2026 年第 41 卷 第 5 期
2026,41(5):2361-2376

地球物理学进展 Progress in Geophysics
http://www.progeophys.cn

ISSN 1004-2903
CN 11-2982/P

刘文凯,张莹莹,吴文宇,等. 2026. 基于 SSA-KF 的半航空瞬变电磁信号去噪方法研究. 地球物理学进展,41(5):2361-2376,doi:10.6038/pg2026JJ0437.

LIU WenKai, ZHANG YingYing, WU WenYu, *et al*. 2026. Research on a denoising method for semi-airborne transient electromagnetic signal based on SSA-KF. *Progress in Geophysics* (in Chinese), 41(5):2361-2376,doi:10.6038/pg2026JJ0437.

基于 SSA-KF 的半航空瞬变电磁信号去噪方法研究

Research on a denoising method for semi-airborne transient electromagnetic signal based on SSA-KF

刘文凯[1],张莹莹[1*],吴文宇[1,2],姚伟华[3],许明[1],姚建鹏[1],姜志海[4]

LIU WenKai[1], ZHANG YingYing[1*], WU WenYu[1,2], YAO WeiHua[3], XU Ming[1], YAO JianPeng[1], JIANG ZhiHai[4]

1. 新疆大学地质与矿业工程学院,乌鲁木齐 830000
2. 陕西省煤层气开发利用有限公司,西安 710119
3. 中煤科工西安研究院(集团)有限公司,西安 710077
4. 中国矿业大学资源与地球科学学院,徐州 221116

1. *School of Geology and Mining Engineering*, *Xinjiang University*, *Ürümqi* 830000, *China*
2. *Shanxi Coalbed Methane Development Co., Ltd.*, *Xi'an* 710119, *China*
3. *Xi'an Research Institute Co., Ltd., China Coal Technology and Engineering Group Corp*, *Xi'an* 710077, *China*
4. *School of Resources and Geosciences*, *China University of Mining and Technology*, *Xuzhou* 221116, *China*

摘 要 半航空瞬变电磁晚期信号较为微弱,易被环境中的噪声掩盖,为了更好地降低噪声的影响,确保后续成像分析及相关研究的准确性.本文提出一种基于麻雀搜索算法(Sparrow Search Algorithm,SSA)改进的卡尔曼滤波(Kalman Filtering,KF)对半航空瞬变电磁信号进行去噪,以提高原始数据的信噪比.由于常规的卡尔曼滤波的性能会受噪声协方差矩阵设定的影响,在复杂噪声干扰场景下,固定协方差矩阵难以准确适应噪声变化.基于此本文建立动态噪声协方差矩阵再利用麻雀搜索算法对协方差矩阵中的强度参数进行全局寻优,采用最优参数组合的滤波进行去噪.将本文提出的 SSA-KF 去噪算法与经验模态分解(EMD)、小波变换(WT)、奇异值分解(SVD)等传统方法对不同噪声的去噪效果进行对比,实验结果显示,本文算法对高斯白噪声、天电噪声、工频噪声和混合噪声去噪后的信噪比分别提升了 30.57 dB、24.61 dB、33.01 dB 以及 20.03 dB,去噪效果均优于其他算法.在利川市地下暗

Abstract The late-time signals of semi-airborne transient electromagnetic method are relatively weak and easily masked by environmental noise. To better reduce the impact of noise and ensure the accuracy of subsequent imaging analysis and related research, this paper proposes a Kalman Filtering (KF) improved by Sparrow Search Algorithm (SSA) for denoising semi-airborne transient electromagnetic signals to improve the Signal-to-Noise Ratio (SNR) of raw data. Since the performance of conventional Kalman filtering is affected by the setting of noise covariance matrix, fixed covariance matrix cannot accurately adapt to noise changes in complex noise interference scenarios. Based on this, this paper establishes a dynamic noise covariance matrix and then uses sparrow search algorithm to globally optimize the intensity parameters in the covariance matrix, and adopts the filter with optimal parameter combination for denoising. The denoising effect of the proposed SSA-KF denoising algorithm is compared with traditional methods such as Empirical Mode Decomposition (EMD), Wavelet Transform (WT) and Singular Value Decomposition (SVD) for different noises. Experimental results show that the SNR of the proposed algorithm is improved by 30.57 dB, 24.61 dB, 33.01 dB and 20.03 dB respectively for

收稿日期 2025-12-19; **修回日期** 2026-06-13. **投稿网址** http://www.progeophys.cn

基金项目 新疆维吾尔自治区自然科学基金项目(2025D01C04)、新疆维吾尔自治区重点研发任务专项(2025B03008)和深地国家科技重大专项(2025ZD1006208)联合资助.

第一作者简介 刘文凯,男,2001 年生,硕士研究生,主要从事电磁信号处理、瞬变电磁方法应用工作. E-mail:1003972563@qq.com

***通讯作者** 张莹莹,女,1989 年生,博士研究生,副教授,主要从事瞬变电磁场的理论与应用工作. E-mail:zhangyy19890423@163.com

河实测数据的应用中,经 SSA-KF 算法去噪处理后的数据,其视电阻率成像结果相较于直接成像以及 SVD 去噪后的成像结果,呈现出更为清晰的异常特征.

关键词 半航空瞬变电磁法;卡尔曼滤波;麻雀搜索算法;噪声抑制;参数优化

中图分类号 P631

文献标识码 A

doi:10.6038/pg2026JJ0437

CSTR:32085.14.pg2026JJ0437

Gaussian white noise, atmospheric noise, power frequency noise and mixed noise, and the denoising effect is better than other algorithms. In the application of measured data of underground rivers in Lichuan City, the apparent resistivity imaging results of the data denoised by SSA-KF algorithm show clearer abnormal characteristics compared with direct imaging and imaging results after SVD denoising.

Keywords Semi-airborne transient electromagnetic method; Kalman filter; Sparrow search algorithm; Noise suppression; Parameter optimization

0 引 言

水文地质调查是关系到国家用水安全、工程安全、生态安全和长远发展的不可或缺的先行性和基础性工作.但是在复杂地区的工作中,传统地面调查和物探方法在探测深度、分辨率和地形适用性等方面存在局限(朱卫平等,2017).半航空瞬变电磁法(Semi-Airborne Electromagnetic Method, SATEM)是一种电磁类探测方法,其工作系统由接地发射器和搭载接收系统的飞行平台组成,具有探测深度大、工作效率高且对地形有普适性等优点,已经在工程地质勘察、矿产资源勘探、油气资源探测等领域得到了广泛应用(Mogi *et al.*,1998,2009;Smith *et al.*,2001;张莹莹和李貅,2017;林君等,2021;田忠斌等,2022).而含水构造,如含水层、断裂带和岩溶通道等,通常因其富含地下水而呈现显著的低阻特征(谢小国等,2021).这一物性特征使得 SATEM 能够高效、精准地圈定富水区域,刻画含水构造的空间展布,从而在水文地质调查,特别是地下水勘查、水源地定位及水文地质结构填图等方面展现出独特的技术优势(张莹莹,2021).

目前瞬变电磁信号去噪方面,已有多种方法得到应用.朱通等(2019)提出了基于希尔伯特-黄变换(HHT)的降噪方法,通过经验模态分解提取信号本征模态函数,并采用多项式拟合抑制端点效应,该方法能够有效抑制高斯白噪声和工频干扰.Chen 等(2022)将瞬变电磁信号转为图像,构建了基于深度卷积神经网络的去噪网络,具有复杂度低、速度快、效果优的特点,仿真和实际应用均表现优异.毛鑫鑫等(2021)通过优化了 Birge-Massart 阈值策略中的经验系数,提出了一种小波降噪方法.经仿真与野外数据验证,该方法有效提升了信噪比并降低了误差,改善了信号质量.Sun 等(2022)则提出一种单周期多项式拟合策略,用于消除半航空瞬变电磁二次场数据中的运动噪声.于霄洋(2022)将奇异谱分析应用于地空瞬变电磁数据降噪,结合粒子群算法实现参数自适应优化,可以压制工频干扰、基线漂移和随机噪声.张先承等(2024)利用长短期记忆网络(LSTM)构建了三层网络结构,在处理高斯、泊松、指数及均匀分布噪声方面表现良好,合成数据的平均绝对误差低于 1%,实测数据晚期“毛刺”明显减少.Yan 等(2024)提出一种爬虫搜索算法优化变分模态分解与深度神经网络(RSA-VMD-DNN)的混合降噪模型,通过 RSA 算法优化变分模态分解参数,再借助深度神经网络进一步去除残余噪声,提升了城市复杂干扰环境下的信号质量.Deng 等(2024)针对地空瞬变电磁中晚期去噪难题,提出约束变分扩散模型与 TEMSGnet 去噪网络,有效解决了传统方法和判别式模型在泛化能力与去噪效果方面的局限,为信号处理提供新方案.然而,在复杂噪声背景下,上述方法去噪后的信号可能还会有噪声残留,对信号特征的保持能力有限.针对这一问题,本文根据半航空瞬变电磁信号的特征,提出一种改进的卡尔曼滤波,在有效去噪的同时,更好地保留瞬变电磁信号的响应特征.

卡尔曼滤波是一种线性滤波与预测理论,该方法克服了传统维纳滤波的局限,相较于维纳滤波要求信号与噪声均为平稳过程的前提,卡尔曼滤波仅需系统扰动和观测误差的统计特性进行假设,即可有效处理含噪信号,得到误差最小化的真实信号估计值(Kalman,1960).

范涛等(2013)将卡尔曼滤波应用到煤矿区中的电磁干扰环境下进行去噪,通过建立状态方程与观测方程模型,结合内蒙古采空区实测数据验证了算法对强人文噪声的压制能力.邢涛等(2017)提出先通过斜率统计与加权校正剔除异常测道,再以卡

尔曼滤波动态修正衰减曲线,并引入中值滤波后处理增强保真性,提升了视电阻率反演精度. Ji 等(2018)针对地空瞬变电磁数据与电磁噪声特点,提出指数拟合-自适应卡尔曼滤波新算法. 经合成数据验证,该算法在信噪比、均方误差等指标上均优于自适应标量卡尔曼滤波去噪算法与小波阈值-指数自适应窗宽拟合去噪算法.

卡尔曼滤波的性能在一定程度上依赖于系统与观测噪声协方差矩阵的设定. 然而,固定的协方差矩阵难以适应实际环境中噪声的动态变化. 为了应对上述问题,本文首先通过随机加速度扰动构建系统噪声协方差矩阵,其会随采样间隔动态调整,保证了系统噪声建模的真实性. 其次根据信号强度与噪声强度之间的时变关系构建观测噪声协方差矩阵. 但是构建的矩阵引入了新的强度参数 β 和 σ,人为设定该参数组合会引入偏差从而影响滤波效果. 因此在滤波去噪环节利用麻雀搜索算法对每组信号的协方差矩阵强度参数组合(β,σ)自适应寻优. 通过上述优化本文构建了应用于半航空瞬变电磁的去噪算法 SSA-KF-SATEM,旨在提高半航空瞬变电磁的数据质量,为后续高精度的成像工作提供保障.

1　去噪算法

1.1　卡尔曼滤波算法原理

卡尔曼滤波是在维纳滤波器基础上发展而来的递推式估计算法. 该方法利用前一时刻的滤波结果递推当前时刻的状态估计,降低了存储与计算需求. 其通过"预测-更新"的循环迭代不断逼近真实状态,适用于具有线性变化特征的连续变量. 因为瞬变电磁信号晚期近似指数规律衰减,在双对数坐标系下呈现线性特征,这是运用卡尔曼滤波去噪的前提. 其数学原理包含以下完整流程:

状态方程:

$$\hat{\boldsymbol{x}}_k^- = \boldsymbol{F}_k\hat{\boldsymbol{x}}_{k-1}^+ + \boldsymbol{w}_k(\boldsymbol{w}_k \sim N(\boldsymbol{q}_k,\boldsymbol{Q}_k)), \tag{1}$$

其中,$\hat{\boldsymbol{x}}_k^-$ 为当前时刻的先验状态估计值,表示模型的预测结果;$\boldsymbol{F}_k$ 为状态转移矩阵,表示状态从前一时刻到当前时刻的转移;$\hat{\boldsymbol{x}}_{k-1}^+$ 为前一时刻的后验状态估计值(经观测修正后的最优估计);$\boldsymbol{w}_k$ 为系统噪声,$\boldsymbol{q}_k$ 是系统噪声的均值,协方差矩阵为 $\boldsymbol{Q}_k$:

$$\boldsymbol{Q}_k = \beta\cdot\begin{bmatrix}\dfrac{\Delta t^3}{3} & \dfrac{\Delta t^2}{2}\\ \dfrac{\Delta t^2}{2} & \Delta t\end{bmatrix}, \tag{2}$$

其中,Δt 为时间间隔,当 Δt 增大时矩阵内元素会同步放大,表示在长时间隔内,会放大状态不确定性,当 Δt 减小时,矩阵内元素同步缩小进而缩小状态的不确定性;β 为系统噪声协方差矩阵强度参数. 该结构反映了状态的不确定性会随时间进行累积.

误差协方差矩阵计算:

$$\boldsymbol{P}_k^- = \boldsymbol{F}_k\boldsymbol{P}_{k-1}^+\boldsymbol{F}_k^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{Q}_k, \tag{3}$$

其中,$\boldsymbol{P}_k^-$ 为当前时刻的先验估计误差协方差矩阵,表示预测的不确定性;$\boldsymbol{P}_{k-1}^+$ 为前一时刻的后验估计误差协方差矩阵.

观测方程为:

$$\boldsymbol{z}_k = \boldsymbol{H}_k\hat{\boldsymbol{x}}_k^- + \boldsymbol{v}_k(\boldsymbol{v}_k \sim N(\boldsymbol{r}_k,\boldsymbol{R}_k)), \tag{4}$$

其中,$\boldsymbol{z}_k$ 为当前时刻的实际观测向量(含噪信号);$\boldsymbol{H}_k$ 为观测矩阵,其作用是将状态向量 $\hat{\boldsymbol{x}}_k^-$ 映射到观测空间,在瞬变电磁信号处理中,由于直接测量信号幅值,则 $\boldsymbol{H}_k = [1 \quad 0]$;$v_k$ 为观测噪声,$\boldsymbol{r}_k$ 是观测噪声的均值,协方差矩阵为 $\boldsymbol{R}_k$:

$$\boldsymbol{R}_k = \left(\frac{\sigma}{10^x\cdot\ln(10)}\right)^2, \tag{5}$$

其中,x 为状态向量 $\hat{\boldsymbol{x}}_k^-$ 的第一个元素(信号幅值估计值);σ 为观测噪声协方差矩阵强度参数. 本文的 $\boldsymbol{R}_k$ 是根据瞬变电磁信号具有早期信号强、信噪比高,晚期信号弱,信噪比低的特性来设定,即早期高幅值时 $\boldsymbol{R}_k$ 小,算法信任观测值以保留细节,晚期低幅值时 $\boldsymbol{R}_k$ 大,依赖模型预测值以抑制噪声.

卡尔曼增益计算:

$$\boldsymbol{K}_k = \boldsymbol{P}_k^-\boldsymbol{H}_k^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{H}_k\boldsymbol{P}_k^-\boldsymbol{H}_k^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{R}_k)^{-1}, \tag{6}$$

其中,$\boldsymbol{K}_k$ 为卡尔曼增益矩阵,用于权衡预测与观测之间的权重.

状态更新:

$$\hat{\boldsymbol{x}}_k^+ = \hat{\boldsymbol{x}}_k^- + \boldsymbol{K}_k(\boldsymbol{z}_k - \boldsymbol{H}_k\hat{\boldsymbol{x}}_k^-), \tag{7}$$

其中,$\hat{\boldsymbol{x}}_k^+$ 为后验状态估计值,即融合预测与观测后的最优估计值;$\boldsymbol{z}_k - \boldsymbol{H}_k\hat{\boldsymbol{x}}_k^-$ 为观测残差,是实际观测信号与模型预测信号之间的偏差.

误差协方差矩阵更新:

$$\boldsymbol{P}_k^+ = (\boldsymbol{I} - \boldsymbol{K}_k\boldsymbol{H}_k)\boldsymbol{P}_k^-, \tag{8}$$

其中,$\boldsymbol{P}_k^+$ 为 k 时刻的后验估计误差协方差矩阵,因融合了观测信息,减少了不确定性所以 $\boldsymbol{P}_k^+$ 通常小于 $\boldsymbol{P}_k^-$. $\boldsymbol{I}$ 为单位矩阵,维度与 $\boldsymbol{K}_k\boldsymbol{H}_k$ 保持一致.

结合式(6)、(7)可知,卡尔曼滤波的去噪效果取决于系统噪声协方差矩阵和观测噪声协方差矩阵的相对关系,若 $\boldsymbol{Q}_k$ 值设置过大,会过度信任观测值而低估模型预测,观测噪声无法有效去除. 反之,若 $\boldsymbol{R}_k$ 值设置过大,则会过度依赖模型预测而忽略实际

观测值,造成细节丢失.

$\boldsymbol{Q}_k$ 与 $\boldsymbol{R}_k$ 的这种强弱关系,本质由强度参数 β 和 σ 控制. 然而实际应用中,不同环境下噪声的强度和特性是不同的,因此 $\boldsymbol{Q}_k$、$\boldsymbol{R}_k$ 矩阵的相对关系也是不断变化的,即强度参数 β 和 σ 不是固定不变的. 针对两个强度参数的最优取值本文进行了五次独立重复实验,结果如图 1 所示. 可以看到,实验设置的参数组合 3 在 10% 高斯白噪声的干扰下可以很好地还原电磁响应曲线,但是在 20% 高斯白噪声的干扰下相同参数组合对应的去噪后的结果在晚期出现了严重的失真;相应的在 20% 高斯白噪声表现最好的参数组合 1 却无法去除 10% 高斯白噪声的干扰. 这证明了人为设定强度参数组合会引入偏差从而影响滤波效果. 为此,本文引入麻雀搜索算法对 (β,σ) 参数组进行寻优,通过动态调整强度参数组合来应对实际应用中噪声环境的变化,自适应寻找不同特性噪声干扰时对应的最优参数组合,提升算法的稳定性.

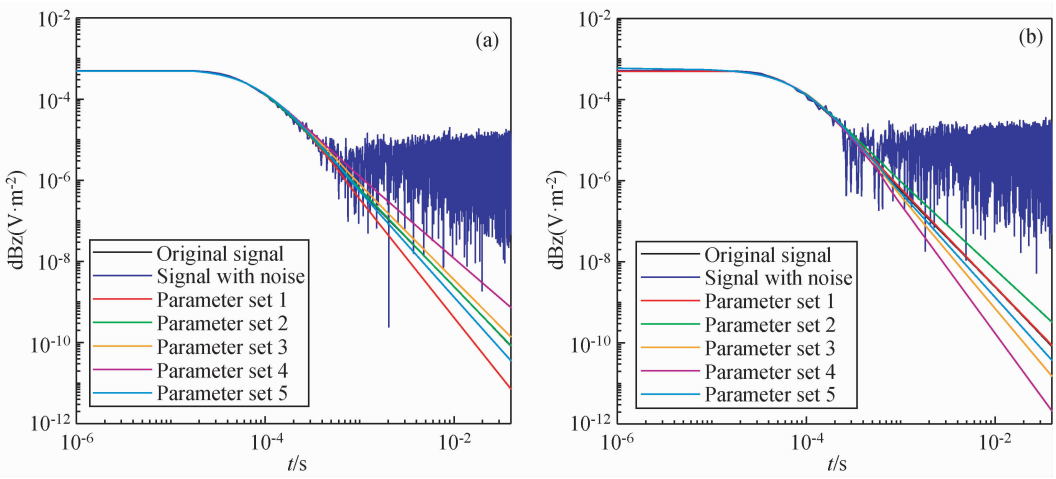


图 1 不同协方差参数降噪效果

(a)10% 高斯白噪声;(b)20% 高斯白噪声.

Fig. 1 Denoising performance of different covariance parameters

(a) 10% Gaussian white noise; (b) 20% Gaussian white noise.

1.2 SSA 算法原理

麻雀搜索算法是一个新型群智能优化技术(薛建凯,2020),受麻雀种群中觅食与反捕食策略的启发. 该算法将麻雀个体划分为发现者、加入者和警戒者三种角色,通过建立适应度函数评估每个个体的适应度值,从而动态调整其角色与位置. 这种机制能够促进种群内部的信息交流与策略转换,可以避免传统优化算法容易陷入局部极值的局限.

设麻雀种群位置为 $X=\{X_1,X_2,\cdots,X_N\}$,其中 $X_i=(x_{i1},x_{i2},\cdots,x_{iD})$ 表示第 i 只麻雀在 D 维空间的位置. 算法迭代更新规则如下:

(1)发现者位置更新

$$X_{i,j}^{t+1}=\begin{cases}X_{i,j}^{t}\cdot\exp\left(-\dfrac{\mathrm{i}}{\alpha\cdot\mathrm{iter}_{\max}}\right) & \text{if} \quad R_2<ST\\ X_{i,j}^{t}+Q\cdot\boldsymbol{L} & \text{if} \quad R_2\geqslant ST\end{cases},\tag{9}$$

其中,t 代表当前迭代数,$j=1,2,3,\cdots,d$. $\mathrm{iter}_{\max}$ 是一个常数,表示最大迭代次数. X_{ij} 表示第 i 个麻雀在第 j 维中的位置信息. $\alpha\in(0,1]$ 是一个随机数. R_2($R_2\in[0,1]$)和 ST($ST\in[0.5,1]$)分别表示预警值和安全值. Q 是服从正态分布的随机数. $\boldsymbol{L}$ 表示一个 $1\times d$ 的矩阵,其中该矩阵内每个元素全部为 1.

(2)加入者位置更新

$$X_{i,j}^{t+1}=\begin{cases}Q\cdot\exp\left(\dfrac{X_{worst}-X_{i,j}^{t}}{i^2}\right) & \text{if} \quad i>\dfrac{n}{2}\\ X_{\mathrm{p}}^{t+1}+\left|X_{i,j}^{t}-X_{\mathrm{p}}^{t+1}\right|\cdot\boldsymbol{A}^{+}\cdot\boldsymbol{L} & \text{otherwise}\end{cases},\tag{10}$$

其中,X_{p} 是目前发现者所占据的最优位置,X_{worst} 则表示当前全局最差的位置. $\boldsymbol{A}$ 表示一个 $l\times d$ 的矩阵,其中每个元素随机赋值为 1 或 -1,并且 $\boldsymbol{A}^{+}=\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{A}\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}})^{-1}$.

(3)警戒者位置更新

$$X_{i,j}^{t+1}=\begin{cases}X_{\mathrm{best}}^{t}+b\cdot\left|X_{i,j}^{t}-X_{\mathrm{best}}^{t}\right| & \text{if} \quad f_i>f_{\mathrm{g}}\\ X_{i,j}^{t}+K\cdot\left(\dfrac{\left|X_{i,j}^{t}-X_{\mathrm{worst}}^{t}\right|}{(f_i-f_{\mathrm{w}})+\varepsilon}\right) & \text{if} \quad f_i=f_{\mathrm{g}}\end{cases},\tag{11}$$

其中,X_{best} 是当前的全局最优位置. b 作为步长控制

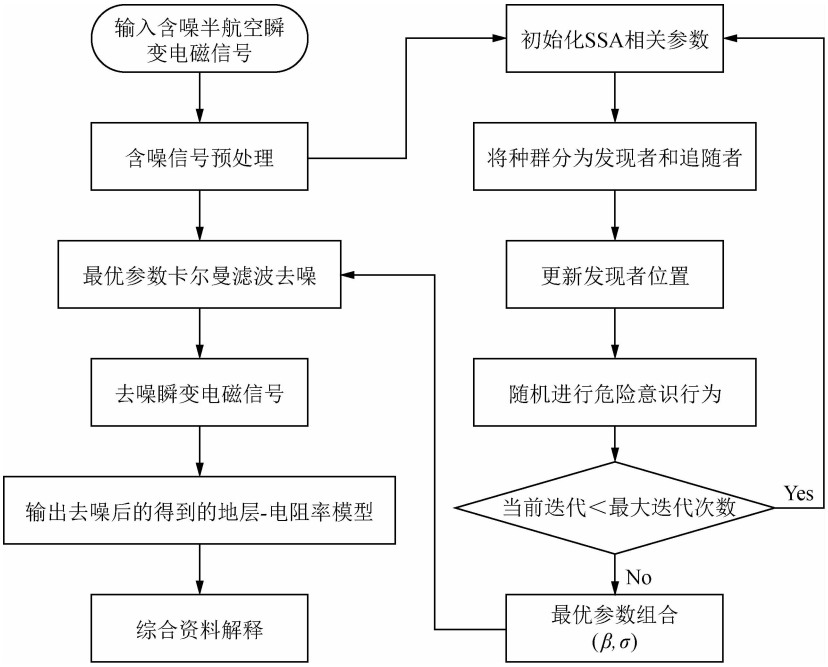


图 2　SSA 算法优化 KF 参数的流程图

Fig. 2　Flowchart of SSA algorithm for optimizing KF parameters

参数,是服从均值为 0,方差为 1 的正态分布的随机数. $K\in[-1,1]$ 是一个随机数,f_i 是当前麻雀个体的适应度值. f_g 和 f_w 分别是当前全局最佳和最差的适应度值. ε 是最小的常数.

1.3　基于 SSA 的 KF 参数优化

使用麻雀搜索算法对噪声协方差矩阵强度参数的优化中,优化的核心在于构建具有明确意义的适应度函数. 本文根据晚期瞬变电磁信号在双对数坐标系呈线性关系的特点,选择以晚期斜率误差作为 SSA-KF 算法的适应度函数,步骤如下:

在均匀半空间模型中,电性源瞬变电磁晚期感应电动势 $\frac{\partial_z(t)}{t}$ 的表达式为(陈明生和解海军,1999):

$$\frac{\partial_z(t)}{t}\approx\frac{Iar\mu_0^{5/2}}{40\pi^{3/2}\rho^{3/2}t^{5/2}}\sin\theta, \tag{12}$$

其中,μ_0 为真空磁导率;I 为供电电流强度(A);ρ 为地下电阻率;θ 为发射电偶极子方向电偶极子中心点与接收点连线之夹角;a 为长导线源的长度(m);r 为极距(又称偏移距).

对于半航空瞬变电磁,由于接收设备位于空中,观测感应电动势值与接收设备高度有关,其常数项会有所不同,$\frac{\partial_z(t)}{t}$可定义为:

$$\frac{\partial_z(t)}{t}\propto\frac{C}{t^{\frac{5}{2}}}, \tag{13}$$

对以上关系式进行双对数变换,将其转化为线性关系:

$$\ln\frac{\partial_z(t)}{t}=\ln C-\frac{5}{2}\ln t\rightarrow y=-\frac{5}{2}x+C, \tag{14}$$

其中,C 为常数项,设 $y=\ln\frac{\partial_z(t)}{t}$,$x=\ln t$,可得双对数坐标系中,半航空瞬变电磁晚期信号斜率为 $k_{target}=-5/2$.

基于上述关系,将适应度函数定义为:

$$F(X_i)=\left|k_{filtered}(X_i)-k_{target}\right|, \tag{15}$$

其中,X_i 代表第 i 个麻雀个体;$k_{filtered}(X_i)$ 表示使用参数组合 X_i 的卡尔曼滤波去噪后,所得信号在双对数坐标系晚期段的斜率.

基于上述提出的适应度函数,SSA-KF 算法去噪的流程图如图 2 所示,具体步骤如下:

(1)强度参数寻优

初始化参数空间:根据系统特性和经验知识,确定卡尔曼滤波中系统噪声协方差矩阵和观测噪声协方差矩阵中各强度参数 $\beta_1,\beta_2,\cdots,\beta_n$ 和 $\sigma_1,\sigma_2,\cdots,\sigma_n$ 的合理搜索范围.

初始化麻雀种群:在设定的参数搜索空间内,随机初始化一定数量的麻雀个体位置向量 $\boldsymbol{X}_i=[K_{1i},K_{2i},\cdots,K_{ni}]$($K=[\beta,\sigma]$). 每一个麻雀个体的位置向量明确对应一组特定的参数组合.

位置评估:对于种群中每个麻雀个体,采用独立

的参数组合.使用该参数组合的卡尔曼滤波对含噪的半航空瞬变电磁信号进行去噪处理,之后用输出的适应度函数去分析卡尔曼滤波去噪效果.

迭代优化:麻雀搜索算法依据计算得到的各麻雀位置的适应度值,模拟麻雀群体的觅食和反捕食行为在参数空间中进行迭代搜索($t=1,2,\cdots,t_{max}$).每次迭代中,所有麻雀根据其当前适应度和群体信息动态更新其位置向量.对于新位置,重复步骤滤波和计算适应度函数.核心旨在引导麻雀种群逐渐收敛到具有更优适应度的区域.

确定最优参数组合:当 SSA 迭代过程达到预设的最大迭代次数或满足收敛条件时,算法终止.回顾整个优化过程,选择导致出现全局最优适应度函数的那个麻雀位置向量所对应的强度参数组合,将其认定为卡尔曼滤波在当前目标信号下所需的最优强度参数组合.

(2)基于最优参数的卡尔曼滤波去噪

强度参数设定:将从步骤一寻优过程获得的最优强度参数组合应用到卡尔曼滤波中.

卡尔曼滤波去噪:使用最优参数组合的卡尔曼滤波对预处理后的瞬变电磁信号进行去噪处理.

图 3 可见,随着迭代次数的增加,斜率误差快速下降,并在约 6 次迭代后趋于稳定(误差接近 0),表明 SSA 算法在参数寻优过程中具有良好的收敛性.

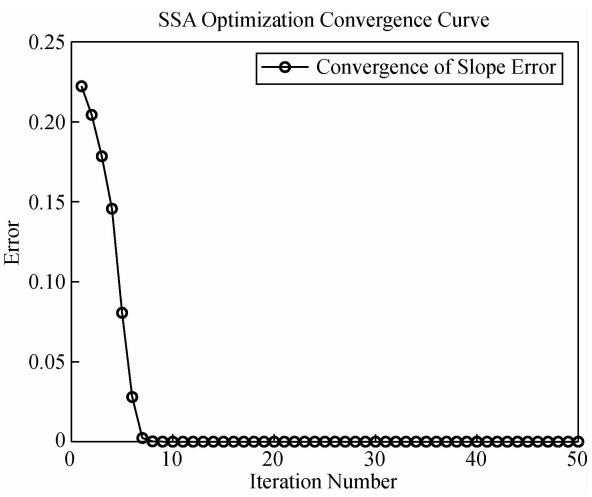


图 3 SSA 优化算法适应度曲线

Fig. 3 Fitness curve of the SSA optimization algorithm

2 仿真信号模拟分析

为了检验 SSA-KF 去噪算法对 SATEM 的降噪效果,本文将正演生成的模拟信号上分别添加高斯白噪声、天电噪声、工频噪声和混合噪声进行去噪处理.

应用卡尔曼滤波进行去噪之前,通常需要进行预处理环节,本文采用窗口大小为 5 的中值滤波作为预处理.预处理部分可剔除强干扰,恢复一定程度的信号特征,有助于 SSA-KF 后续更准确的分离噪声.

为了定量评价不同去噪方法对 SATEM 信号的去噪效果,本文利用信噪比、均方根误差对降噪前后数据进行评估.

信噪比(SNR)是指有用信号功率与噪声功率之比值(钟建军等,2014),公式为:

$$\mathrm{SNR}=10\lg\left(\frac{\sum_{i=1}^{N}x(t)^2}{\sum_{i=1}^{N}(x(t)-x'(t)^2}\right), \tag{16}$$

均方根误差(RMSE)是指经过降噪处理的信号与未经过降噪处理的信号偏差的平方和与观测次数 N 之比的平方根(张臣国,2012),公式为:

$$\mathrm{RMSE}=\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(x(t)-x'(t))^2}, \tag{17}$$

式中,$x(t)$为不含噪信号;$x'(t)$经过降噪处理后的信号;N 为观测次数,$i=1,2,\cdots,N$.可定义降噪效果的衡量标准如下:对含噪信号使用不同降噪方法处理后,计算降噪后信号的 SNR 和 RMSE,若 SNR 愈大,RMSE 愈小,则降噪效果愈好(钟建军等,2014).

2.1 高斯白噪声仿真分析

自然界中最常见的环境噪声可以视为服从高斯分布的随机白噪声.因为高斯白噪声理论上频谱为无限宽,所以易对宽频带的半航空瞬变电磁信号产生干扰.

本文的高斯白噪声采用 wgn 函数生成,对模拟数据加入高斯白噪声进行降噪处理,去噪结果见图 4.

从图 5 可见,含噪信号存在着大量的随机扰动.EMD 去噪后的信号虽较含噪信号振幅减缓,但仍残留明显波动,与原始信号形态偏差较大,去噪效果不理想.进一步对早、中、晚不同时期的局部图分析,小波去噪后的信号还存在明显起伏,SVD 去噪后的信号虽然恢复了原始信号的整体的衰减趋势但中晚期仍残留小幅值的毛刺,而 SSA-KF 去噪后的信号全期都比较平滑,更贴近原始信号.表 1 为不同算法去噪前后信号的信噪比和均方根误差.

从表 1 的评估指标来看,经 SSA-KF 算法去噪后的信号数据 SNR 达到 29.98 dB,相比原始含噪信

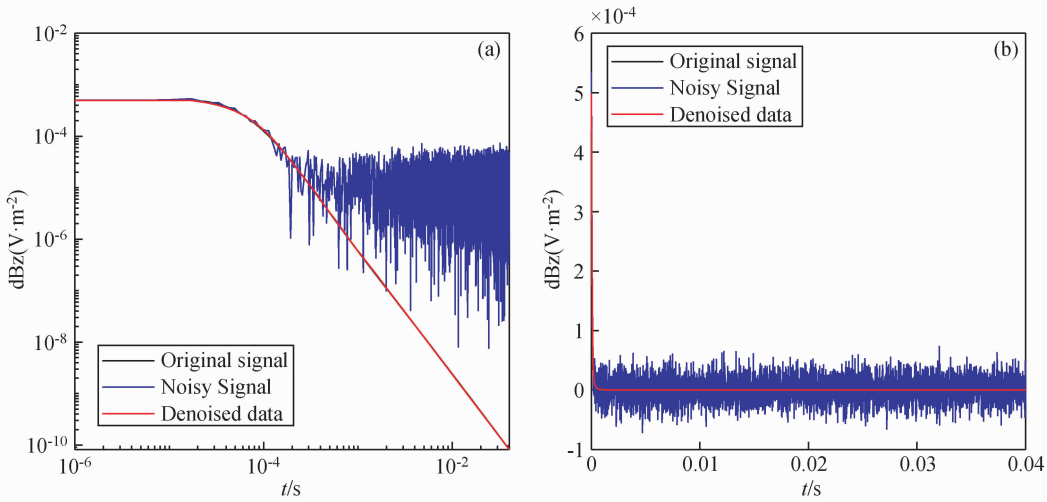


图 4　SSA-KF 对高斯白噪声去噪结果图

(a)对数坐标;(b)算术坐标.

Fig. 4　Denoising results of SSA-KF for Gaussian white noise

(a) Logarithmic scale; (b) Arithmetic scale.

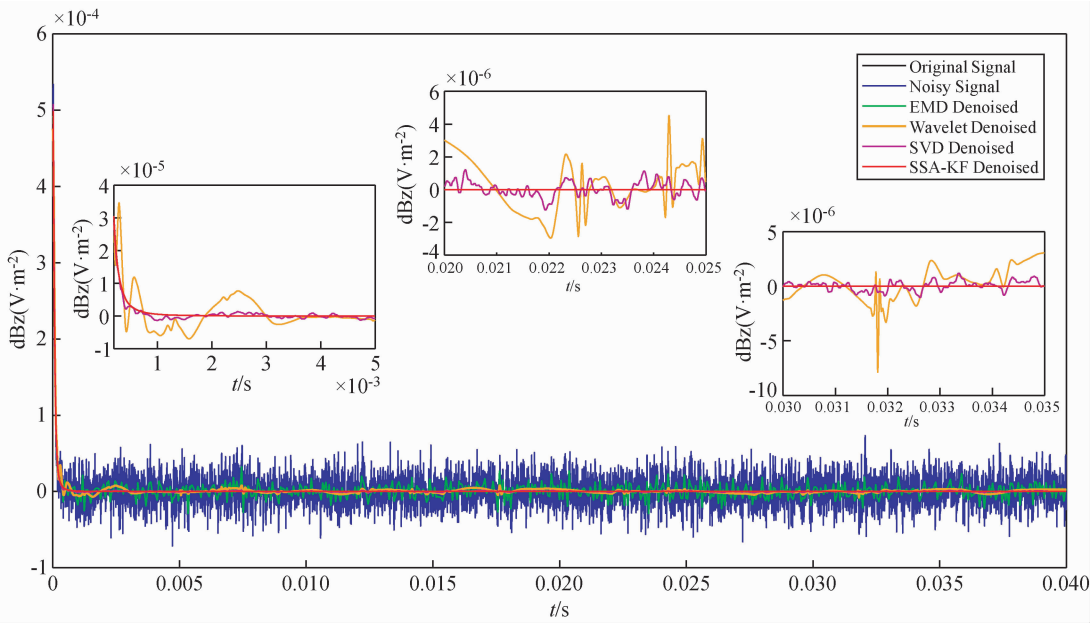


图 5　不同算法对高斯白噪声去噪结果对比图

Fig. 5　Comparison of denoising results from different algorithms for Gaussian white noise

表 1　不同方法处理高斯白噪声的评估指标

Table 1　Evaluation metrics of different methods for Gaussian white noise

信号	SNR(dB)	RMSE
含噪 SATEM 信号	-0.59	1.9766×10^{-3}
EMD	8.31	7.0876×10^{-4}
小波	15.75	3.0081×10^{-4}
SVD	21.37	1.5743×10^{-4}
SSA-KF	29.98	5.8442×10^{-5}

号数据提升了 30.57 dB,高于 EMD、小波和 SVD 算法三种方法提升的 SNR. SSA-KF 算法去噪后的原始信号数据的 RMSE 从 10^{-3} 量级降至 10^{-5} 量级,低于其他算法取得的 RMSE.

结合评估指标(表 1)和去噪对比图(图 5),可以看出 SSA-KF 算法处理后的信号数据信噪比有较大提升,均方根误差也明显降低. 进一步从图 5 的曲线形态可以看出,经 SSA-KF 算法去噪后的信号更

为平滑,全时期噪声的扰动都得到明显抑制.而其余三种算法去噪后的信号在中晚期仍存在一定波动,难以解决半航空瞬变电磁晚期信号受噪声干扰严重的问题.综上所述,本文提出的 SSA-KF 算法更加适用于高斯白噪声干扰下的半航空瞬变电磁信号的去噪工作.

2.2 天电噪声仿真分析

天电噪声一般根据 Alpha 稳定分布模型生成,该理论可以描述具有尖峰脉冲特性的噪声.Alpha 稳定分布模型数学表示为:若存在参数 $\alpha\in(0,2]$,$\sigma\geqslant 0$,$\beta\in[-1,1]$ 和实数 μ,使得随机变量 X 满足式的形式:

$$E(\exp(\mathrm{j}\theta X))=\begin{cases}\exp\left\{-\sigma^{\alpha}|\theta|^{\alpha}\left[1-\mathrm{j}\beta\mathrm{sign}(\theta)\tan\dfrac{\pi\alpha}{2}\right]+\mathrm{j}\mu\theta\right\}, & \alpha\neq 1\\ \exp\left\{-\sigma|\theta|\left[1+\mathrm{j}\beta\dfrac{2}{\pi}\mathrm{sign}(\theta)\ln|\theta|\right]+\mathrm{j}\mu\theta\right\}, & \alpha=1\end{cases}, \tag{18}$$

其中,sign(θ)为符号函数,一般采用 Zolotarev 定理描述的 S^2 参数系,其公式表达为:

$$E(\exp(\mathrm{j}\theta X))=\begin{cases}\exp\left\{-\sigma_2^{\alpha}|\theta|^{\alpha}\exp\left[-\mathrm{j}\beta_2\mathrm{sgn}(\theta)\dfrac{\pi}{2}K(\alpha)\right]+\mathrm{j}\mu\theta\right\}, & \alpha\neq 1\\ \exp\left\{-\sigma_2|\theta|\dfrac{2}{\pi}+\mathrm{j}\beta_2\ln|\theta|\,\mathrm{sgn}(\theta)+\mathrm{j}\mu\theta\right\}, & \alpha=1\end{cases}, \tag{19}$$

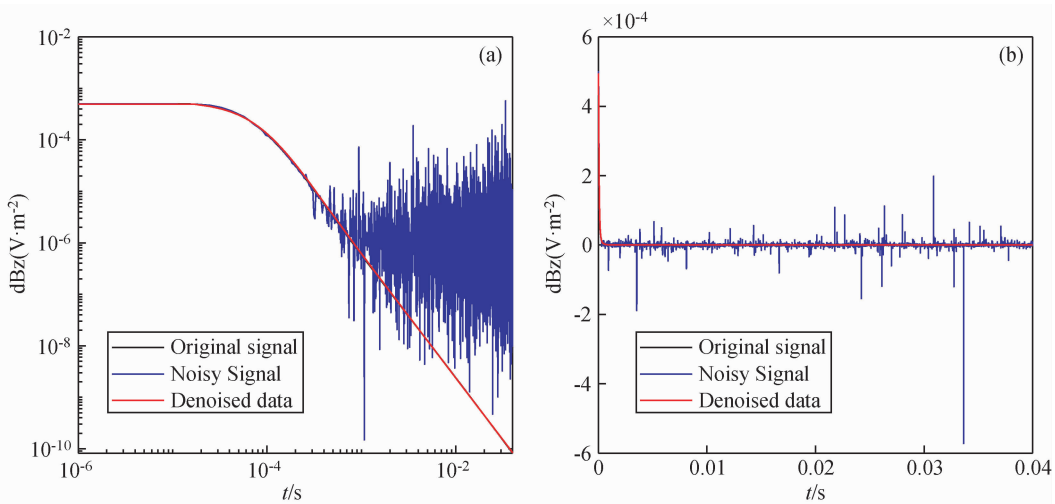


图 6 SSA-KF 对天电噪声去噪结果图

(a)对数坐标;(b)算术坐标.

Fig. 6 Denoising results of SSA-KF for atmospheric noise

(a) Logarithmic scale; (b) Arithmetic scale.

式中,$K(\alpha)=\mathrm{sgn}(1-\alpha)+\alpha-1$,sgn 为阶跃函数.采用公式可以生成服从 Alpha 分布的时间序列,当 α 取 2 时生成的为高斯白噪声,一般取 α 为 1 生成天电噪声.

将上述方法生成的天电噪声加入到模拟信号中,并进行 SSA-KF 降噪处理,去噪结果见图 6.

从图 7 可见,含噪信号存在大量剧烈的尖峰脉冲噪声.EMD、小波、SVD、SSA-KF 方法在前中期均有一定的降噪效果,但 EMD 去噪后的信号仍有大量尖峰脉冲噪声残留.进一步对早、中、晚不同时期的局部图分析,早期时段,SVD 去噪比小波去噪更平滑;中期时段,SVD 去噪效果优于小波去噪,但是局部

表 2 不同方法处理天电噪声的评估指标

Table 2 Evaluation metrics of different methods for atmospheric noise

信号	SNR(dB)	RMSE
含噪 SATEM 信号	4.36	1.1169×10^{-3}
EMD	11.24	5.0564×10^{-4}
小波	21.35	1.5786×10^{-4}
SVD	25.14	1.0206×10^{-4}
SSA-KF	28.97	6.5660×10^{-5}

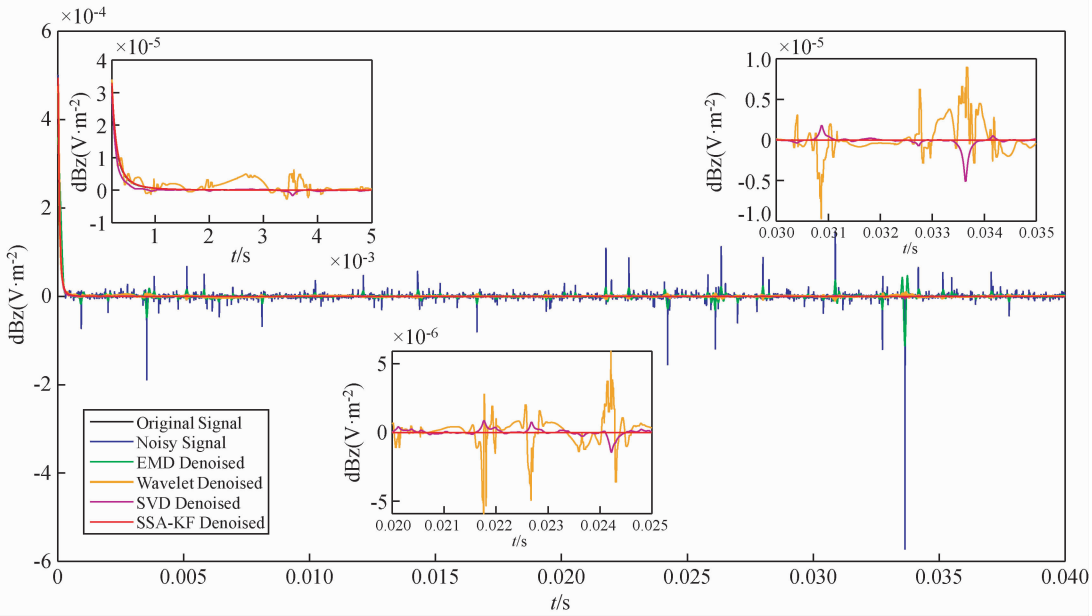


图 7　不同算法对天电噪声去噪结果对比图

Fig. 7　Comparison of denoising results from different algorithms for atmospheric noise

仍存在毛刺与波动;晚期时段,小波和 SVD 去噪后的信号都存在波动且残余的脉冲噪声更加明显,而 SSA-KF 去噪后的信号全期都比较光滑,毛刺被很好的剔除,脉冲噪声明显减少. 表 2 为不同算法去噪前后信号的信噪比和均方根误差.

从表 2 的评估指标来看,经 SSA-KF 算法去噪后的 SNR 达到 28.97 dB,相比原始含噪信号提升了 24.61 dB,高于 EMD、小波和 SVD 算法提升的 SNR. SSA-KF 算法去噪后的原始信号数据的 RMSE 从 10^{-3} 量级降至 10^{-5} 量级,低于其他算法取得的 RMSE.

结合评估指标(表 2)和去噪对比图(图 7),SSA-KF 算法处理后的信号在信噪比上有较大提升,均方根误差也明显降低. 另一方面,经 SSA-KF 算法清晰地去除了脉冲状的尖峰噪声,对原始信号的拟合效果更好,其余方法仍存在尖峰噪声残留,拟合度较差. 这表明 SSA-KF 算法对噪声的抑制更充分,验证了其压制天电噪声干扰的有效性.

2.3　工频噪声仿真分析

我国工业用电等谐波的基波频率为 50 Hz,对于周期正弦波多为 50 Hz 或其谐波,其通常表达式一般为:

$$f(t)=a\sin(2\pi\omega t)\ . \tag{20}$$

在实际瞬变电磁探测中,谐波噪声通常包含多个频率成分,其干扰往往由两种或更多不同频率的信号叠加构成,一般可表示为:

$$f(t)=a\sin(2\pi w_1 t)+b\sin(2\pi w_2 t)+\cdots\ . \tag{21}$$

将上述方法生成的工频噪声加入到模拟半航空瞬变电磁信号,并进行 SSA-KF 降噪处理结果见图 8.

从图 9 可见,含噪信号呈现出明显的周期性谐波振荡;EMD 去噪、小波去噪、SVD 去噪、SSA-KF 去噪均起到降噪作用,但 EMD 去噪后曲线仍残留较多与含噪信号类似的周期性波动,证明 EMD 算法对工频噪声的抑制能力有限. 对早、中、晚不同时期的局部图分析,小波去噪、SVD 去噪后的曲线依旧存在不同幅度的谐波干扰,都无法保留原始信号的衰减趋势,而 SSA-KF 算法明显地减少了含噪信号中的谐波干扰,较好地恢复了半航空瞬变电磁信号的衰减趋势. 表 3 为不同算法去噪前后信号的信噪比和均方根误差.

表 3　不同去噪方法处理工频噪声的评估指标

Table 3　Evaluation metrics of different denoising methods for power frequency noise

信号	SNR(dB)	RMSE
含噪 SATEM 信号	-12.64	7.9058×10^{-3}
EMD	-4.78	3.1987×10^{-3}
小波	6.57	8.6542×10^{-4}
SVD	14.20	3.5943×10^{-4}
SSA-KF	20.37	1.7677×10^{-4}

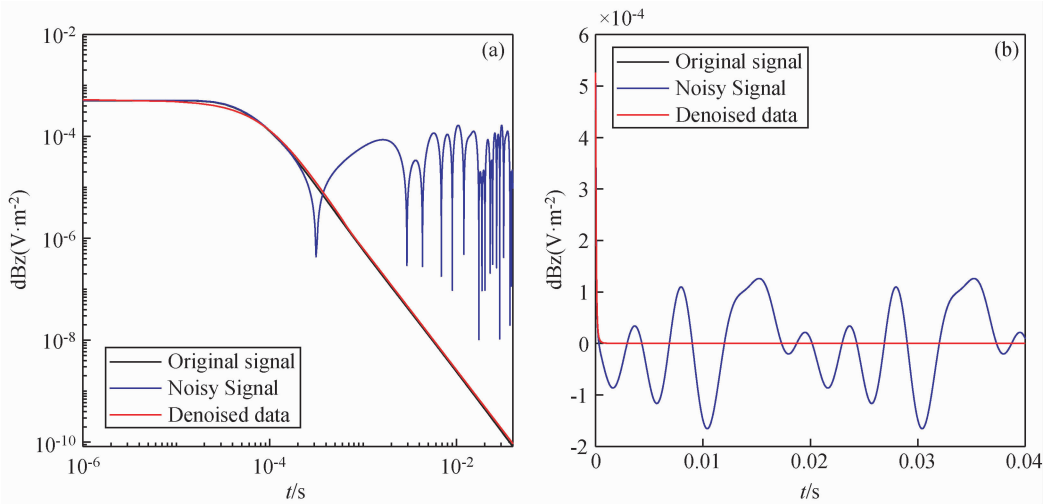


图 8 SSA-KF 对工频噪声去噪结果图

(a)对数坐标;(b)算术坐标.

Fig. 8 Denoising results of SSA-KF for power frequency noise

(a) Logarithmic scale; (b) Arithmetic scale.

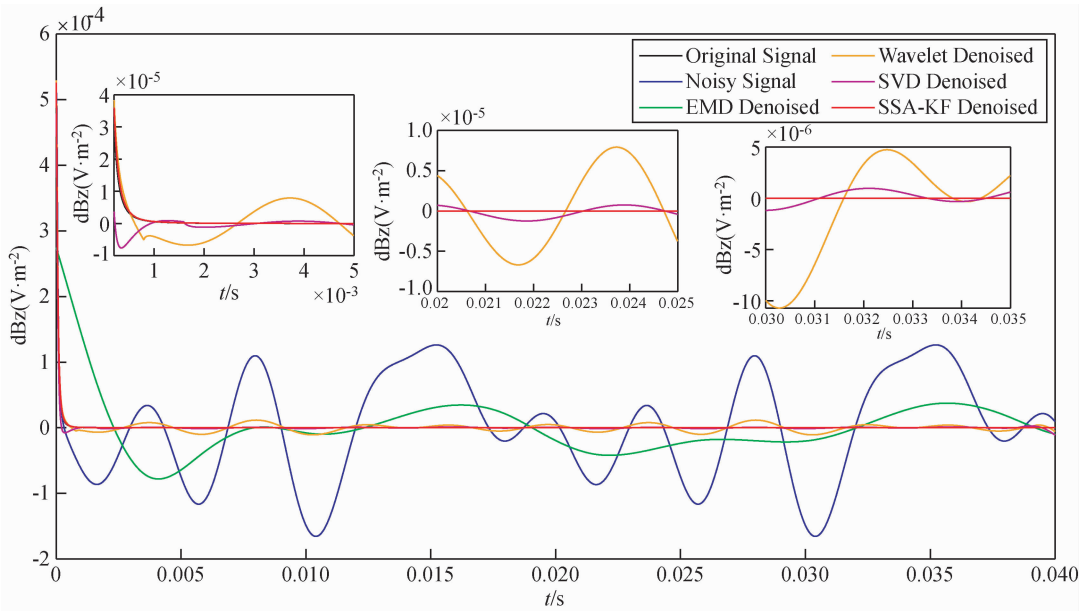


图 9 不同算法对工频噪声去噪结果对比图

Fig. 9 Comparison of denoising results from different algorithms for power frequency noise

从表 3 的评估指标来看,经 SSA-KF 算法去噪后的 SNR 达到 20.37 dB,相比原始含噪信号提升了 33.01 dB,高于 EMD、小波和 SVD 算法提升的 SNR,其 RMSE 从 10^{-3} 量级降至 10^{-4} 量级,在四种算法中取得了最小的均方根误差.

结合评估指标(表 3)和去噪对比图(图 9),SSA-KF 算法处理后的信号在信噪比上有较大提升,均方根误差也明显降低.进一步从图 5 的曲线形态可以看出,经 SSA-KF 算法有效的去除了周期性的谐波干扰,更吻合信号的原始形态,其余算法的结果仍存在一定幅度的谐波干扰.这表明 SSA-KF 算法对噪声的抑制更充分,验证了该算法压制工频噪声干扰的实用性和有效性.

2.4 混合噪声仿真分析

在半航空瞬变电磁实际探测中,环境中的噪声通常会由多种噪声混合而成.为评估本文算法对混

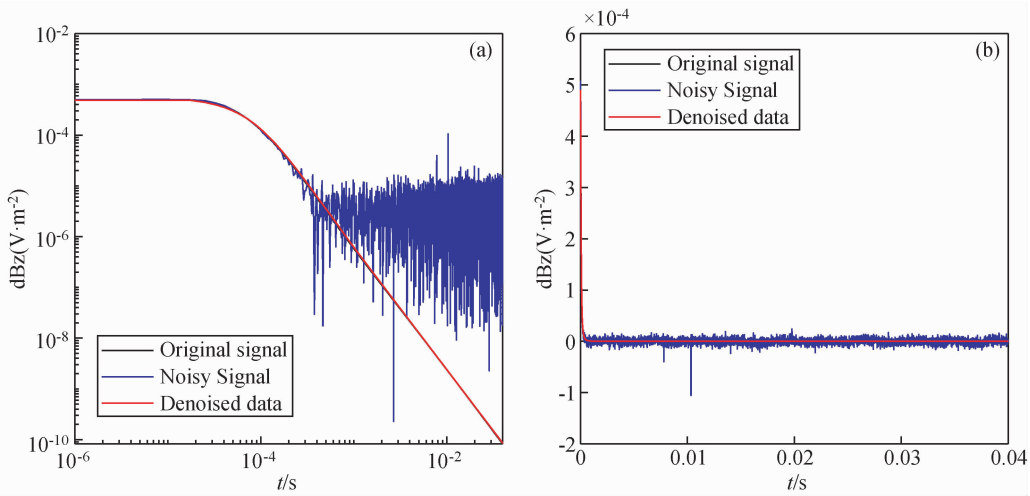


图 10　SSA-KF 对混合噪声去噪结果图

(a)对数坐标;(b)算术坐标.

Fig. 10　Denoising results of SSA-KF for mixed noise

(a) Logarithmic scale; (b) Arithmetic scale.

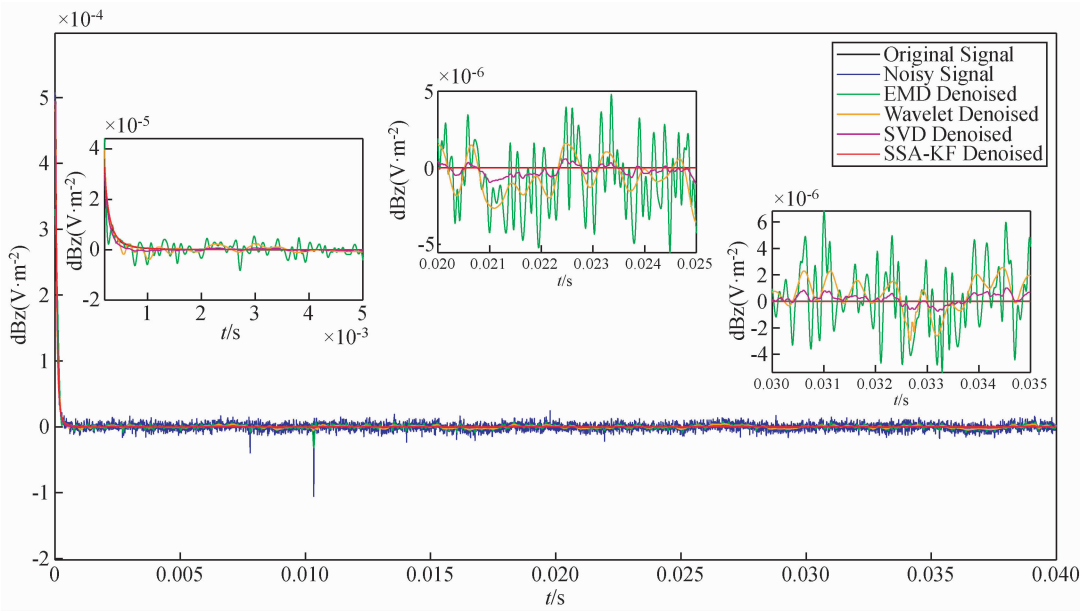


图 11　不同算法对混合噪声去噪结果对比图

Fig. 11　Comparison of denoising results from different algorithms for mixed noise

合噪声的分离性能,本研究在模拟信号中加入由高斯白噪声、天电噪声和工频噪声三种噪声组成的混合噪声,并采用 SSA-KF 方法进行降噪,去噪结果如图 10 所示.

从图 11 可见,含噪信号呈现出“尖峰脉冲、随机波动、周期性谐波”交织的复杂干扰. EMD 去噪、小波去噪、SVD 去噪、SSA-KF 去噪虽均有一定降噪作用,其中 EMD 降噪效果有限,曲线仍残留大量与含噪信号类似的复杂波动,对混合噪声降噪效果有限. 进一步对早、中、晚不同时期的局部图分析,小波和 SVD 去噪后的信号仍有混合噪声残留,晚期干扰更为严重,而 SSA-KF 去噪信号全期拟合效果都很好,含噪信号中的脉冲干扰、随机波动和周期性振荡都得到了抑制. 表 4 为不同算法去噪前后信号的信噪

比和均方根误差.

表 4 不同去噪方法处理混合噪声的评估指标

Table 4 Evaluation metrics of different denoising methods for mixed noise

信号	SNR(dB)	RMSE
含噪 SATEM 信号	10.52	5.4915×10^{-4}
EMD	15.67	3.0341×10^{-4}
小波	20.27	1.7871×10^{-4}
SVD	26.31	8.9160×10^{-5}
SSA-KF	30.55	4.7321×10^{-5}

从表 4 的评估指标来看,经 SSA-KF 算法去噪后的 SNR 达到 30.55 dB,相比原始含噪信号提升了 20.03 dB,高于 EMD、小波和 SVD 算法提升后的 SNR,其 RMSE 从 10^{-3} 量级降至 10^{-4} 量级,低于其他算法取得的 RMSE.

结合评估指标(表 4)和去噪对比图(图 11),SSA-KF 算法处理后的信号在信噪比上有较大提升,均方根误差也明显降低.进一步从图 5 的曲线形态可以看出,SSA-KF 算法去除了含噪信号中的谐波振荡、尖峰干扰和随机波动,恢复信号的原始特征,其余算法仍残留一定程度的混合噪声.这表明 SSA-KF 算法对噪声去除的更为彻底,验证了其在压制混合噪声干扰的有效性.

通过本章对高斯白噪声、天电噪声、工频噪声以及混合噪声这四种半航空瞬变电磁法在实际工程应用中会遇到的主要噪声类型的去噪仿真实验结果可知,目前常见的 EMD 去噪、小波去噪、SVD 去噪,三种方法均有一定的去噪效果,但是三种方法均无法保证全时期的信号质量,未能妥善解决信号中后期的噪声干扰问题.相较之下,本文提出的 SSA-KF 去噪算法不仅对各种类型噪声具有良好的适应性,而且可以有效应对中后期的噪声干扰,展现出更强的鲁棒性与实用性.

3 实测数据噪声压制分析

为验证 SSA-KF 降噪算法的实际效果,课题组在湖北省利川县坎家村附近进行了长导线源半航空瞬变电磁寻找地下暗河的实验.工区地层由浅到深依次为新生代第四系冲积层、三叠系的薄层灰岩和白云岩,下部是奥陶系和寒武系的灰岩、页岩等.本次半航空瞬变电磁探测系统的工作参数为发射电流 12.8 A,长导线源长 900 m,飞行高度为 60 m,测线长度 600 m.发射电流采用 25 Hz 基频的双极性方波,电压的采样率为 256 kHz,GPS 采样率 5 Hz.

半航空瞬变电磁空中测量时,所获取的电磁信号通常会受到平台摆动引起的低频基线漂移干扰.这类漂移频率较低,针对每道采集数据的数据点数量,本文采用 sym8 小波进行 12 层分解,提取其近似分量作为基线漂移的估计值(李肃义等,2013).

图 12a 可知,实测电磁信号发生了明显的基线漂移.将实测电磁信号 sym8 小波进行 12 层分解,成功的提取近似分量得到的基线漂移估计(图 12b).将实测信号中该低频基线漂移成分剔除后,矫正后信号基线变得平稳,成功消除了基线漂移的干扰.

将校正后的信号衰减曲线叠加,分别使用 SSA-KF、EMD、小波和 SVD 去抑制实测数据中的噪声,结果如图 13 所示.

由图 13 可知,实测数据受噪声干扰严重,衰减过程中存在大量波动.对比小波、EMD、SVD 去噪与 SSA-KF 去噪的结果可知,EMD 去噪后的信号仍存在明显的波动和毛刺现象;小波去噪虽能削弱部分噪声,但曲线仍存在一定波动,噪声抑制程度有限;SVD 对噪声抑制效果虽优于小波去噪以及 EMD 去噪,曲线整体比较平滑,但是在信号晚期衰减段仍存在一定的波动.而 SSA-KF 去噪后的信号在全期都比较平滑,噪声干扰带来的曲线波动和毛刺现象被去除,很好地恢复了信号的衰减趋势.说明 SSA-KF 去噪算法可有效抑制实测数据中的噪声,滤波后信号更能反映瞬变电磁数据真实的衰减特性,为后续成像以及相关的分析提供了可靠的数据支撑.

图 14 可知,去噪前,晚期测道噪声干扰十分严重,整体剖面曲线振荡剧烈、杂乱交织,幅值呈现无规则的大幅波动,不符合地质体中的电磁场传播规律,影响后续进行视电阻率成像的精度.去噪后,晚期区间的噪声干扰得到明显抑制,整体剖面曲线呈现出平滑规整的形态,原有交叉现象消除,幅值也呈现出规律性的变化,恢复了电磁场的传播规律,有效地降低了噪声的干扰.

为进一步验证 SSA-KF 的实用性,对实测信号、SSA-KF 去噪后的信号和 SVD 去噪后信号分别进行视电阻率成像,如图 15 所示.

图 15a 为实测数据直接成像视电阻率剖面图,从图中能够看到,由于被噪声干扰,致使低阻区域呈现出破碎斑块状,无法形成连续的条带形态,低阻带真实空间展布特征被掩盖.同时,在深部地层区域高阻岩层也没有延续性.图 15b 是 SVD 去噪的视电阻

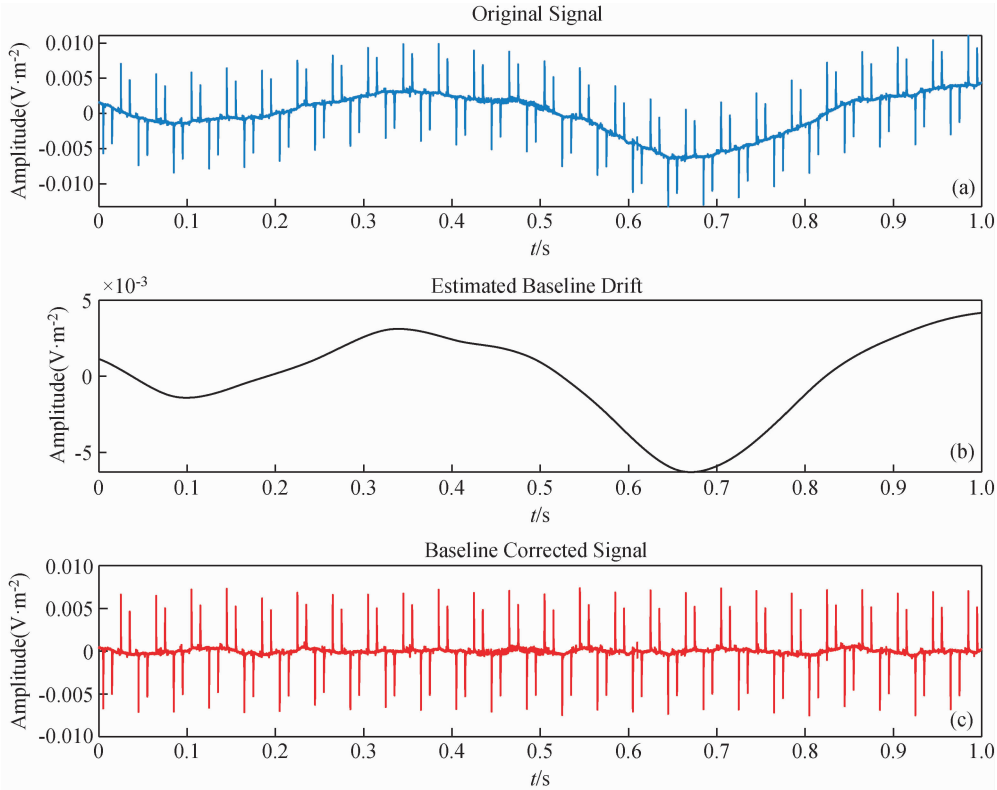


图 12　小波多分辨率分析法校正基线

(a)原始信号;(b)基线漂移;(c)校正信号.

Fig. 12　Baseline correction using wavelet multiresolution analysis

(a) Original signal; (b) Baseline drift; (c) Corrected signal.

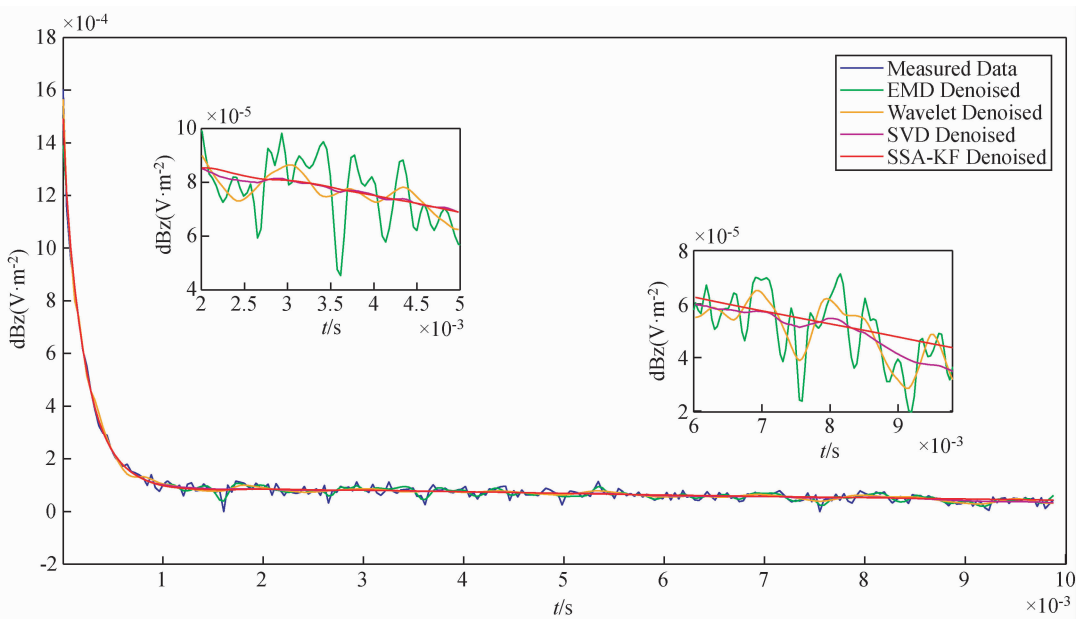


图 13　不同算法对实测数据去噪结果对比图

Fig. 13　Comparison of denoising results from different algorithms for the measured data

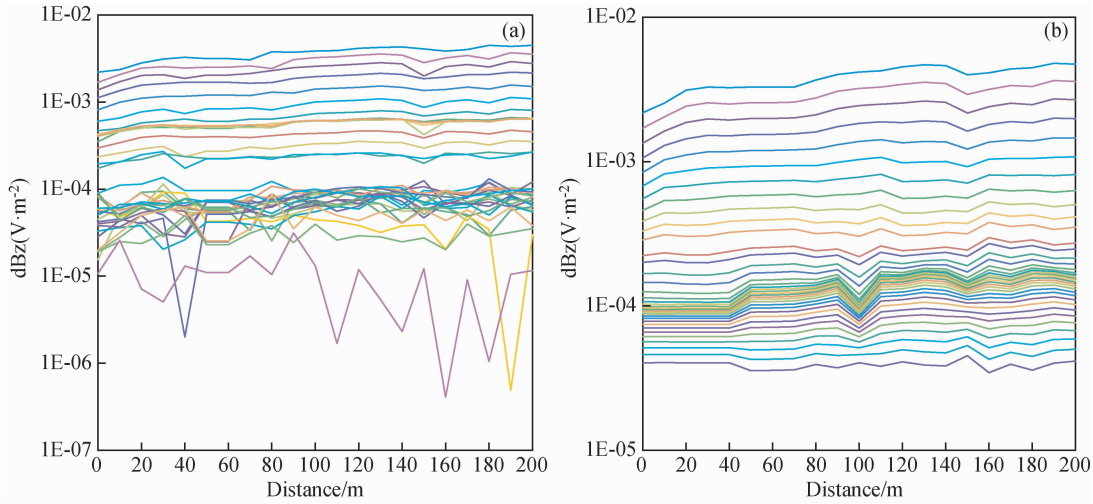


图 14 感应电动势剖面曲线图

(a)去噪前电动势剖面曲线图;(b)去噪后电动势剖面曲线图.

Fig. 14 Induced electromotive force profile

(a) Electromotive force profile before denoising; (b) Electromotive force profile after denoising.

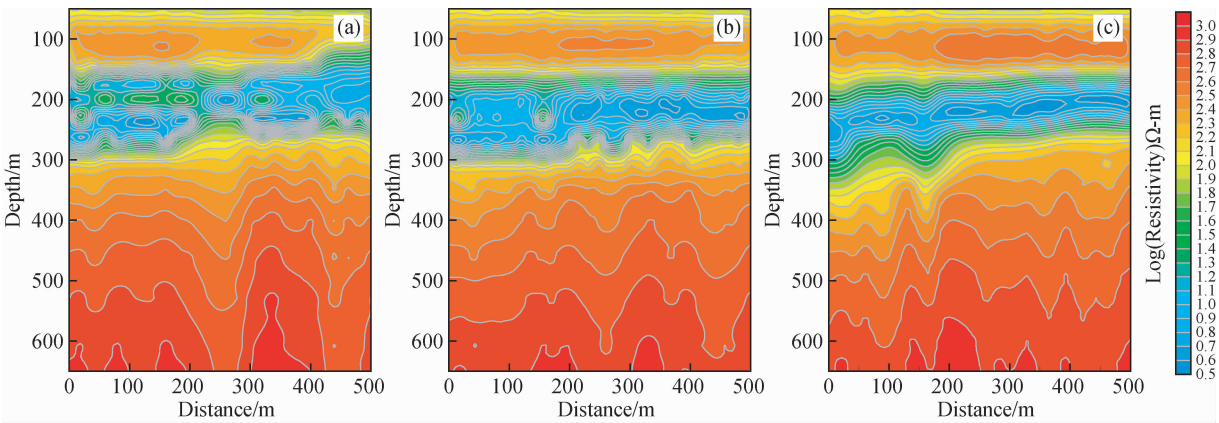


图 15 视电阻率剖面对比图

(a)实测数据的视电阻率剖面图;(b)SVD 去噪后的视电阻率剖面图;(c)SSA-KF 去噪后的视电阻率剖面图.

Fig. 15 Comparison of resistivity profiles

(a) Measured apparent resistivity profile; (b) Apparent resistivity profile after SVD denoising; (c) Apparent resistivity after SSA-KF denoising.

率剖面图,从图中可以看出,低阻异常带展布相对更为连续但仍然存在破碎斑块,深部地层区域的高阻岩层也有一定的延续性但界限比较模糊. 图 15c 为经 SSA-KF 算法去噪的视电阻率剖面图,从图中可以得出,低阻异常带阻值稳定且走向连续,承水底板高阻岩层也展现出良好的延续性,对地下暗河走向及边界的分辨能力有较大提升. 上述结果证明了本文设计的 SSA-KF 算法在半航空瞬变电磁发数据去噪工作中的实用性.

4 结 论

(1)本文将改进的卡尔曼滤波算法应用于半航空瞬变电磁法数据去噪. 通过建立动态噪声协方差矩阵,然后利用麻雀搜索算法对协方差矩阵中的强度参数进行全局寻优,采用最优参数组合的滤波进行去噪,构建了 SSA-KF 去噪算法.

(2)数值模拟表明,在高斯白噪声、工频噪声、天电噪声和混合噪声的干扰下,SSA-KF 去噪后的信号曲线与原始信号曲线具有较高的拟合度,很好地还原了原始信号的衰减趋势;且在定量评价分析中,经 SSA-KF 方法处理的信号其信噪比和均方根误差均优于 EMD、SVD 及小波去噪算法.

(3)利川地下暗河勘查实测数据降噪结果显示,经 SSA-KF 方法处理的视电阻率剖面图中低阻

异常带连续稳定,深部高阻岩层延续性良好,对地下暗河的整体形态以及边界刻画更加清晰.说明该方法能有效去除实测信号中的干扰噪声,提高低阻异常区分辨率,在水文地质调查中有一定的适用性.

(4)目前 SSA-KF 算法虽有一定的降噪效果,但是迭代会耗费大量时间,效率较低,未来可以考虑引入新的优化算法,加速全局寻优并提升收敛速度,提高信号处理的效率以满足实时需求.同时也可以考虑将多种算法融合进行联合去噪,以期能进一步提高半航空瞬变电磁的成像精度.

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

Chen K C, Pu X R, Ren Y Z, *et al*. 2022. TEMDnet: a novel deep denoising network for transient electromagnetic signal with signal-to-image transformation. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 60: 5900318, doi: 10.1109/tgrs.2020.3034752.

Chen M S, Xie H J. 1999. Study on the transient electromagnetic (tem) sounding withelectric dipole. Ⅲ. Tem field on the earth surface. Coal Geology & Exploration (in Chinese), 27(3): 58-61, doi: 10.3969/j.issn.1001-1986.1999.03.018.

Deng F, Wang B, Jiang P F, *et al*. 2024. Semi-airborne transient electromagnetic denoising through variation diffusion model. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 62: 5916719, doi: 10.1109/TGRS.2024.3402212.

Fan T, Liu L, Wang X C, *et al*. 2013. Technology of suppressing TEM interference by Kalman filtering and its application in detection of goaf in coal mine. Coal Geology & Exploration (in Chinese), 41(2): 76-78, 82, doi: 10.3969/j.issn.1001-1986.2013.02.018.

Ji Y J, Wu Q, Wang Y, *et al*. 2018. Noise reduction of grounded electrical source airborne transient electromagnetic data using an exponential fitting-adaptive Kalman filter. Exploration Geophysics, 49(3): 243-252, doi: 10.1071/eg16046.

Kalman R E. 1960. A new approach to linear filtering and prediction problems. Journal of Basic Engineering, 82(1): 35-45, doi: 10.1115/1.3662552.

Li S Y, Lin J, Yang G H, *et al*. 2013. Ground-Airborne electromagnetic signals de-noising using a combined wavelet transform algorithm. Chinese Journal of Geophysics (in Chinese), 56(9): 3145-3152, doi: 10.6038/cjg20130927.

Lin J, Xue G Q, Li X. 2021. Technological innovation of semi-airborne electromagnetic detection method. Chinese Journal of Geophysics (in Chinese), 64(9): 2995-3004, doi: 10.6038/cjg2021P0409.

Mao X X, Mao L F, Yang C, *et al*. 2021. Research on wavelet denoising method for semi-airborne transient electromagnetic data. Progress in Geophysics (in Chinese), 36(3): 1287-1296, doi: 10.6038/pg2021EE0157.

Mogi T, Tanaka Y, Kusunoki K, *et al*. 1998. Development of grounded electrical source airborne transient EM (GREATEM). Exploration Geophysics, 29(1): 61-64, doi: 10.1071/eg998061.

Mogi T, Kusunoki K, Kaieda H, *et al*. 2009. Grounded electrical-source airborne transient electromagnetic (GREATEM) survey of Mount Bandai, north-eastern Japan. Exploration Geophysics, 40(1): 1-7, doi: 10.1071/eg08115.

Smith R S, Annan A P, McGowan P. 2001. A comparison of data from airborne, semi-airborne, and ground electromagnetic systems. Geophysics, 66(5): 1379-1385, doi: 10.1190/1.1487084.

Sun H F, Chen C D, Yang Y, *et al*. 2022. Motion noise remove for secondary-field semi-airborne transient electromagnetic data. Journal of Applied Geophysics, 202: 104676, doi: 10.1016/j.jappgeo.2022.104676.

Tian Z B, Ma Y L, Li X, *et al*. 2022. A method for detecting coalbed methane gas storage structure in coal goaf——A case in Qinshui coal field in Shanxi province. Chinese Journal of Geophysics (in Chinese), 65(11): 4495-4503, doi: 10.6038/cjg2022P0799.

Xie X G, Wei L S, Wang X B, *et al*. 2021. Application of semi-airborne TEM to structure exploration in the old channels. Progress in Geophysics (in Chinese), 36(4): 1734-1742, doi: 10.6038/pg2021ee0220.

Xing T, Wang Y Z, Zhang H. 2017. Application research of Calman filter in TEM data processing. Coal Mine Modernization (in Chinese), (6): 129-131, 135.

Xue J K. 2020. Research and application of a novel swarm intelligence optimization technique: Sparrow search algorithm[Master's thesis] (in Chinese). Shanghai: Donghua University.

Yan F X, Pi S, Yu Q, *et al*. 2024. Transient electromagnetic data noise suppression method based on RSA-VMD-DNN. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 21: 7500105 doi: 10.1109/lgrs.2023.3334293.

Yu X Y. 2022. Research on de-noising method of grounded electrical source airborne transient electromagnetic signals based on singular spectrum analysis[Master's thesis] (in Chinese). Changchun: Jilin University.

Zhang C G. 2012. Application research of wavelet analysis in signal denoising[Master's thesis] (in Chinese). Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China.

Zhang X C, Mao L F, Yang Y, *et al*. 2024. Study on the noise reduction method for semiaerial transient electromagnetic data based on LSTM. Computing Techniques for Geophysical and Geochemical Exploration (in Chinese), 46(4): 423-433, doi: 10.3969/j.issn.1001-1749.2024.04.07.

Zhang Y Y, Li X. 2017. Research progress on ground-airborne transient electromagnetic method. Progress in Geophysics (in Chinese), 32(4): 1735-1741, doi: 10.6038/pg20170443.

Zhang Y Y. 2021. Review on the study of grounded-source transient electromagnetic method. Geophysical and Geochemical Exploration (in Chinese), 45(4): 809-823, doi: 10.11720/wtyht.2021.1513.

Zhong J J, Song J, You C X, *et al*. 2014. Wavelet de-noising method with threshold selection rules based on SNR evaluations. Journal of Tsinghua University (Science and Technology) (in Chinese), 54(2): 259-263, doi: 10.16511/j.cnki.qhdxxb.2014.02.022.

Zhu T, Yang W M, Feng B. 2019. Study on transient electromagnetic method of denoising based on Hilbert-Huang transform. Progress in Geophysics (in Chinese), 34(6): 2389-2397, doi: 10.6038/pg2019CC0484.

Zhu W P, Liu S H, Zhu H W, *et al*. 2017. Study on the exploration depth of geophysical methods commonly used. Progress in Geophysics (in Chinese), 32(6): 2608-2618, doi: 10.6038/pg20170643.

附中文参考文献

陈明生, 解海军. 1999. 电偶源瞬变电磁测深研究(三)——大地表面瞬变电磁场. 煤田地质与勘探, 27(3): 58-61, doi: 10.3969/j.issn.1001-1986.1999.03.018.

范涛, 刘磊, 王秀臣, 等. 2013. 卡尔曼滤波压制瞬变电磁干扰技术及应用. 煤田地质与勘探, 41(2): 76-78, 82, doi: 10.3969/j.issn.1001-1986.2013.02.018.

李肃义, 林君, 阳贵红, 等. 2013. 电性源时域地空电磁数据小波去噪方法研究. 地球物理学报, 56(9): 3145-3152, doi: 10.6038/cjg20130927.

林君, 薛国强, 李貅. 2021. 半航空电磁探测方法技术创新思考. 地

球物理学报,64(9):2995-3004,doi:10.6038/cjg2021P0409.

毛鑫鑫,毛立峰,杨聪,等. 2021. 半航空瞬变电磁数据小波降噪方法研究. 地球物理学进展,36(3):1287-1296,doi:10.6038/pg2021EE0157.

田忠斌,马玉龙,李貅,等. 2022. 煤层采空区内煤层气储气构造半航空瞬变电磁探测——以沁水煤田为例. 地球物理学报,65(11):4495-4503,doi:10.6038/cjg2022P0799.

谢小国,魏良帅,王绪本,等. 2021. 半航空瞬变电磁法在古河道结构探测中的应用. 地球物理学进展,36(4):1734-1742,doi:10.6038/pg2021ee0220.

邢涛,王扬州,张辉. 2017. 卡尔曼滤波在瞬变电磁数据处理中的应用研究. 煤矿现代化,(6):129-131,135.

薛建凯. 2020. 一种新型的群智能优化技术的研究与应用——麻雀搜索算法[硕士论文]. 上海:东华大学.

于霄洋. 2022. 基于奇异谱分析的地空瞬变电磁信号的去噪研究[硕士论文]. 长春:吉林大学.

张臣国. 2012. 小波分析在信号降噪中的应用研究[硕士论文]. 成都:电子科技大学.

张先承,毛立峰,杨逸,等. 2024. 基于 LSTM 的半航空瞬变电磁资料去噪方法研究. 物探化探计算技术,46(4):423-433,doi:10.3969/j.issn.1001-1749.2024.04.07.

张莹莹,李貅. 2017. 地空瞬变电磁法研究进展. 地球物理学进展,32(4):1735-1741,doi:10.6038/pg20170443.

张莹莹. 2021. 电性源瞬变电磁法综述. 物探与化探,45(4):809-823,doi:10.11720/wtyht.2021.1513.

钟建军,宋健,由长喜,等. 2014. 基于信噪比评价的阈值优选小波去噪法. 清华大学报(自然科学版),54(2):259-263,doi:10.16511/j.cnki.qhdxxb.2014.02.022.

朱通,杨文明,冯兵. 2019. Hilbert-Huang 变换在瞬变电磁去噪中的研究与应用. 地球物理学进展,34(6):2389-2397,doi:10.6038/pg2019CC0484.

朱卫平,刘诗华,朱宏伟,等. 2017. 常用地球物理方法勘探深度研究. 地球物理学进展,32(6):2608-2618,doi:10.6038/pg20170643.