

改进 PSO-VMD 结合小波阈值的磁场信号处理方法研究

田平怡, 吴瑄琪, 胡宇, 李金宝, 周雨聪, 陈凯源, 李凯

(中北大学 智能探测技术与装备山西省重点实验室, 太原 030051)

摘要: 针对室内磁场定位中磁测序列受电磁干扰和噪声影响的问题, 提出一种改进粒子群优化变分模态分解结合小波阈值的磁场信号处理方法; 通过对磁测序列信号特征的研究, 利用改进 PSO 算法优化 VMD 的模态个数和惩罚因子, 对分解出的模态进行相关系数分析, 并基于归一化包络熵和小波分解层级参数对不同频段和噪声水平的信号进行自适应小波阈值改进, 实现模态筛选和自适应降噪处理; 经仿真信号处理结果表明, 该方法在信噪比、相似度、平均绝对误差和均方误差等指标上均优于 PSO-VMD 重构和 PSO-VMD-固定小波阈值方法; 在实测磁场序列中, 所提方法相对对比方法的信噪比分别提升 6.700 1 dB 和 4.656 8 dB, 相似度提高 1.306% 和 0.556 8%, 平均绝对误差和均方误差均显著下降, 在室内走廊环境下的实验指标同样验证了所提方法的有效性; 该方法能够有效提升磁场信号质量, 适用于室内磁测序列信号的分析与处理。

关键词: 粒子群优化算法; 变分模态分解; 自适应小波阈值; 模态分量; 惩罚因子; 本征模态函数

Research on Magnetic Field Signal Processing Method Based on Improved PSO-VMD and Wavelet Threshold

TIAN Pingyi, WU Xuanqi, HU Yu, LI Jinbao, ZHOU Yucong, CHEN Kaiyuan, LI Kai

(Shanxi Key Laboratory of Intelligent Detection Technology & Equipment, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: To address the issues of electromagnetic interference and noise in magnetic measurement sequences for indoor magnetic field positioning, a magnetic field signal processing method is proposed, which combines improved particle swarm optimization variational mode decomposition (PSO-VMD) and wavelet threshold. By studying the characteristics of magnetic measurement sequence signals, an improved particle swarm optimization (PSO) algorithm is utilized to optimize the number of modes and penalty factors in variational mode decomposition (VMD). Correlation coefficient analysis is conducted on the decomposed modes, and based on normalized envelope entropy and wavelet decomposition level parameters, an adaptive wavelet threshold is improved for the signals with different frequency bands and noise levels, thereby achieving mode selection and adaptive noise reduction. Simulation results demonstrate that the SNR, similarity, MAE, and MSE of the proposed method are superior to those of the PSO-VMD reconstruction and PSO-VMD with fixed wavelet threshold. In real magnetic field sequence measurements, compared with the reference methods, the proposed method improves the SNR by 6.700 1 dB and 4.656 8 dB, and increases the similarity by 1.306% and 0.556 8%, respectively, significantly reducing the MAE and MSE. Experimental results in an indoor corridor environment further verify the effectiveness of the proposed method. This method can effectively enhance the quality of magnetic field signals and is suitable for the analysis and processing of indoor magnetic measurement sequences.

Keywords: PSO algorithm; VMD; adaptive wavelet threshold; modal component; penalty factor; intrinsic mode function

收稿日期:2025-01-18; 修回日期:2025-02-11。

基金项目:中央引导地方科技发展资金资助项目(YDZJSX20231A025, YDZJSX20244D032); 山西重点研发计划资助项目(202202010101007); 山西省科技成果转化引导专项项目(202204021301044, 202304021301028); 山西省 2024 年度研究生实践创新项目(2024SJ271)。

作者简介:田平怡(2000-),女,硕士。

通讯作者:李凯(1979-),男,博士,教授。

引用格式:田平怡,吴瑄琪,胡宇,等.改进 PSO-VMD 结合小波阈值的磁场信号处理方法研究[J].计算机测量与控制,2025,33(4):284-291,312.

0 引言

随着现代化发展的浪潮和城市化进程的加快, 城市环境中拥有高密度的建筑区域, 形成“城市峡谷”, 由于大型建筑物的遮挡, 导致卫星信号被折射或者衍射^[1], 产生的信号畸变失真, 使接收到的定位信号产生偏差, 室内定位技术成为众多领域关注的焦点。室内定位技术主要通过接收来自外部或内部环境中的信号源来实现精准定位, 包括射频信号^[2]、声波信号^[3]、惯性传感器信号^[4]、可见光信号^[5]以及图像信号^[6]等。上述信号中通常需要铺设额外的信号源设备, 被称为有源定位技术。在无源定位技术中, 基于地磁信号的室内定位技术通过检测和分析磁场信号的变化来确定物体空间位置和轨迹的原理, 具有独立性强、定位精度高以及全时段有效的优势^[7], 在室内环境下, 由于存在钢筋混凝土等复杂建筑结构, 使得室内环境因局部扰动而表现出差异, 这种特性可以作为位置识别的依据^[8], 进行磁测序列信号的分析 and 处理不仅是建立地磁指纹库的前提, 也是保证地磁指纹匹配定位精度的先决条件^[9]。在采集地磁信号过程中, 地磁信号受到电磁干扰以及随机噪声的扰动, 导致地磁基准数据库以及磁场匹配定位的精度下降。因此, 地磁信号噪声的去除具有重要的理论和实际应用意义。

地磁测量信号由于含有大量背景噪声, 属于非平稳非周期信号。针对此类信号的处理方面学者们提出了许多方法进行噪声信号抑制, 比如卡尔曼滤波^[10]、小波变换^[11]、经验模态分解^[12]、变分模态分解 (VMD, variational mode decomposition)^[13]等。由于非平稳信号频率成分的时变特性, 卡尔曼滤波无法满足对非平稳信号精细处理的需求^[14]。小波变换可以将非平稳信号分离成一组小波细节, 但由于预定义的小波基, 不具备自适应能力^[15]。文献 [16] 首次提出 VMD, 通过提取多个模态重建信号, 优化方法为交替方向乘子法, 在抗噪声等方面优于经验模态分解。针对 VMD 算法的优化, 研究者们提出了多种方法来提高其模态分量选择和参数优化的准确性, 主要集中在本征模态函数 (IMF, intrinsic mode function) 筛选和模态数值的选择。文献 [17] 通过引入相关系数选取有效本征模态函数分量并剔除虚假分量。文献 [18] 使用操作模态分析和相关性研究来确定所需参数。文献 [19] 通过结合相关系数来选择模态数值以此提高 VMD 算法, 解决 VMD 的模态数值选择问题。文献 [20] 利用互信息来衡量原始数据与 IMF 之间的关系, 确定 VMD 的模态数值。

但单一的 VMD 分解难以应对噪声频率与信号频率高度重叠等复杂情况, 使得去噪后的信号依然残留明显噪声, 故许多学者选择优化算法或其他技术提高 VMD

算法。文献 [21] 提出一种平坦变分模态分解去噪方法, 但参数选择依赖经验; 文献 [22] 通过 VMD 结合多尺度排列熵对模态分量进行判断, 使得有效信号与噪声分离更加准确, 但多尺度排列熵计算复杂度高, 对计算资源需求较大; 文献 [23] 提出了一种结合变分模态分解和小波变换的联合数据降噪方法, 通过二次降噪增强噪声的抑制能力, 但由于小波阈值固定, 在复杂噪声环境下缺乏自适应能力。文献 [24] 通过遗传算法优化 VMD 的参数, 获取最佳惩罚因子和分解数, 但存在收敛速度慢的局限。文献 [25] 提出了一种基于奇异值峰度差分谱的模态数值计算方法, 并结合改进的最大相关峰度解卷积实现 VMD 优化, 但参数优化不全面, 并且计算过程涉及奇异值分解、峰度计算等步骤, 计算资源消耗大。在上述研究中, 虽然各位学者利用各种方法对非平稳、非周期信号进行了深入研究和有效处理, 但在实际应用中, 对 VMD 的参数选择的优化方法以及在小波变换降噪处理方面存在参数优化不足、收敛速度慢、缺乏小波变换的自适应处理能力, 导致降噪效果难以满足实际需求。

针对上述问题, 提出一种改进粒子群 (PSO, particle swarm optimization) 优化 VMD 结合自适应小波阈值的磁场信号处理算法, 通过分析室内磁场测量的序列信号组成, 设计磁测序列仿真信号, 基于 PSO 算法进行学习因子与惯性权重的改进, 通过改进 PSO 算法优化 VMD 信号的分解模态个数和惩罚因子, 并基于相关系数阈值对模态进行筛选, 由于高斯白噪声的功率谱密度呈现均匀分布的特性, 需要对每个模态进一步去噪, 基于每个模态的归一化包络谱熵和分解层数对小波阈值进行自适应调整, 在高熵模态和小波分解的低层级部分, 阈值相对增大, 增强噪声抑制, 在低熵模态和高层级部分阈值相对减少, 以尽量保留信号的低频成分。通过仿真和实例分析, 该方法能够有效提高信噪比, 减少误差, 适用于磁场序列信号中的干扰和噪声的去除。

1 磁测信号构成分析

1.1 磁测数据组成

在室内环境下的磁场测量中, 磁场信号往往受到多种因素的综合影响, 这些因素包括磁场的固有属性、环境电磁干扰以及运动载体的扰动, 这些复杂的干扰因素使得实测磁场信息不仅包含真实的磁场信息, 还夹杂了大量的干扰和噪声分量。磁场强度 H 的表达式可以表示式 (1):

$$H = H_0 + H_e + H_n + H_{\text{mov}} \quad (1)$$

其中: H 为实测磁场强度, H_0 为地磁场的整体强度, H_e 为外部环境干扰对地磁测量的影响, H_n 为存在的随机噪声, H_{mov} 为载体导致的固有磁场量。

H_e 通常是电力设备产生的工频干扰、运动载体带来的干扰等混杂在一起带来的干扰, 为了进一步分析其组成, 通过在同一位置处采集一组磁场模值数据进行频率成分分析, 如图 1 所示。

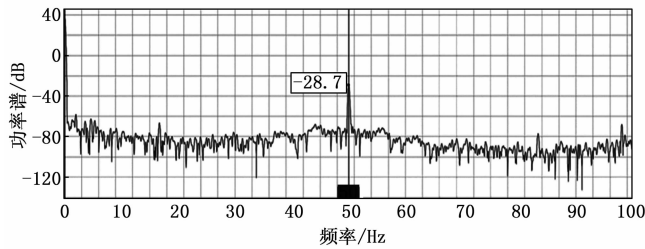


图 1 磁场序列频率分析

该组数据除了直流分量外, 还在 50 Hz 处存在明显的工频干扰, 通过带阻滤波器将噪声滤除后, 该点位置处的数据分布如图 2 所示。

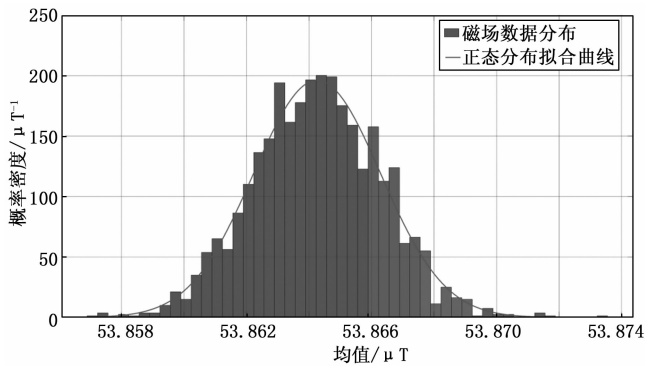


图 2 磁场数据分布及拟合曲线

该点数据分布满足均值为 53.864 3 μT , 标准差为 0.002 03 μT 的正态分布, 由于该点测量值理想状态应为固定值, 正态分布的数据符合高斯白噪声的干扰, 该信号即为信号 $H_n(t)$ 。

静止采集的磁场噪声 $H_e(t)$ 通常只含有工频干扰, 但在磁通门搭载运动载体进行运动时, 由于载体小车运动驱动的影响, 导致产生非线性磁场, 磁测信号会出现明显的谐波峰值, 共同组成扰动信号 $H_e(t)$ 。

1.2 地磁数据干扰补偿

室内地磁数据采集系统由多个模块组成, 如图 3 所示。包括移动小车载体、三轴磁通门磁传感器 MS-FG3LN-100、数据采集箱以及采集控制上位机。

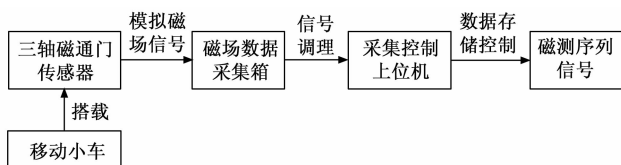


图 3 地磁数据采集系统

其中, 移动小车载体、数据采集箱以及显示控制终

端相对于三轴磁通门传感器的位置是固定的, 通电后会产生相对恒定的干扰场, 会导致测得的三轴地磁数据叠加固定铁磁性物质的干扰, 需要对固定干扰场部分进行误差补偿。磁场传感器以 Z 轴为旋转轴旋转一周, 记录整个过程中 X 轴、Y 轴和 Z 轴分量的磁场 H_{Mx} , H_{My} , H_{Mz} , 去除硬磁干扰后, 测得的数据应该满足球面方程, X 轴、Y 轴、Z 轴的偏移量计算公式和载体的固有磁场量干扰如式 (2) 所示, 在后续的实验中需要对载体进行值为 $-H_{mov}$ 的固有磁场补偿。

$$\begin{cases} b_x = \frac{[\max(H_{Mx}) + \min(H_{Mx})]}{2} \\ b_y = \frac{[\max(H_{My}) + \min(H_{My})]}{2} \\ b_z = \frac{[\max(H_{Mz}) + \min(H_{Mz})]}{2} \\ H_{mov} = \sqrt{b_x^2 + b_y^2 + b_z^2} \end{cases} \quad (2)$$

2 改进 PSO-VMD 的自适应小波阈值算法

2.1 仿真信号设置

基于搭载磁通门的运动载体获得的磁场信号序列的数据组成特征, 为验证提出的改进 PSO-VMD 结合自适应小波阈值算法的有效性, 设置磁场模拟信号, 设置频率为 0.1、22、44、50、67、85 Hz 的低频分量和谐波信号, 并设置 50 μT 的直流分量, 并加入 10 dB 的高斯噪声, 生成 4 000 组数据, 如图 4 所示。

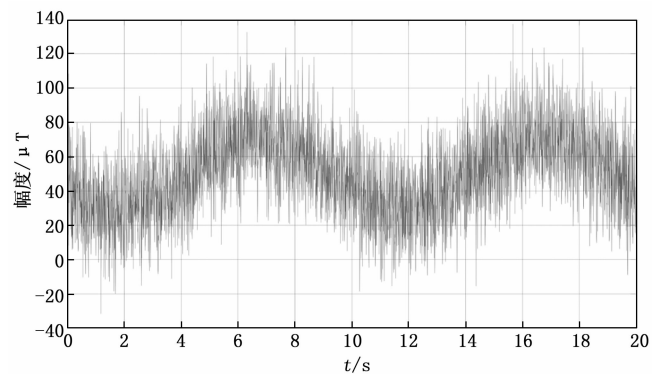


图 4 仿真信号时域图

2.2 变分模态分解 VMD

由地磁噪声扰动分析可得, 室内磁场信号采集时会受到多种噪声源干扰, 使得磁场序列信号具有非线性、非平稳的特征。因此对于采集的磁场序列信号采取噪声干扰抑制措施对于提高信号质量至关重要。

变分模态分解是一种将信号非递归分解成若干个具有准正交性的本征模态函数的算法^[26], 基于模态函数准正交性的特点, 将磁测序列信号分解为不同频率特性的 IMF 分量, 能够有效避免模态混叠, 从而提取信号特征。

VMD 的目标是通过最小化一个变分模型来同时优化模态分量和频率, 优化的函数如式 (3):

$$\begin{cases} \min \sum_{k=1}^K \left\| \frac{\partial}{\partial t} \left\{ \left[\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right] * u_k(t) e^{-j\omega_k t} \right\} \right\|_2^2 \\ \sum_{k=1}^K u_k(t) = f(t) \end{cases} \quad (3)$$

其中: $u_k(t)$ 是第 k 个模态分量, ω_k 是第 k 个模态的中心频率, $\delta(t) + \frac{j}{\pi t}$ 为希尔伯特核, $f(t)$ 为原始信号, 可以分解为多个模态分量 $u_k(t)$ 。该公式通过对 $u_k(t)$ 进行希尔伯特变换分离信号的振幅和频率信息, 并通过频移实现信号的带通滤波。并构建拉格朗日乘子 $\lambda(t)$ 并引入惩罚项 α , 通过交替更新 u_k 、 ω_k 和 $\lambda(t)$, 如式 (4) 所示, 达到逐步逼近优化目标的作用。

$$\lambda^{(n+1)}(t) = \lambda^{(n)}(t) + \zeta(f(t) - \sum_{k=1}^K u_k^{(n+1)}(t)) \quad (4)$$

其中: ζ 是更新步长, $\lambda^{(n+1)}(t)$ 表示第 $n+1$ 次迭代的拉格朗日乘子, $\lambda^{(n)}(t)$ 表示第 n 次迭代的拉格朗日乘子, $f(t)$ 表示原始信号。

迭代终止条件如下式所示:

$$\|u_k^{(n)}(t) - u_k^{(n-1)}(t)\| < \varepsilon \quad (5)$$

其中: ε 是收敛阈值, $u_k^{(n)}(t)$ 是第 n 次迭代的模态分量, $u_k^{(n-1)}(t)$ 是第 $n-1$ 次迭代的模态分量。

2.3 改进 PSO 算法优化模态个数和惩罚因子 α

在 VMD 算法分析中, 采用不同的分解模态数 K 和惩罚因子 α 会影响信号分解的结果, 若 K 值过小会造成欠分解, 导致数据信息丢失、模态混叠, K 值过大会导致过分解, 产生虚假模态分量; 同样, 惩罚因子 α 控制模态的平滑性, 较大的值会导致高频成分减少, 细节分量丢失; 较小的值会允许更多的高频成分。故对于 K 和 α 的选择是十分有必要的。

PSO 算法是一种基于群体智能的优化算法, 通过随机分布粒子, 将每一个粒子看作目标函数的潜在解, 具有位置和速度两个属性, 通过对粒子的速度与位置进行初始化, 其中位置对应解的取值, 速度则决定粒子移动方向与步长。在每次迭代中, 粒子会根据个体历史最优位置和整个群体的历史最优位置并基于惯性权重和学习因子调整速度与位置, 逐步向更优适应度值的区域靠拢, 在满足设置的迭代终止条件后收敛于目标函数的全局最优解^[27], 通过 PSO 优化 VMD 的模态数 K 和惩罚因子 α 可以提高信号分解的准确性。

为了提高算法的收敛性和稳定性, 需要对惯性权重和学习因子进行动态调整, 基于双曲函数具有平滑性、对称性的特点, 可以平滑地将值从一个极限过渡到另一个极限, 从而避免了线性调整中可能出现的突变。该变化有助于保持算法的稳定性, 避免因权重或学习因子变化过快或过慢而导致的收敛不稳定, 能够确保惯性权重

和学习因子的调整过程对称且平滑, 避免极端值对搜索过程的影响。

同时, 为了平衡粒子群的局部寻优能力和全局寻优能力, 在搜索初期, 为避免陷入局部最优解, 需要保持较大的惯性权重以增强粒子的探索能力, 使粒子能够在较大的搜索空间中移动, 发现潜在的最优解, 并提升全局搜索能力, 同时需要保持 $c_1 > c_2$, 使粒子更加注重个体经验, 增强个体探索能力; 在搜索中期, 惯性权重逐渐减小, 学习因子 c_1 和 c_2 的大小需要趋于平衡, 粒子既能借助群体信息向全局最优靠近, 又能保留适度的个体探索能力; 在搜索后期, 惯性权重需要保持较小的值, 以提升粒子的局部搜索能力, 同时需要设置 $c_1 < c_2$ 来引导粒子更多地向全局最优解靠拢。此时, 粒子的移动趋于精细化, 保证了对解空间的深入优化, 从而加速收敛, 确保算法能够逐步收敛到全局最优解。

基于双曲函数的优点与 PSO 寻优过程中惯性权重和学习因子的变化趋势需要, 非线性递减权重和异步学习因子的公式优化如式 (6) ~ (8) 所示:

$$\omega = \omega_{\max} - (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \cdot \frac{\tanh\left(5 \cdot \frac{t_{\text{iter}}}{T_{\text{iter}}} - 2.5\right) + 1}{2} \quad (6)$$

$$c_1 = c_{1\max} - (c_{1\max} - c_{1\min}) \cdot \frac{\tanh\left(5 \cdot \frac{t_{\text{iter}}}{T_{\text{iter}}} - 2.5\right) + 1}{2} \quad (7)$$

$$c_2 = c_{2\min} + (c_{2\max} - c_{2\min}) \cdot \frac{\tanh\left(5 \cdot \frac{t_{\text{iter}}}{T_{\text{iter}}} - 2.5\right) + 1}{2} \quad (8)$$

其中, $\omega_{\max}$ 和 $\omega_{\min}$ 是惯性权重的上下限, 其中 $\omega_{\max} = 0.9$; $\omega_{\min} = 0.4$ 。 t_{iter} 是当前迭代次数, T_{iter} 是最大迭代次数, $c_{1\max}$, $c_{1\min}$, $c_{2\max}$, $c_{2\min}$ 分别是学习因子 c_1 和 c_2 的上下限, 其中 $c_{1\max} = c_{2\max} = 2.5$; $c_{1\min} = c_{2\min} = 0.5$ 。

利用 PSO 对 VMD 的分解模态个数 K 和惩罚因子 α 寻优时, 采用包络熵为信号的适应度函数。包络谱是信号经希尔伯特变换得到的频谱信号, 包络熵通过模态的能量分布来量化分解效果, 可以有效评价信号分解的合理性。采用包络熵作为适应度函数进行寻优可以抑制噪声模态和频率重叠的现象, 包络熵值越低, 模态数量和能量分布越均匀, 从而提升模态分解的物理解释性和信号的复杂性表征。

基于包络熵的适应度函数公式如式 (9) 所示:

$$F = \min \left[- \sum_{i=1}^K p_i \ln(p_i) \right] \quad (9)$$

p_i 为各个模态包络的归一化能量:

$$p_i = \frac{\sum_{n=1}^N (u_i^2[n] + \tilde{u}_i^2[n])}{\sum_{j=1}^K \sum_{n=1}^N (u_j^2[n] + \tilde{u}_j^2[n])} \quad (10)$$

其中: $u_i[n]$ 为第 i 个模态的磁场模值数据, $\tilde{u}_i[n]$ 为 $u_i[n]$ 的希尔伯特变换, K 为分解的模态数, N 为信号长度。

为验证优化 PSO 算法的优越性, 通过对比传统 PSO 算法与改进 PSO 在优化 VMD 过程中的适应度曲线的进化过程产生的适应度曲线趋势如图 5 所示。

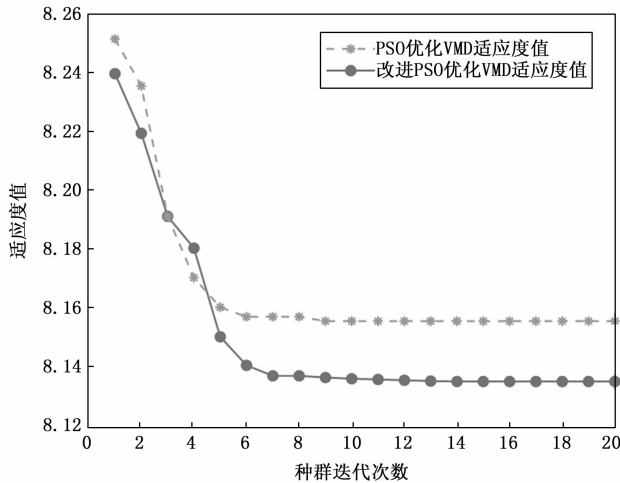


图 5 仿真信号适应度曲线

根据图 5 可得, 改进 PSO 算法优化 VMD 适应度值相比传统 PSO 算法能够得到更小的适应度值, 当迭代到 14 次时, 得到极小包络熵值为 8.135 6, 此时改进 PSO 寻找到的最优模态数和惩罚因子的组合 $[K, \alpha] = [8, 3\ 500]$, 得到分解后的 8 个 IMF 分量的时域图和频谱图如图 6 所示。

由图 6 可知, 频率为 22、44、50、67、85 Hz 的频率分量以及直流分量和较低频 0.1 Hz 分量被 VMD 充分地分解出来, 为了筛选出有用分量, 采用归一化相关系数来判别各个模态分量与原信号的相关性, 去除特定频率的噪声干扰。归一化相关系数和判别阈值如式 (11) ~ (12) 所示:

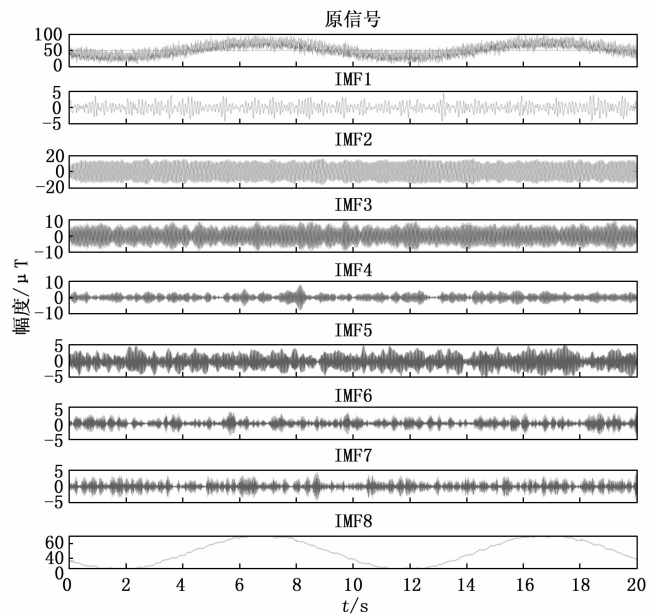
$$\rho_i = \frac{c_i - c_{\min}}{c_{\max} - c_{\min}} \quad (11)$$

$$\lambda = \gamma \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K \rho_i \quad (12)$$

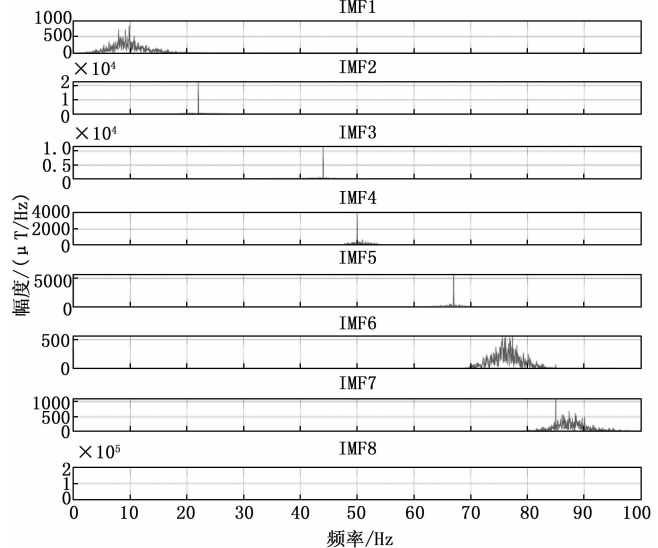
其中: c_i 为各个模态的相关系数, $c_{\min}$ 为相关系数最小值, $c_{\max}$ 为相关系数最大值, ρ_i 为归一化相关系数值, λ 为相关系数阈值, γ 为阈值调节因子。

2.4 模态分量相关系数分析

通过 VMD 分解的模态分量在时间和频率内都具有较好的稀疏性, 但由于噪声干扰和运动载体的磁场扰动的影响, 为了尽可能地保留与原信号的相关分量, 同时滤除相关性较低的模态分量, 需要设定合理的阈值对模态分量进行筛选。基于相关系数判别准则, $\rho_i > \lambda$ 的模态分量认为是有效模态分量。



(a) 仿真信号各模态时域信号



(b) 仿真信号各模态频域信号

图 6 仿真信号分解的 IMF 分量时频图

仿真信号各个模态的归一化相关系数如表 1 所示。

表 1 归一化相关系数

IMF	1	2	3	4
ρ_i	0.003 6	0.545 5	0.220 3	0.035 8
IMF	5	6	7	8
ρ_i	0.072 4	0	0.012 5	1.000 0

在相关系数阈值计算时, 若阈值调节因子 γ 设得过小, 会导致低相关性 IMF 也被保留, 噪声无法充分滤除。如果 γ 设得过大, 容易误删部分有效信号, 造成信息损失。因此, 在设定阈值时, 需要结合信号特征进行模态筛选。

由图 6 (b) 可知, IMF1、IMF6 不属于仿真信号

设置的频率分量, 为干扰分量, 而 IMF4 为设置的 50 Hz工频干扰分量。IMF7 为设置的低相关 IMF 分量, 当 $\gamma=0.1$ 时, 未能将 IMF4 干扰分量去除, 设置阈值过小; 当 $\gamma=0.2$ 时, 可将 IMF1、IMF4、IMF6、IMF7 设为干扰分量, 能够确保剔除无关信号, 同时尽量保留弱相关但可能有用的分量。

2.5 改进的小波阈值去噪

在 VMD 分解的各个模态中, 通过上述相关系数的阈值判别一些模态后, 剩下的模态仍然混有一定程度的噪声, 由于小波具有多分辨率分析能力, 可以在不同的尺度上分离信号与噪声的优势, 它能够在保留信号的局部特征的同时通过阈值处理去除高频噪声部分, 从而对分解后的每个模态进行更细化的降噪。

在小波分解中, 传统固定阈值的公式如下:

$$T = \sigma \sqrt{2 \ln(M)}$$
 (13)

其中: σ 为噪声估计值, M 为信号长度, 本文在该公式的基础上, 提出自适应阈值小波阈值降噪方法, 在固定小波阈值的基础上引入包络熵和小波分解层级对阈值的自适应调整, 包络熵表征信号的复杂度和混杂程度, 高熵表示噪声占比高, 低熵表示信号较稳定。通过引入包络熵权重因子来调整阈值, 使得高熵模态提高阈值, 低熵模态降低阈值, 从而优化信号去噪效果, 对于小波变换, 小波分解层级影响信号的时间-频率分辨率, 层级较高时主要包含低频成分, 降低阈值, 确保保留有效信号, 层级较低时主要包含高频信号, 应设定较高阈值, 减少干扰分量的影响, 如式 (14) 所示:

$$T_a = \theta \left(1 + \tau \frac{H_i - H_{\min}}{H_{\max} - H_{\min}} \right) \left[\left(1 + \beta \left(1 - \frac{l}{L} \right) \right) T \right]$$
 (14)

其中: θ 为基础阈值调节因子, τ 和 β 分别是包络熵和小波分解层级的权重因子, H_i 为第 i 个模态的包络熵, $H_{\max}$ 和 $H_{\min}$ 是包络熵的最大值和最小值, l 表示当前小波分解的层级, L 为小波分解的总层数。 τ 和 β 的大小分别会影响包络熵和小波分解层级对整体阈值的调整。过大的 τ 可能导致对信号细节的过度抑制^[28]。因此, τ 的值通常在 0.1~0.6 之间选择, 以平衡噪声去除和信号保真度。同样, 较大 β 的使阈值随层级变化明显, 过大的 β 会导致信号细节的丢失, 因此, β 的选择需要在去噪效果与信号保真度之间取得平衡。为保证高低频信号阈值合理调整, β 的值一般在 0.2~0.5 之间^[29], 需要通过计算不同参数下的 SNR 值选择最优参数。

为验证自适应阈值小波的处理效果, 现采用 PSO-VMD 重构 (方法 1)、PSO-VMD-固定小波阈值 (方法 2)、PSO-VMD-自适应小波阈值 (方法 3) 等方法进行信号处理, 得到处理后信号的对比如图 7 所示。

为评价上述不同方法的去噪效果, 现采用信噪比

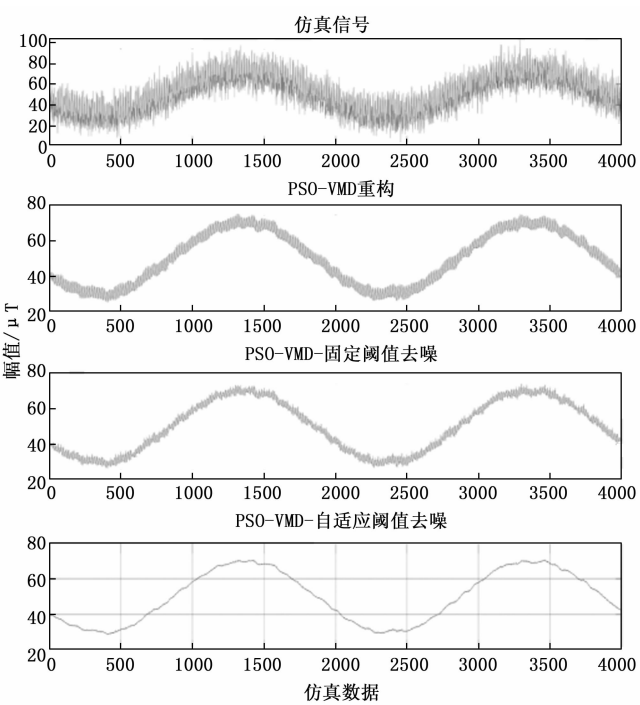


图 7 不同去噪方法波形对比

(SNR, signal-to-noise ratio)、相关系数 (CC, correlation coefficient)、平均绝对误差 (MAE, mean absolute error)、均方误差 (MSE, mean squared error) 等指标进行评价, 如表 2 所示。

表 2 不同去噪方法指标对比

方法	SNR/dB	CC	MAE/ μT	MSE/ μT^2
1	26.710 9	0.985 9	2.068 9	5.758 0
2	29.918 9	0.993 2	1.386 7	2.750 9
3	35.065 4	0.997 9	0.730 9	0.841 1

由表 2 可得, 改进 PSO-VMD-自适应小波阈值方法对信号的处理更加有效, 能够提高信号信噪比降低误差, 并能够保留信号的特征, 相较于 PSO-VMD 重构、PSO-VMD-固定小波阈值在 SNR 方面提升 8.354 5 dB、5.146 5 dB, 相似度提升 1.217 2%、0.473 2%, 平均绝对误差和均方误差均有显著降低。

3 实验与分析

3.1 改进 PSO 优化模态个数和惩罚因子

通过在智能探测技术与装备山西省重点实验室内选取一条路径, 进行 20 s、4 000 组磁场模值数据的采集, 得到的磁场序列信号通过改进 PSO 优化 VMD 得到数据的优化模态分量为 $K=6$, 惩罚因子 $\alpha=262.4$ 。对该数据序列进行磁场数据补偿后的 VMD 分解的 IMF 分量时域和频谱图如图 8 所示。

通过时频分析可得, 实测磁场序列信号分解出了 22、45、50、67、89 Hz 的 IMF 分量和直流分量。

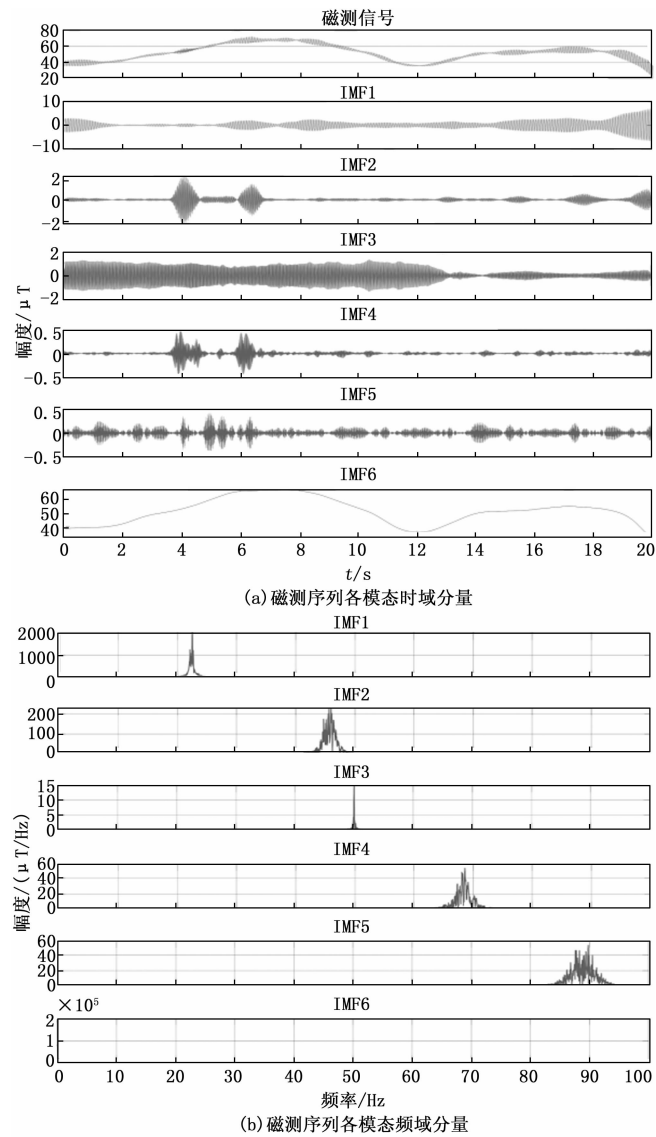


图 8 磁测序列分解的 IMF 分量时频图

各模态的相关系数如表 3 所示。

表 3 归一化相关系数

IMF	1	2	3
ρ_i	0.175 0	0.125 6	0
IMF	4	5	6
ρ_i	0.026 1	0.001 8	1.000 0

该信号的相关系数阈值为 0.044 3，保留 IMF1、IMF2 和 IMF6 进行进一步小波自适应小波阈值处理。

3.2 自适应阈值磁场信号处理

将上述筛选出的 IMF 分量分别经过 PSO-VMD 重构、PSO-VMD-固定小波阈值、PSO-VMD-自适应小波阈值的方法进行信号处理的结果如图 9 所示。

通过表 4 数据可得，基于改进 PSO-VMD 的自适应小波阈值磁场信号降噪处理方法在信噪比相较于直接 PSO-VMD 重构和 PSO-VMD-固定小波阈值重构

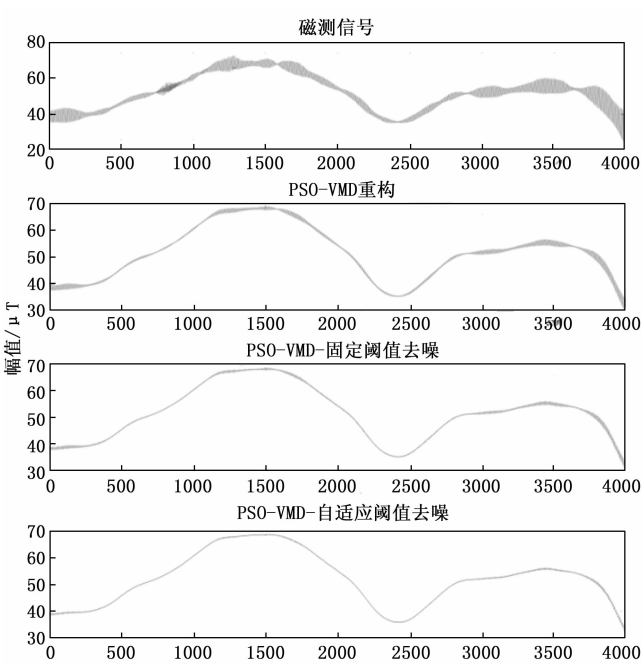


图 9 实验室内不同去噪方法滤后信号对比

分别提高了 6.700 1 dB、4.656 8 dB，相似度分别提高了 1.306 %、0.556 8 %，平均绝对误差分别降低了 55.486 8 %、38.784 3 %，均方差分别降低了 65.834 0 %、45.308 0 %。

表 4 实验室内不同去噪方法对比

方法	SNR/dB	CC	MAE/ μT	MSE/ μT^2
1	28.595 1	0.980 4	1.438 9	3.843 3
2	30.638 4	0.987 7	1.046 3	2.400 9
3	35.295 2	0.993 2	0.640 5	1.313 1

为了验证方法的普适性和鲁棒性，在室内走廊进行 20 s、4 000 组磁场模值数据的采集，经过上述实验流程，室内走廊不同去噪方法的对比效果如图 10 所示。

表 5 室内走廊不同去噪方法对比

方法	SNR/dB	CC	MAE/ μT	MSE/ μT^2
1	30.511 6	0.988 7	1.523 2	3.484 9
2	35.401 1	0.996 3	0.940 2	2.157 3
3	38.482 0	0.9982	0.628 5	1.277 4

通过室内走廊不同去噪方法滤后信号对比图可得，论文所提方法的滤波效果优于对比方法，该方法所得信噪比相较于方法 1 和方法 2 分别提高了 7.970 4 dB 和 3.080 9 dB，相似度分别提高了 0.960 9 %和 0.190 7 %，平均绝对误差分别降低了 58.738 2 %和 33.152 5 %，均方差分别降低了 63.344 7 %和 40.787 1 %。基于改进 PSO-VMD 的自适应小波阈值磁场信号降噪处理方法在室内实验室环境走廊环境下均能有效滤除噪声。

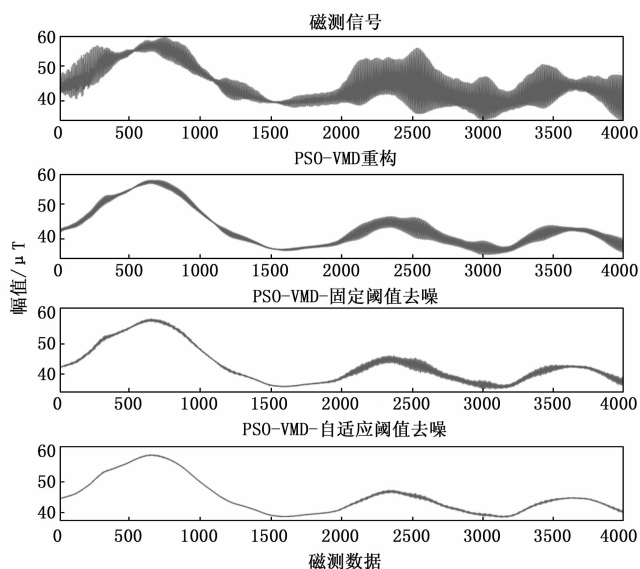


图 10 室内走廊不同去噪方法滤后信号对比

4 结束语

面向室内磁场匹配定位过程中的磁场序列信号降噪需求,通过分析磁测信号组成,提出一种改进 PSO-VMD 的自适应小波阈值磁场信号处理方法,旨在解决采用传统 VMD 信号重构和固定小波阈值进行复杂环境干扰下去除噪声信号不理想的问题。通过改进 PSO 算法对 VMD 的模态个数和惩罚因子进行优化,并基于模态相关系数阈值筛选有效模态分量,引入各个模态的包络熵和小波分解层数,设计自适应小波阈值对 IMF 分量进行降噪处理,信号的去噪强度随着分解层级和分量的包络熵大小进行自适应调节。仿真结果和实验结果表明,该方法相比直接采用 PSO-VMD 重构和固定小波阈值降噪的信噪比、相关系数、平均绝对误差、均方差等参数指标均有明显改善,在实验室内和室内走廊的磁测序列信号降噪方面表现良好。能够在复杂的背景干扰场中显著提升信号质量,有效减少噪声对信号的干扰。该方法可用于室内磁场匹配定位与导航过程的磁测信号降噪和地磁基准图构建。尽管本文提出的方法在磁场信号降噪方面取得了较好的效果,但仍然存在一些局限性。由于 PSO 优化 VMD 涉及多次迭代计算,未来会考虑引入深度学习方法优化计算效率,使 VMD 参数和小波阈值的选择更加智能化,提高方法对不同场景下的适应性和泛化能力。

参考文献:

- [1] 耿晓惠, 吕伟才, 朱平. 深度学习与多传感器融合的室内定位研究 [J]. 测绘科学, 2024, 49 (10): 16-26.
- [2] 马帅, 裴科, 祁华艳, 等. 基于生成模型的地磁室内高精度定位算法研究 [J]. 通信学报, 2023, 44 (6):

211-222.

- [3] WANG J Y, ZHANG M L, WANG Z X, et al. An ultra-low power, small size and high precision indoor localization system based on MEMS ultrasonic transducer chips [J]. IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control, 2022, 69 (4): 1469-1477.
- [4] EL-SHEIMY N, YOUSSEF A. Inertial sensors technologies for navigation applications: state of the art and future trends [J]. Satellite Navigation, 2020, 1 (1): 1-21.
- [5] 李楠, 白玉凤. 基于混合神经网络的室内可见光定位方法 [J]. 光学技术, 2024, 50 (6): 706-712.
- [6] 赵金栓. 基于图像信号与无线通信信号融合的室内定位技术分析 [J]. 中国新通信, 2021, 23 (11): 17-18.
- [7] 孙建港, 周诗超, 刘威, 等. 基于地磁匹配技术的室内定位系统设计 [J]. 传感器与微系统, 2022, 41 (11): 97-104.
- [8] 柳景斌, 赵智博, 胡宁松, 等. 室内高精度定位技术总结与展望 [J]. 武汉大学学报 (信息科学版), 2022, 47 (7): 997-1008.
- [9] 汪金花, 杨华文, 李鸣铎, 等. 井下地磁匹配数据的小波降噪性能研究 [J]. 昆明理工大学学报 (自然科学版), 2022, 47 (2): 35-46.
- [10] 彭根斋, 闫欢, 于力, 等. 基于卡尔曼滤波的弱磁目标检测算法设计与分析 [J]. 磁性材料及器件, 2022, 53 (3): 75-81.
- [11] 罗静博, 林春生. 基于小波变换的舰船磁场信号粗提取 [J]. 舰船电子工程, 2020, 40 (4): 157-162.
- [12] 许子非, 岳敏楠, 李春. 优化递归变分模态分解及其在非线性信号处理中的应用 [J]. 物理学报, 2019, 68 (23): 292-305.
- [13] ANGELOU A G, APOSTOLIDIS G K, HADJILEONTIADIS L J. Dynamic bandwidth variational mode decomposition [C] //Seoul: 2024 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2024: 9571-9575.
- [14] 刘威, 周诗超, 孙建港, 等. 炮口多路磁场信号的卡尔曼融合处理技术 [J]. 火炮发射与控制学报, 2023, 44 (2): 20-25.
- [15] YAN X A, JIA M P. Application of CSA-VMD and optimal scale morphological slice bispectrum in enhancing outer race fault detection of rolling element bearings [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 122: 56-86.
- [16] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62 (3): 531-544.
- [17] 罗小燕, 黄祥海, 邵凡, 等. 基于改进 VMD 算法的岩体失稳声发射信号去噪方法 [J]. 噪声与振动控制, 2020, 40 (4): 9-16.

(下转第 312 页)