-1473, doi: 10.6038/pg2024HH0341.

刘宇玎, 邵明玺. 2025. 基于河马优化算法的成行作物导航路径提取方法. 中国农机化学报, 46(10): 120-127, 145.

吴超略, 韦文山, 郭羿, 等. 2022. 基于 $t$ 分布变异的改进麻雀搜索算法. 信息技术与网络安全, 41(8): 74-78.

吴桐, 李帝铨, 索光运, 等. 2019. 广义 S 变换时频分析在广域电磁法数据处理中的应用. 物探化探计算技术, 41(3): 379-385.

杨洋, 何继善, 李帝铨. 2018. 在频率域基于小波变换和 Hilbert 解析包络的 CSEM 噪声评价. 地球物理学报, 61(1): 344-357, doi: 10.6038/cjg2018L0298.

杨洋, 张衡, 周长宇, 等. 2022. 基于最小二乘反演的半航空瞬变电磁纯二次场数据运动噪声去除方法. 地球物理学报, 65(6): 2351-2364, doi: 10.6038/cjg2022P0301.

张必明, 蒋奇云, 莫丹, 等. 2015. 电磁勘探数据粗大误差处理的一种新方法. 地球物理学报, 58(6): 2087-2102, doi: 10.6038/cjg20150623.

张晨龙, 段美刚, 任乃奎, 等. 2025. 基于河马优化算法的散射光场波前整形与传输. 光学学报, 45(8): 0829001, doi: 10.3788/AOS241896.

张贤, 李帝铨, 李晋, 等. 2022. 基于特征提取与聚类识别的人工源电磁伪随机信号处理方法. 石油地球物理勘探, 57(4): 973-981, 1008.

张贤, 李帝铨, 胡艳芳, 等. 2024. 基于 IITD 和 PNN 的广域电磁法数据信噪分离方法. 地球物理学进展, 39(1): 241-252, doi: 10.6038/pg2024HH0162.

张贤, 邓茂林, 李帝铨, 等. 2025. 改进蜣螂优化 LSTM 的广域电磁去噪方法及应用. 地球物理学进展, 40(4): 1577-1587, doi: 10.6038/pg2025II0201.