

基于 IPSO-VMD 联合小波阈值的超低空磁异常信号去噪方法*

杨帆 徐春雨 李肃义

(吉林大学仪器科学与电气工程学院 长春 130061)

摘要:变分模态分解(VMD)方法在超低空磁异常信号去噪中具有较好的模态分解效果,然而在实际探测中需要依赖人工设定惩罚因子和模态分解参数,且磁异常信号微弱、环境噪声复杂。针对上述问题,提出了一种改进的粒子群优化变分模态分解(IPSO-VMD)联合小波阈值的去噪方法。首先,通过引入自适应惯性权重和学习因子策略,利用排列熵作为自适应函数,实现了对上述参数自适应。之后,采用最优参数组合对信号进行分解,并对异常分量应用小波阈值去噪处理。最终,将信号重构并获得去噪后的信号。仿真实验结果表明,该方法相比其他方法将信噪比提升了约 9.44 dB,相关系数达到约 0.74,获得了良好的去噪效果。通过野外实验表明,去噪后的实测信号磁异常位置明显,有效降低了环境噪声对信号的干扰,显示出在野外超低空磁目标勘探中的应用潜力。

关键词:超低空磁异常探测;改进粒子群优化(IPSO);变分模态分解(VMD);参数自适应;小波阈值

中图分类号: TP393.1; TN98 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.4030

Denoising of ultra-low altitude magnetic anomaly signals based on IPSO-VMD joint wavelet thresholding

Yang Fan Xu Chunyu Li Suyi

(School of Instrumentation and Electrical Engineering, Jilin University, Changchun 130061, China)

Abstract: The variational modal decomposition (VMD) method has a better modal decomposition effect in the denoising of ultra-low altitude magnetic anomaly signals, however, it needs to rely on the manual setting of the penalty factor and the modal decomposition parameters in practical detection, and the magnetic anomaly signals are weak and the environmental noise is complex. Aiming at the above problems, this paper proposes an improved particle swarm optimized variational modal decomposition (IPSO-VMD) combined wavelet threshold denoising method. Firstly, by introducing the adaptive inertia weights and learning factor strategy, and utilizing the arrangement entropy as the fitness function, the self-adaptation to the above parameters is realized. After that, the optimal parameter combination is used to decompose the signal, and wavelet threshold denoising is applied to the abnormal components. Finally, the signal is reconstructed and the denoised signal is obtained. The simulation experiment results show that the method improves the SNR by about 9.44 dB compared with other methods, and the correlation coefficient reaches about 0.74, obtaining a good denoising effect. The field experiments show that the magnetic anomaly location of the measured signal after denoising is obvious, which effectively reduces the interference of environmental noise on the signal and shows the potential of application in the exploration of ultra-low altitude magnetic targets in the field.

Keywords: ultra-low altitude magnetic anomaly detection; improved particle swarm optimization (IPSO); variational mode decomposition (VMD); parameter adaptation; wavelet threshold

0 引言

铁磁性物体的存在会扰乱地磁场的自然分布,通过分离磁异常信号,可以分析推断区域内是否存在铁磁性物体^[1]。超低空磁法探测是利用无人飞行器搭载磁传感器进行铁磁性目标检测。在飞行过程中,通过采集磁场、经纬度等数据,通过数据处理后完成检测。由于该技术具有体积小、灵活性高、探测成本低等优势,因此,被广泛应用于未爆弹探测^[2]、地下管线探测^[3]、矿产勘探^[4]等多个领域。SPH Engineering 公司开发的一系列基于磁通门传感器的磁异常探测仪器,这些仪器不但可以变换不同结构以适配各种的无人机,而且提供后期数据处理软件,方便进行铁磁目标野外勘探和磁异常信号处理^[5]。我国生产基于 MagDrone R3 的航空三轴磁通门磁力仪,在低空矿产资源勘探场景被广泛应用^[6]。近年来,随着对磁异常检测需求日益增长,超低空探测面临着异常信号微弱、环境噪声复杂等挑战,对磁异常检测准确率和现场勘探效率造成了影响。

为了完成磁异常信号去噪和目标检测,研究人员开展了大量研究。在磁异常信号处理方法中,经典的正交基函数(orthonormal basis function, OBF)方法侧重于分析目标信号的特征,仅在高斯白噪声背景下表现良好,虽然大量研究目前对 OBF^[7-8]进行改进和白噪声化,但在实际检测中仍然面临信噪比低的问题。最小熵反褶积(minimum entropy deconvolution, MED)通过设计逆滤波器,可以从强背景噪声中提取微弱的磁异常信号,实现信号降噪^[9]。但在实际处理中, MED 方法不仅需要依赖人工经验选择合适的滤波器长度,而且计算复杂度较高,不同的 MED 运行可能会产生不同的分解结果。随着机器学习和深度学习技术的发展,磁异常信号处理过程可以被视作分类问题,开展了如人工神经网络^[10]、卷积神经网络^[11]等,但在实际检测中仍存在缺乏训练数据、特征信息较少、实际环境噪声复杂等问题。近年来基于模态分解的方法也在磁异常信号处理中开展了大量研究,常见的如经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)^[12]、集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)^[13]、完全自适应噪声经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, CEEMDAN)^[14]、变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)^[15]等。其中,EMD 方法可能将不同频率的成分被错误地分解到同一个本征模态函数(intrinsic mode function, IMF)中,产生模态混叠现象,且需要依赖人工经验选择分解层数。EEMD 方法虽然通过引入有限振幅的白噪声来缓解 EMD 方法中的模态混叠问题,但忽略辅助高斯白噪声分解残留问题。

CEEMDAN 方法对于高斯白噪声以外的噪声类型存在影响,且需要进行多次的模态分解和噪声估计,算法复杂度较高。变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)方法通过控制带宽避免频率混叠现象,表现出更好的噪声鲁棒性,但方法需要依赖人工经验设置惩罚因子和模态数,参数选择不当可能导致分解结果不准确,影响去噪效果。

针对上述问题,本文提出一种基于改进粒子群算法-变分模态分解(IPSO-VMD)联合小波阈值的磁异常信号去噪方法。该方法对磁异常信号进行自适应分解后,采用最优参数组合对信号进行分解,并将选择的部分分量使用小波阈值去噪,最终重构获得最终的磁异常信号。通过仿真实验和野外实验测试,进一步证明该方法针对超低空磁异常信号噪声去除的有效性。

1 理论基础

1.1 磁偶极子模型

通常,当磁异常目标和磁传感器之间的距离大于目标物尺寸的 3 倍以上时,目标物可以被视为磁偶极子^[16]。检测过程如图 1 所示。

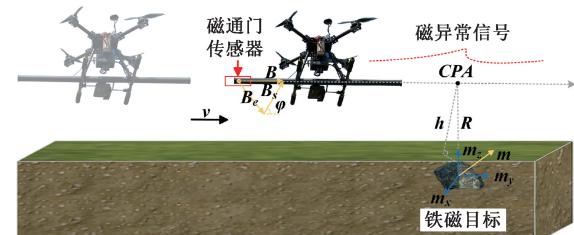


图 1 铁磁目标检测过程

Fig. 1 Ferromagnetic target detection process

由目标产生的矢量磁场 \mathbf{B}_s 可以通过磁偶极子模型来近似:

$$\mathbf{B}_s = \frac{\mu_0 M}{4\pi} \left(\frac{3(\mathbf{m} \cdot \mathbf{R}) \mathbf{R}}{R^5} - \frac{\mathbf{m}}{R^3} \right) \quad (1)$$

式中: μ_0 是空间的磁导率; M 是磁矩的大小; \mathbf{m} 是磁矩单位方向矢量,为 $\mathbf{m} = [m_x, m_y, m_z]^T$; \mathbf{R} 是磁传感器和目标之间的距离。假设地磁场为 \mathbf{B}_e , 磁传感器在检测点测得的总磁场可以表示为 $\mathbf{B} = \mathbf{B}_s + \mathbf{B}_e$ 。根据余弦定理计算总磁场、目标磁场和地磁场之间的关系:

$$|\mathbf{B}| = |\mathbf{B}_e| \times [1 + (|\mathbf{B}_s|^2 + 2|\mathbf{B}_s||\mathbf{B}_e| \cos\varphi)]^{\frac{1}{2}} \quad (2)$$

此外,由于目标磁异常强度通常远小于地磁场值,因此可以说明 $|\mathbf{B}_s| \ll |\mathbf{B}_e|$ 。所以,最终的磁异常信号 $\Delta\mathbf{B}$ 可以表示为:

$$\Delta B = |\mathbf{B}| - |\mathbf{B}_e| \approx \frac{\mathbf{B}_s \cdot \mathbf{B}_e}{|\mathbf{B}_e|} = \mathbf{B}_s \cdot i_e \quad (3)$$

式中: i_e 是地磁场方向的单位矢量, $i_e = (\cos I \cos D) \mathbf{e}_x + (\cos I \cos D) \mathbf{e}_y + (\sin I) \mathbf{e}_z$; D 是磁偏角; I 是磁倾角。最终, 通过处理磁传感器数据后完成异常检测。

1.2 变分模态分解原理

VMD 是一种将非递归信号分解成多个具有准正交性的带限本征模态函数 IMF 的算法, 通过不断迭代确定每个分量模态的中心频率和带宽^[17]。

1) VMD 约束变分模型:

$$\begin{cases} \min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) \otimes u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \\ \text{s. t. } \sum_{k=1}^K u_k = f_{MAD}(t) \end{cases} \quad (4)$$

式中: $u_k(t)$ 为 IMF 分量; k 为迭代次数; K 为模态分解数量; $f_{MAD}(t)$ 为原始磁异常信号; ω_k 为每个分量的中心频率; $\delta(t)$ 为冲击函数; \otimes 为卷积运算; s. t. 为约束条件。

2) 引入二次惩罚因子 α 和 Lagrange 乘法算子 λ 将约束变分问题转换为非约束变分问题求解出上述变分模型的最优解:

$$\begin{aligned} L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \{\lambda\}) = & \alpha \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \\ & \left\| f_{MAD}(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \right\|_2^2 + \langle \lambda(t), f_{MAD}(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \rangle \end{aligned} \quad (5)$$

3) 迭代最优解:

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega} \quad (6)$$

$$\hat{u}_k^{n+1} = \frac{\hat{f}_{MAD}(\omega) - \sum_{i>k} \hat{u}_i(\omega) + \frac{\lambda(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2} \quad (7)$$

4) 更新 Lagrange 算子:

$$\lambda^{n+1}(\omega) = \hat{\lambda} n(\omega) + \tau \left(\hat{f}_{MAD}(t) - \sum_{k=1}^K \hat{u}_k^{n+1}(\omega) \right) \quad (8)$$

式中: τ 为噪声容限。

5) 判断迭代是否终止:

$$\sum_{k=1}^K \frac{\|\hat{u}_k^{n+1} - \hat{u}_k^n\|_2^2}{\|\hat{u}_k^n\|_2^2} \leq \varepsilon \quad (9)$$

式中: ε 为收敛误差。

从上述公式不难看出, 模态分解数量 K 和惩罚因子 α 对迭代和分解结果影响较大, 从而造成磁异常信号分解不当、模态混叠的现象, 影响去噪效果。

1.3 改进粒子群优化原理

传统粒子群优化算法属于进化算法, 在执行过程中会随机产生一群解决问题的潜在解, 并以适应度函数作为判定问题是否解决的评价指标, 通过不断迭代, 直到找出最优解^[18]。由于在迭代进化过程中存在一定的惰性, 惯性权重常数项如果设置不当, 可能会导致算法错过全局最优解或陷入局部最优解。此外, c_1 和 c_2 学习因子如果设置不当, 可能会对算法的收敛性能造成影响, 进而影响磁异常信号的分解效果。针对上述惯性权重和学习因子参数设置问题, 为了平衡传统粒子群优化算法的全局和局部搜索能力, 在传统粒子群优化算法的基础上, 引入自适应惯性权重和学习因子, 表达式如式(10)所示。

$$\omega = \begin{cases} 0.85 \times e^{-\frac{2.5 \times k}{n_{\max}}}, & k \leq \varepsilon \\ \delta_1 \times \sin(k \times \delta_2 \times \pi) + \delta_3, & k > \varepsilon \end{cases} \quad (10)$$

式中: δ_1 、 δ_2 、 δ_3 为常数; ε 为设定的迭代次数; k 为当前的迭代次数; n_{\max} 为最大迭代次数。

$$\begin{aligned} c_1 &= c_{1t} - \rho \times (1 - e^{-\frac{(k)}{n_{\max}}}) \times (c_{1t} - c_{1g}) \\ c_2 &= c_{2t} + \rho \times (1 - e^{-\frac{(k)}{n_{\max}}}) \times (c_{2t} - c_{2g}) \end{aligned} \quad (11)$$

式中: c_{1t} 和 c_{1g} 为个体学习因子的范围; c_{2t} 和 c_{2g} 为群体学习因子的范围; ρ 为 $[0, 1]$ 范围内的随机数。

此外, 排列熵通过分析时间序列的排列模式可以量化序列的复杂性。所以, 以排列熵作为适应度函数, 对 VMD 的模态分解数量 K 和惩罚因子 α 完成参数寻优, 经式(12)计算。

$$H_p(IMFs) = - \sum_{i=1}^N P_i(IMFs) \ln(P_i(IMFs)) \quad (12)$$

式中: H_p 为排列熵函数, 通常归一化后取值为 $[0, 1]$, 排列熵值越小, 表示磁异常信号越规则, 反之信号越乱; P_i 为不同分量序列中排列 i 出现的概率。

1.4 小波阈值去噪

经过分解后的磁异常信号可能仍然包含噪声, 影响最终去噪效果。在磁异常信号去噪的应用中, 小波阈值主要基于小波变换特性, 通过将选择的分量进行小波分解, 获得对应的小波系数。而这些系数包含了磁异常信号的时频信息, 其中较大的系数通常对应信号主要特征, 而较小的系数可能是噪声^[19]。针对不同小波系数, 采用软阈值(式(13))和硬阈值(式(14))方法, 进一步对磁异常信号进行去噪处理。

$$\eta(x, \lambda) = \begin{cases} 0, & |x| < \lambda \\ sign(x)(|x| - \lambda), & |x| \geq \lambda \end{cases} \quad (13)$$

$$\eta(x, \lambda) = \begin{cases} 0, & |x| < \lambda \\ |x|, & |x| \geq \lambda \end{cases} \quad (14)$$

式中: x 为小波系数; λ 为小波阈值。

2 方法

针对超低空磁异常探测信号微弱、环境噪声复杂问题,设计了一种基于 IPSO-VMD 联合小波阈值的去噪方法。首先,设定 IPSO 初始参数,并结合 VMD 方法将磁异常信号分解为多个 IMF,然后通过 IPSO 得到的最优 VMD 参数,分解并进行小波阈值去噪,最终得到磁异常信号,IPSO-VMD 联合小波阈值方法执行流程如图 2 所示。

IPSO-VMD 联合小波阈值的去噪方法步骤如下:

1) IPSO 参数初始化,包括种群规模 N 、最大迭代次数 n_{\max} 、惯性权重 ω ,个体学习因子 c_1 ,群体学习因子 c_2 ;

2) 对磁异常信号执行 VMD 模态分解,初始化设置包括采样频率 F_s 、模态分解数量 K 的上下限、惩罚因子 α 的上下限和收敛容差;

3) 计算并遍历最小排列熵的第 K 个分量,并得到粒子所处的位置;

4) 更新粒子位置和速度,并不断迭代直到满足终止条件;

5) 得到最优模态分解数量 K 和惩罚因子 α ,以及 VMD 分解后的所有 IMFs 分量;

6) 将获得的有效分量进行小波阈值去噪处理;

7) 将处理后的分量重构,得到去噪后的信号。

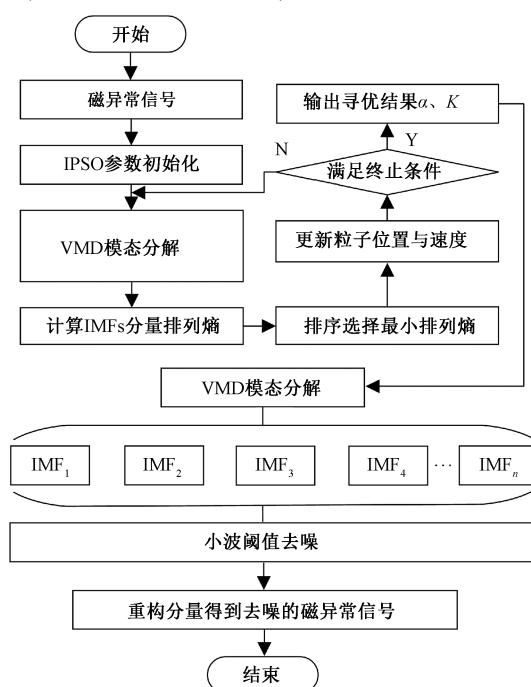


图 2 去噪流程

Fig. 2 Denoising process

3 实验结果与分析

3.1 仿真实验

探测过程中的噪声主要来源于地球磁场和地球电离层,通常为有限频带范围内的彩色噪声,可以采用基于极点和零点推导离散传递函数近似天然场的频率特性^[20],系统传递函数 $H(s)$ 可表示为:

$$H(s) = \frac{\left[\prod_i \left(\frac{s}{s_{0i}} - 1 \right) \right] \left[\prod_l \left(\frac{s^2}{|s_{0l}|^2} + 2\zeta_1 \frac{s}{|s_{0l}|} + 1 \right) \right]}{K_1 \left[\prod_j \left(\frac{s}{s_{pj}} - 1 \right) \right] \left[\prod_k \left(\frac{s^2}{|s_{pk}|^2} + 2\chi_1 \frac{s}{|s_{pk}|} + 1 \right) \right]} \quad (15)$$

式中: s 为拉普拉斯复数变量,等于 $\sigma+i\omega$; σ 为系统阻尼因子; s_{0i} 为 $H(s)$ 的共计 i 个零点, s_{pj} 为 $H(s)$ 的共计 j 个极点; K_1 为比例系数; l, k 为复共轭零点和极点; ζ_1 和 χ_1 为每个临界频率的阻尼系数。

之后,生成一个均值为 0、方差为 1、长度为 N 的随机序列,将该序列进行快速傅里叶变换,得到一个离散傅里叶变换序列。通过将该序列与系统传递函数做乘积,得到仿真的频率域磁场。最终,将频率域磁场做逆快速傅里叶变换,得到仿真的时间序列磁场数据。仿真结果如图 3 所示。

为了验证本文提出方法的有效性,首先基于磁偶极子理论模拟了一个磁异常信号。其中,磁偶极子的磁矩设为 $10 \text{ A} \cdot \text{m}^2$,最近接近点(closest point of approach, CPA)距离设为 10 m ,采样时间为 100 s ,速度为 1 m/s 。采样频率设为 10 Hz ,磁倾角为 60° ,磁偏角为 -60° 。因此在理论信号中加入 -10 dB 强度的大地磁场数据,模拟实际探测中的含噪信号。磁偶极子理论信号与加入模拟的天然磁场数据仿真结果如图 4 所示。

获得仿真信号后,使用 IPSO 的 VMD 方法对磁异常信号进行分解,设置惩罚因子 a 的上下限为 $[10, 10000]$,模态分解数 K 的上下限为 $[2, 10]$,最大迭代次数 n_{\max} 为 100 ,种群数为 5 。经计算得到最优惩罚因子 a 为 9513 ,模态分解数 K 为 9 ,IMFs 分量信号如图 5 所示。同时在采用相同适应度函数的条件下对比了改进前后的粒子群优化算法,适应度值迭代曲线如图 6 所示可以看出,IPSO-VMD 方法共计迭代 18 次,次数最少,最小适应度值为 0.49 ,表明 IPSO-VMD 方法迭代次数更少,效果更优。

经计算,分解得到的 9 个分量排列熵为 $0.39, 0.63, 0.62, 0.58, 0.54, 0.51, 0.43, 0.37, 0.31$,在实际应用中,通常将排列熵阈值设置为 0.60 ,即排列熵大于 0.6 的分量可能包含噪声成分。所以对这 $IMF2$ 和 $IMF3$ 进行小

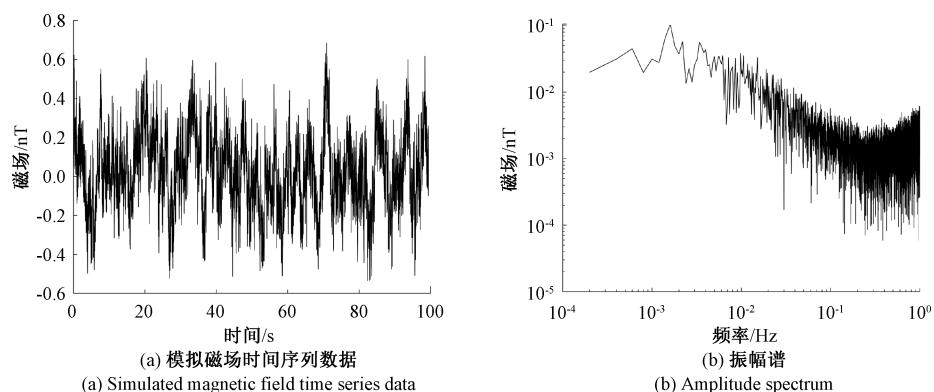


图 3 大地磁场数据仿真结果

Fig. 3 Simulation results of geomagnetic field data

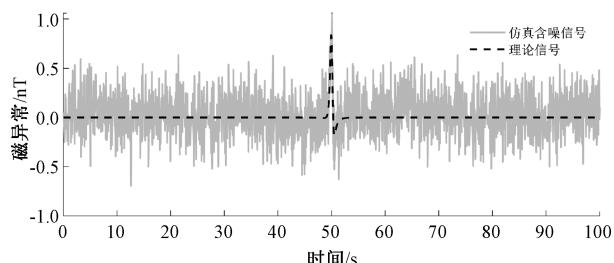


图 4 磁偶极子理论与含噪信号仿真结果

Fig. 4 Magnetic dipole theory and simulation results of noisy signals

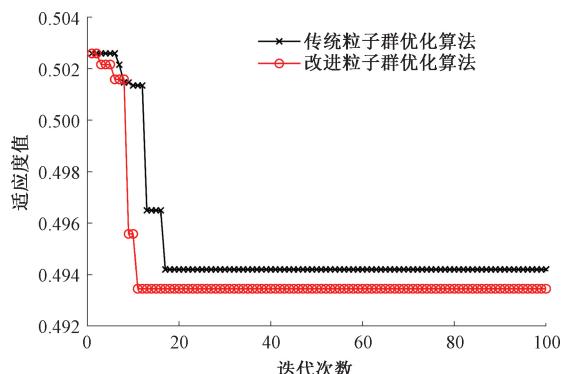


图 6 最佳适应度曲线

Fig. 6 Optimal fitness curve

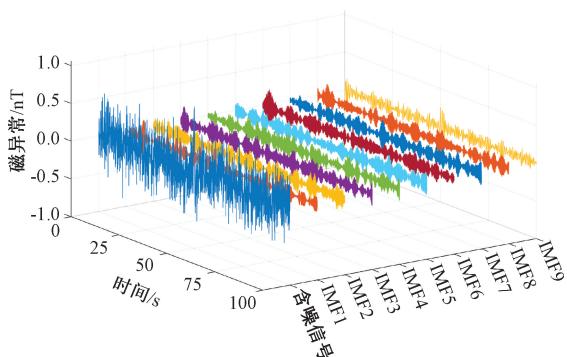


图 5 IMFs 分解结果

Fig. 5 IMFs decomposition result

波阈值去噪。去噪结束后,将处理后的分量与其余分量进行信号重构。为了表明本文方法的去噪效果,对小波阈值、VMD、IPSO-VMD 和 IPSO-VMD 联合小波阈值 4 种去噪方法进行对比,去噪结果如图 7 所示。

为了量化磁异常信号的去噪效果,分别计算了去噪后的信号和含噪信号的信噪比,以及去噪后的信号与理论信号的相似系数,如表 1 所示。可以看出磁异常信号经过本文方法处理后,信噪比提升约 9.44,与理论信号相关系数达到约 0.74,表现为强相关,说明了针对磁异

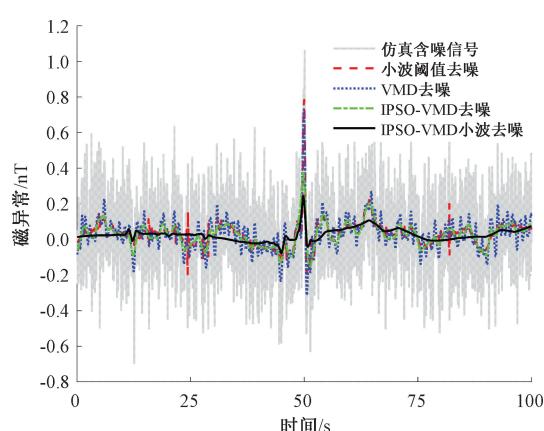


图 7 仿真信号去噪结果

Fig. 7 Simulation signal denoising results

常本文方法信号去噪的有效性。

3.2 野外实验

为验证本文提出方法在实际勘验中的有效性,设计了无人机搭载磁异常测量系统的野外实验。实验场地位于黑龙江某地无强磁干扰的试验田,冬季室外温度约

-16 ℃, 风速小于3级。无人机飞行平台为ZD550型四旋翼无人机, 无人机设置飞行速度0.1 m/s, 探测仪对地高度为2 m。为了满足磁偶极子模型和传感器分辨率限制, 磁异常目标物选择一块矿石(33×27×17 cm, 12 kg), 使用Niton XL2T800仪器检测得知, 该矿石每百克中约含55.35 g铁和11.22 g铜。目标物被掩埋在地下5 cm位置, 地上方约20 cm积雪。侧线长度约4.8 m, 目标预埋在距离侧线左侧点约1.6 m位置。为了完成实时数据监测和存储, 便于后期进行数据的分析和处理, 开发了一套基于Qt平台的地面监测站软件, 通过蓝牙与探测仪器通信, 野外实验环境如图8所示。

表1 不同去噪方法的信噪比与相关系数

Table 1 Signal-to-noise ratio and correlation coefficient of different denoising methods

去噪方法	信噪比提升/dB	相关系数
小波	7.32	0.60
VMD	5.99	0.52
IPSO-VMD	7.44	0.61
IPSO-VMD 小波	9.44	0.74

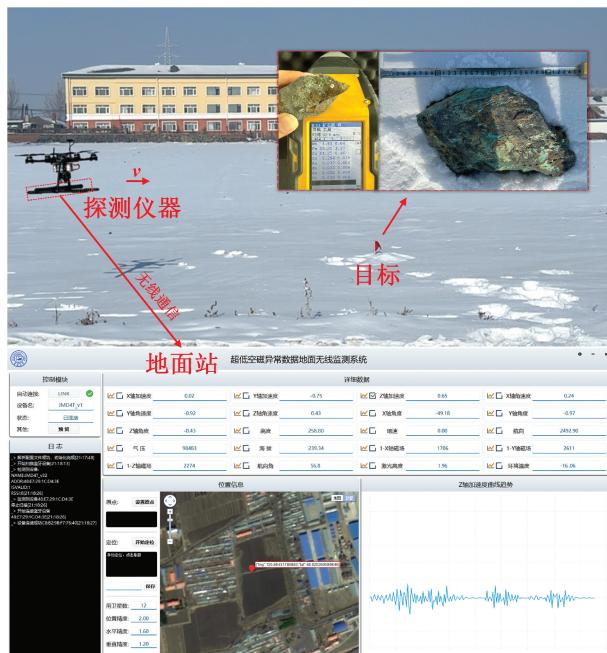


图8 野外实验环境
Fig. 8 Field experimental environment

获得磁异常信号后, 使用IPSO的VMD方法对磁异常信号进行分解, 设置惩罚因子 a 的上下限为[10, 10 000], 模态分解数 K 的上下限为[2, 10], 最大迭代次数 n_{\max} 为100, 种群数为2。经计算得到最优惩罚因子 a 为7 110, 模态分解数 K 为8, 共计迭代12次, 对小波阈值、VMD、IPSO-VMD和IPSO-VMD联合小波阈值4种去噪方法进行对比, 去噪结果如图9所示。

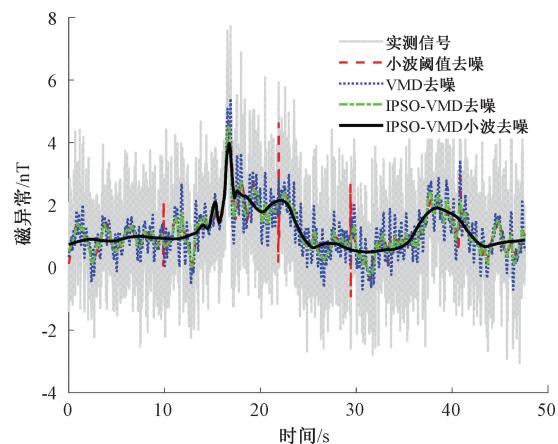


图9 实测信号去噪结果

Fig. 9 Measured signal denoising results

从去噪结果可以看出, 本文提出的方法去噪后的磁异常信号出现在16~17 s位置, 即磁异常目标物预埋的位置。去噪后的信号整体较为平滑, 异常位置明显, 证明了该方法针对磁异常信号噪声去除的有效性。

3.3 结果分析

从上述仿真和野外实验结果可以看出, 本文提出的IPSO-VMD联合小波阈值的去噪方法相比常见方法取得了较好的效果, 在野外勘探中具有一定的实用价值。然而通过仿真结果不难看出, 虽然通过IPSO-VMD联合小波阈值的方法能够较清晰的看出异常发生的时间, 但是信号幅值相比理论信号有所减小。此外, 在野外未知环境中, 磁异常探测过程可能会受到周围环境电磁干扰、仪器自身干扰、传感器分辨率、无人机飞行高度与速度, 以及磁异常目标尺寸、成分、埋藏深度未知等影响, 导致最终去噪效果无法达到预期。

所以在野外勘探中, 除了尽可能降低无人机飞行高度外, 还应在成本允许的范围内尽量提高磁传感器的分辨率, 或者先对勘探区域进行初步调查, 了解可能存在的异常目标类型。在此基础上, 使用相同的传感器, 设置不同的无人机飞行高度进行多次探测实验, 并结合实验结果进行综合分析。

4 结论

VMD方法在超低空磁异常信号去噪中具有较强的模态分离效果, 且鲁棒性较高。本文在VMD方法的基础上, 提出了一种IPSO-VMD并联合小波阈值处理的去噪方法。该方法首先利用IPSO算法自动调整VMD的惩罚因子和模态数量, 以实现参数的自适应优化。随后, 通过小波阈值技术对信号进行去噪和重构, 得到最终的磁异常信号。结果表明, 本文方法针对仿真信号将信噪比提

升了约 9.44 dB, 相关系数达到 0.74, 并显著增强了野外实测磁异常信号的准确性与可读性, 展现出在实际磁目标勘探中的应用潜力。

参考文献

[1] 徐磊, 张志强, 林朋飞, 等. 磁异常检测方法研究现状及发展趋势 [J]. 数字海洋与水下攻防, 2022, 5(1): 66-72.
XU L, ZHANG ZH Q, LIN P F, et al. Research status and development trend of detection method for magnetic anomaly [J]. Digital Ocean & Underwater Warfare, 2022, 5(1):66-72.

[2] POLIACHENKO I, KOZAK V, BAKHMUTOV V, et al. Preliminary results of UAV magnetic surveys for unexploded ordnance detection in Ukraine: Effectiveness and challenges [J]. Geofizicheskiy Zhurnal-Geophysical Journal, 2023, 45(5) :126-140.

[3] YOO L S, LEE J H, LEE Y K, et al. Application of a drone magnetometer system to military mine detection in the demilitarized zone [J]. Sensors, 2021, 21(9):3175.

[4] FRANCO A. Airborne geomagnetic mapping with an unmanned aerial vehicle: Development of a sensor calibration scheme [D]. Delft: Delft University of Technology, 2022.

[5] 张登奎, 张津源, 王志刚, 等. 磁法勘探在矿产资源调查中的应用研究 [J]. 物探装备, 2024, 34 (5): 296-299.
ZHANG D K, ZHANG J Y, WANG ZH G, et al. Research on the application of magnetic exploration in mineral resource survey [J]. Equipment for Geophysical Prospecting, 2024, 34(5):296-299.

[6] 乔中坤. 多旋翼无人机航磁多参数数据的自补偿方法研究 [D]. 长春: 吉林大学, 2021.
QIAO ZH K. Research on self-compensation method of aeromagnetic multi-parameter data for multi-rotor UAV [D]. Changchun: Jilin University, 2021.

[7] 邱伟成, 张欣苗. 基于卡亨南-洛维展开的修正 OBF 磁目标检测方法 [J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(9):119-125.
QIU W CH, ZHANG X M. Modified OBF method based on Karhuen-Loeve expansion for magnetic target detection [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(9):119-125.

[8] LIU H, ZHANG X, DONG H, et al. Theories, applications, and expectations for magnetic anomaly detection technology: A review [J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23(16):17868-17882.

[9] 王珺琳, 李宽. 一种基于目标特征和背景特征的联合磁异常检测方法 [J]. 中国电子科学研究院学报, 2019, 14(8):842-845, 850.
WANG J L, LI Y K. A joint method of magnetic anomaly detection based on target feature and background feature [J]. Journal of China Academy of Electronics and Information Technology, 2019, 14 (8):842-845, 850.

[10] CUNXIAO M, QI D, MIN H, et al. Magnetic anomaly detection based on fast convergence wavelet artificial neural network in the aeromagnetic field [J]. Measurement, 2021, 176:10909.

[11] FAN L M, HU H, ZHANG X J, et al. Magnetic anomaly detection using one-dimensional convolutional neural network with multi-feature fusion [J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(12) :11637-11643.

[12] 孙华庆, 王丹. 基于改进 EMD 算法的水下潜艇磁异常信号处理分析 [J]. 舰船电子工程, 2018, 38 (5): 146-150.
SUN H Q, WANG D. Analysis of underwater submarine magnetic abnormal signal processing based on improved EMD algorithm [J]. Ship Electronic Engineering, 2018, 38(5):146-150.

[13] 宁宇茜, 王艳华, 樊黎明, 等. 基于 EEMD 和 DWT 的弱磁异常信号提取方法 [J]. 水下无人系统学报, 2023, 31(4):568-574.
NING W X, WANG Y H, FAN L M, et al. Weak magnetic anomaly signal extraction method based on EEMD and DWT [J]. Journal of Unmanned Undersea Systems, 2023, 31(4):568-574.

[14] 王凯思. 基于 SQUID 的低频信号探测关键技术研究 [D]. 成都: 电子科技大学, 2023.
WANG K S. Research on key technologies of low-frequency signal detection based on SQUID [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2023.

[15] 田斌, 赵晨, 杨超, 等. 基于 PSO-VMD 的工频磁异常信号去噪算法 [J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2024, 52(3):47-51, 64.
TIAN B, ZHAO CH, YANG CH, et al. Power frequency magnetic anomaly signal denoising algorithm based on PSO-VMD [J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology(Natural Science Edition), 2024, 52(3):47-51, 64.

[16] ZHAO J, ZENG Z F, ZHOU S, et al. CWT-based magnetic anomaly data denoising method combining stochastic resonance system and pixel connectivity thresholding [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024, 73:1-10.

[17] 夏焰坤, 王宛婷, 黄鹏. 基于 PSO-VMD 的永磁同步电机匝间短路振动信号故障特征提取研究 [J]. 电子测

量与仪器学报,2024,38(7):196-207.

XIA Y K, WANG W T, HUANG P. Fault feature extraction of inter-turn short circuit vibration signals in PMSM based on PSO-VMD [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38 (7): 196-207.

[18] 徐萌,周玉祥,徐海,等. 基于改进粒子群算法的开关磁阻电机本体优化[J]. 电子测量与仪器学报,2023,37(4):131-141.

XU M, ZHOU Y X, XU H, et al. Ontology optimization of switched reluctance motor based on improved particle swarm optimization algorithm [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37 (4): 131-141.

[19] 林晓明,肖勇,雷一勇,等. 融合小波阈值去噪与平滑处理的直流充电电能计量方法[J]. 中国测试,2024,50(S1):50-57.

LIN X M, XIAO Y, LEI Y Y, et al. DC charging power measurement method based on wavelet threshold denoising and smoothing [J]. China Measurement & Test, 2024, 50(S1): 50-57.

[20] 张宝强,裴建新,王启. 基于构造系统函数的大地电磁时间序列模拟方法 [J]. 石油地球物理勘探,2018,53(2):410-417,226.

ZHANG B Q, PEI J X, WANG Q. MT time series simulation based on constructed system function [J]. Oil Geophysical Prospecting, 2018, 53(2) :410-417,226.

作者简介



杨帆,2017 和 2020 年于哈尔滨理工大学获得学士和硕士学位,现为吉林大学博士研究生,主要研究方向为微弱信号检测、计算机视觉。

E-mail: fany22@mails.jlu.edu.cn



Yang Fan received his B. Sc. and M. Sc. degrees from Harbin University of Science and Technology in 2017 and 2020. Now he is a Ph. D. candidate of Jilin University. His main research interests include weak signal detection and computer vision.

李肃义(通信作者),2009 年于吉林大学获得博士学位,现为吉林大学教授、博士生导师,主要研究方向为电磁信号处理、深度学习。

E-mail: lsy@jlu.edu.cn

Li Suyi (Corresponding author) received her Ph. D. degree from Jilin University. Now she is a professor and Ph. D. supervisor at Jilin University. Her main research interests include marine electromagnetic signal processing and deep learning.