

基于信号子空间增强和端点检测的大地电磁噪声压制*

李晋^{1)2)†} 汤井田²⁾ 王玲¹⁾ 肖晓²⁾ 张林成²⁾

1) (湖南师范大学物理与信息科学学院, 长沙 410081)

2) (中南大学有色金属成矿预测教育部重点实验室, 地球科学与信息物理学院, 长沙 410083)

(2013年8月27日收到; 2013年9月29日收到修改稿)

为了进一步保留大地电磁低频段的有用信息、提高矿集区复杂噪声环境下大地电磁测深深部探测能力, 在形态滤波的基础上结合信号子空间增强和端点检测做二次信噪分离处理. 首先, 针对形态滤波预提取的噪声轮廓运用信号子空间增强分离出信号子空间和噪声子空间. 然后, 将信号子空间和重构信号相结合并将噪声子空间置零. 最后, 借鉴端点检测做后处理, 以识别波形突变的起止点. 仿真结果表明, 卡尼亚电阻率曲线在低频段的数据质量得到了明显改善、视电阻率值相对稳定; 有效地补偿了形态滤波处理过程中损失的低频有用信号, 其结果更加真实地反映了测点本身所固有的大地电磁深部构造信息.

关键词: 大地电磁, 噪声压制, 信号子空间增强, 端点检测

PACS: 91.60.Pn, 91.25.Qi, 91.35.-x

DOI: 10.7498/aps.63.019101

1 引言

大地电磁测深法 (Magnetotelluric, MT) 自上世纪 50 年代初由苏联科学家 Tikhonov 和法国科学家 Cagniard 提出至今, 以野外施工简便、成本低廉、探测深度大、垂向分辨能力和水平分辨能力高等优点, 在探测地壳深部结构方面已得到广泛应用. 近年来, 随着数字信号处理技术和计算机技术的不断创新及突破, 大地电磁测深法的应用范围得到了飞速拓展, 已逐渐成为矿产资源勘查、地下水、地热资源勘探、油气普查、地震预报、岩石圈深部结构探测、固体矿产深部找矿、水文、海洋地质及环境地质调查等诸多领域中的一种重要手段, 并取得了许多丰硕成果^[1,2]. 大地电磁测深理论提出至今, 噪声问题一直困扰着广大大地电磁研究者, 如何消除大地电磁信号中的噪声干扰, 提高大地电磁测深数据质量是国内外长期瞩目并不断取得进展的研究课

题. 分析国内外相关文献可知, 尽管大地电磁法在压制非相关高斯噪声、获得无偏阻抗估计方面已取得很大进展, 但由于电磁噪声的复杂性, 以及随着人类社会、经济活动的加剧, 人文电磁噪声日趋严重, 目前的大地电磁去噪方法其去噪能力均存在一定的局限性.

基于 Fourier 变换分析大地电磁信号必须满足一定的前提条件, 比如假设大地电磁场是平面电磁波、地质模型是最小相位系统模型及大地电磁信号是高斯分布状态等要求. 互功率谱法虽然对不相关噪声具有一定的噪声抑制能力, 但电磁噪声是相关噪声, 一般都会同时影响各道的电磁信号^[3]. 远参考法在电磁勘探中具有较强的抗干扰能力, 但经远参考处理后, 在受到强干扰的地区误差棒在不同程度上会出现明显增大的现象, 且选择参考道的距离范围也是一个难点^[4]. Robust 法虽能有效弥补最小二乘法在阻抗估算上的缺陷, 但 Robust 法对输入端的噪声无能为力^[5]. 小波变换虽可用于压制

* 国家科技专项“深部探测技术与实验研究”(批准号: SinoProbe-03)、国家自然科学基金(批准号: 41104071)和湖南师范大学博士基金(批准号: 130617)资助的课题.

† 通讯作者. E-mail: geologylj@163.com

大地电磁局部相关噪声,但小波变换的有效性过分依赖于小波基函数的选取,难以根据复杂的干扰信号选择合适的小波函数^[6-8]. Hilbert-Huang变换虽然不需要选择基函数,且具有更强的时频刻画能力,但由于经验模态分解是自适应的,无法揭示每时段的频率特性和能量差异所具有的细微性变化,且该算法占用大量运算时间,不适合实测大地电磁信号处理^[9,10].

随着我国经济高速发展,资源储备急剧下降,现有能源和重要矿产资源对社会经济可持续发展的保证程度日渐下滑.为了满足我国经济高速发展对各种资源的需求,必须提高资源勘查水平、增大勘探深度,不断向地球深部索取资源.“深部探测技术与实验研究”专项(SinoProbe)的启动标志着我国地球科学在深部探测领域拉开序幕,并突破我国深层资源的找矿“瓶颈”、开辟“第二找矿空间”^[11]. 专项项目三“深部矿产资源立体探测及实验研究”(SinoProbe-03)需要在铜陵、庐枞、于都-赣县、安庆-景德镇等矿集区开展大地电磁探测工作^[12]. 这些地区人烟稠密、现代通讯设备发达、交通发达以及矿山的开采、冶炼及与其配套的重工业密集等因素形成的电磁噪声和人文噪声非常复杂,导致开展大地电磁测深工作与数据处理都相当困难,极大地影响了地下物性结构和电性分析的可解释性及采集数据本身的可靠性^[13]. 对矿集区大量实测数据的时间域波形进行分析可知,采集的大地电磁数据其电道和磁道均不同程度地受到了“大尺度”的类周期性突跳、波动等干扰,这些干扰与天然电磁场信号相比,具有振幅大、能量强、周期性明显等特征.从时间序列特征上可将该类干扰分为类方波噪声、类脉冲噪声、类三角波噪声、类阶跃噪声和类充放电模式噪声等^[14]. 分析包含该类异常波形测点的视电阻率-相位曲线可知,视电阻率曲线部分频段往往以近 45° 渐近线快速上升,视电阻率值由几十 $\Omega\cdot\text{m}$ 快速上升到几万 $\Omega\cdot\text{m}$ 、几十万 $\Omega\cdot\text{m}$ 甚至更高,对应的相位近似为0,在超低频段的视电阻率曲线则迅速下降.这些特征与CSAMT曲线的近区特性几乎一致,属于典型的近源效应.由于矿集区面临复杂的噪声干扰环境,噪声强烈、相关性强且覆盖的频率范围极宽,现有的在频率域的处理方法尚不能有效处理这类严重且复杂的噪声干扰.分析矿集区实测大地电磁场时间序列可知,虽然我们

以基本认定哪些不是正常的大地电磁信号.在一般情况下,当不存在外来噪声干扰时,大地电磁信号的视电阻率曲线随频率变化的斜率通常不超过 45° ,不应该出现诸如“尖峰”和梯度过大的“突变”.产生这种现象的根本原因是由于时间域序列中存在大量上述异常波形,导致本身就微弱的大地电磁信号完全被淹没,得到的结果并不能真实反映测点本身的地电特性.因此,我们另辟蹊径从时间域寻找突破口,将这些确定不符合大地电磁场特征的信号提取出来,并从原始信号中剔除,分离出基本“纯净的”大地电磁信号,再进行阻抗估算求解视电阻率和相位,从而压制及分离各种强噪声干扰对实测数据的影响.

数学形态学是基于积分几何、随机集合论等数学理论建立起来的一种非线性滤波技术^[15].通过选择合理的结构元素类型及尺寸,利用形态滤波可以有效地去除叠加在大地电磁有用信号上的大尺度噪声干扰和基线漂移^[16].因此,从时间域出发的形态滤波技术对大地电磁强干扰压制取得了明显的效果.但是,由于矿集区往往面临复杂的噪声环境,形态滤波在去除高频干扰时容易产生截断误差,分离出的噪声序列中仍然保留一些有用的大地电磁信号,特别是一些含深部构造信息的大尺度低频信号.这些信号的损失显然会影响到大地电磁信号的低频成分,降低大地电磁测深部勘探能力,导致不能精确反映地下电性结构^[17,18].由此可知,在运用数学形态滤波去噪的基础上非常有必要引入有效的数字信号处理技术对形态滤波提取的噪声轮廓或重构信号做二次信噪分离处理,以弥补被形态滤波误滤除的低频有用信号,从而获取高精度的大地电磁信号,信号子空间增强和端点检测技术为此提供了可能.这项工作的开展对矿集区电磁法探测结果的处理和解释具有重要意义,同时对探测地壳精细结构,寻找深部控矿构造具有非常重要的实际价值.

本文针对大地电磁信号的特点,在形态滤波的基础上结合信号子空间增强和端点检测对矿集区大地电磁强干扰做二次信噪分离处理.仿真结果表明,该方法能在形态滤波的基础上弥补被形态滤波滤除的能反映地电性质的大地电磁低频有用信号,结果能够更加真实地逼近复杂噪声环境下的大地电磁信号原始特征,低频段的大地电磁数据质量得到了明显改善.

2 信号子空间增强基本原理

子空间法由于其本身具有控制信号失真和残余噪声的平衡机理,最早被应用于语音信号增强领域.Ephraim和Van Trees首先提出白噪声条件下子空间语音增强算法,利用KL(Karhunen-Loeve Transform)变换对信号进行特征分解^[19].Gazor和Rezayee通过对噪声向量的协方差矩阵近似对角化,并将此算法推广到有色噪声情况^[20].Lev-Ari和Ephraim通过对语音向量和噪声向量的协方差矩阵的联合特征分解,提出一种基于子空间算法的最优估计^[21].Jabloun等又将声学感知模型引入到子空间语音增强中,利用掩蔽门限在特征域和频域的变换,对子空间降噪的信号进行噪声滤波处理^[22].该方法现已被逐渐推广到故障诊断、声学、地震资料等信号处理领域^[23,26].

信号子空间增强的基本原理是将带噪信号投影到两个子空间:信号子空间和完全正交的噪声子空间.本质上讲,信号子空间增强算法就是将噪声子空间全部置零,同时滤除信号子空间中所包含的噪声干扰.因此,跟信号子空间有关的是纯净信号及估计器引入的误差,噪声子空间仅是残余噪声.

以一维离散信号为例,数学描述如下.

假设 x 为纯净信号, n 为加性噪声,且两者互不相关,则带噪信号可以表示为

$$y = x + n, \quad (1)$$

式中, x , y 和 n 分别表示 K 维纯净信号、带噪信号和加性噪声向量.

设 $\hat{x} = H \cdot y$ 表示纯净信号 x 向量的线性估计, H 表示 $K \times K$ 阶线性估计矩阵,则该估计器的误差信号 ε 表示如下:

$$\varepsilon = \hat{x} - x = (H - I) \cdot x + H \cdot n = \varepsilon_x + \varepsilon_n, \quad (2)$$

式中, ε_x 和 ε_n 分别表示信号失真向量和残余噪声向量.

信号失真能量 $\overline{\varepsilon_x^2}$ 定义为

$$\overline{\varepsilon_x^2} = E[\varepsilon_x^T \varepsilon_x] = \text{tr}(E[\varepsilon_x \varepsilon_x^T]). \quad (3)$$

残余噪声能量 $\overline{\varepsilon_n^2}$ 定义为

$$\overline{\varepsilon_n^2} = E[\varepsilon_n^T \varepsilon_n] = \text{tr}(E[\varepsilon_n \varepsilon_n^T]). \quad (4)$$

当满足 $\frac{1}{K} \overline{\varepsilon_n^2} \leq \sigma^2$ 时,通过求解以下时域约束条件方程,就可以获得最优化的线性估计器:

$$\min_H \overline{\varepsilon_x^2}, \quad (5)$$

式中, σ^2 为正常数,即当 $\overline{\varepsilon_x^2}$ 最小且同时满足 $\overline{\varepsilon_n^2}$ 最小时,最优线性估计器为

$$H_{\text{opt}} = R_x (R_x + \mu R_n)^{-1}, \quad (6)$$

式中, μ 为拉格朗日乘子, R_x , R_n 分别表示纯净信号 x 和噪声 n 的协方差矩阵.

利用 R_x 进行特征分解

$$R_x = U \Lambda_x U^T. \quad (7)$$

H_{opt} 可以简化为

$$H_{\text{opt}} = U \Lambda_x (\Lambda_x + \mu U^T R_n U)^{-1} U^T, \quad (8)$$

式中, U 表示纯净信号协方差矩阵 R_x 的归一化特征向量矩阵.

Λ_x 表示由 R_x 的特征值组成的对角阵

$$\Lambda_x = \text{diag}(\lambda_x^1, \lambda_x^2, \dots, \lambda_x^K). \quad (9)$$

当噪声向量 n 为方差 σ_n 的加性白噪声时

$$R_n = \sigma_n I. \quad (10)$$

当噪声向量 n 为有色噪声时,往往用对角矩阵 Λ_n 来近似矩阵 $U^T R_n U$:

$$\begin{aligned} \Lambda_n &= \text{diag}\left(E\left(|u_1^T n|^2\right), E\left(|u_2^T n|^2\right), \dots, E\left(|u_K^T n|^2\right)\right) \\ &= \text{diag}(\lambda_n^1, \lambda_n^2, \dots, \lambda_n^K) \approx U^T R_n U, \end{aligned} \quad (11)$$

式中, U_k 表示 R_x 的第 k 个特征向量, λ_n^k 表示第 k 个特征向量的噪声方差, Λ_n 表示 R_n 的特征值组成的对角阵.

采用以上逼近方法可获得如下估计器:

$$H_{\text{opt}} = U \Lambda_x (\Lambda_x + \mu \Lambda_n)^{-1} U^T. \quad (12)$$

通过对噪声向量 n 的协方差矩阵 R_n 进行对角化近似,推广到有色噪声中, G 定义为

$$G = \Lambda_x (\Lambda_x + \mu \Lambda_n)^{-1}. \quad (13)$$

由于 Λ_x 和 Λ_n 都为对角矩阵,则

$$G = \text{diag}(g_1, g_2, \dots, g_K). \quad (14)$$

G 的第 k 个对角元素 g_k 可以表示为

$$g_k = \begin{cases} \frac{\lambda_x^k}{\lambda_x^k + \mu \lambda_n^k}, & k = 0, 1, \dots, M, \\ 0, & k = M + 1, \dots, K, \end{cases} \quad (15)$$

式中, λ_x^k 是按降序排列的,表示对角阵 Λ_x 的第 k 个对角元素, M 表示纯净信号 x 向量的协方差矩阵 R_x 的秩.

最后, 利用公式 $\hat{x} = H_{\text{opt}} \cdot y$ 则可得到纯净信号的估计. 信号子空间增强即将含噪信号通过一线性估计投影到信号子空间, 从而得到原始信号的较好估计.

根据信号子空间增强的基本原理, 将该算法应用到MT信噪分离中的具体步骤如下:

步骤1 将形态滤波预提取的大尺度噪声轮廓作为研究对象进行分段处理, 每段称为一帧, 构造协方差矩阵;

步骤2 对协方差矩阵进行特征值分解;

步骤3 假设叠加在大尺度噪声轮廓上微弱的MT信号与大尺度噪声轮廓不相关, 根据特征值的大小设置阈值等相关参数来判断两者对信号能量的贡献程度;

步骤4 将小特征值(或零特征值)所对应的特征向量置零, 即将噪声子空间置零;

步骤5 重构当前帧的协方差矩阵, 降维恢复获得仅包含信号子空间的增强信号;

步骤6 将各帧经上述算法处理后的信号合并, 获得更为光滑、连续的大尺度强噪声干扰轮廓曲线.

上述研究方法是一种“逆向”研究思路, 即通过从实测大地电磁场波形中获取明显不是天然大地电磁场信号的大尺度强干扰轮廓特征, 二者相减, 达到压制干扰的目的.

3 实测资料应用

由于在矿集区开展大地电磁测深面临复杂的噪声干扰环境, 众多噪声源产生的能量幅值远高于平面电磁波, 导致采集的大地电磁时间域波形中存在大量能量强、频带宽的大尺度强噪声干扰. 因此, 在矿集区采集的大地电磁测深数据中既包含有真实的地下电性结构信息, 又包含各种噪声干扰和场源变化信息, 几乎完全淹没正常的大地电磁有用信号, 造成大地电磁测深数据信噪比极低且全频段都受到污染.

图1所示为矿集区某测点的大地电磁原始数据中一段时间域电磁场片段.

对该段时间序列进行分析可知, 电道 E_x 中出现大尺度漂移型阶跃噪声, 且幅值为正常大地电磁有用信号的几个数量级, 有用的大地电磁信号几乎被完全湮没; E_y 中包含类方波、类脉冲等多种强干扰类型. 磁道 H_x, H_y 中则包含大量类脉冲噪声, 并伴随各种类周期噪声等干扰类型.

为了验证本文方法的实用性, 选取长江中下游的庐枞矿集区、安庆-景德镇等地包含复杂强干扰类型的实测点数据进行仿真实验, 并与形态滤波方法进行分析对比. 鉴于大地电磁信号的数据量庞大、噪声类型极其复杂, 文中仅选用具有典型强噪声干扰特征的电场分量 E_y 和磁场分量 H_x 进行讨论.

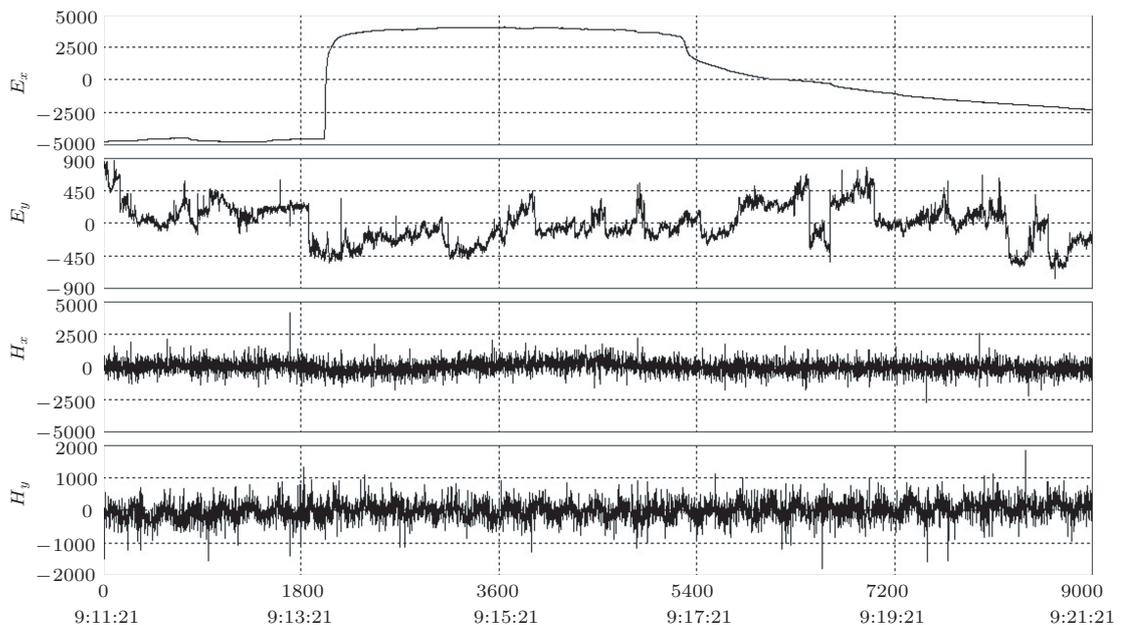


图1 原始数据时间域电磁场片段

3.1 时间域滤波效果对比

图2所示为实测电道 E_y 信号中含大尺度类方波干扰的MT信号经形态滤波和本文所提方法的去噪效果图.

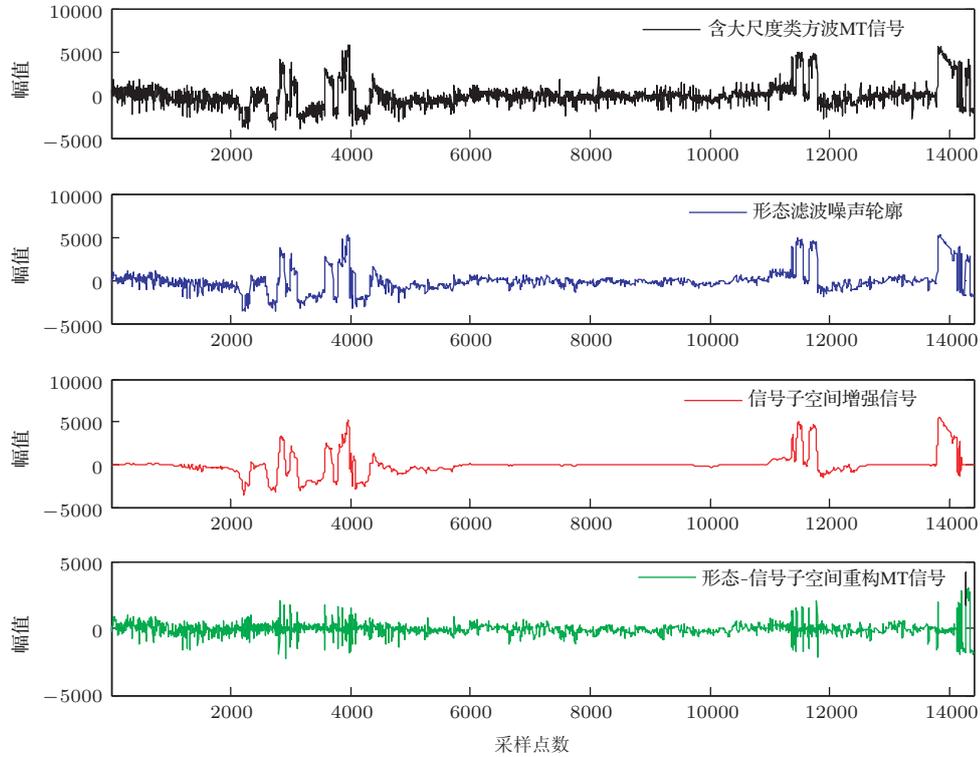


图2 E_y 道时间域滤波效果对比图

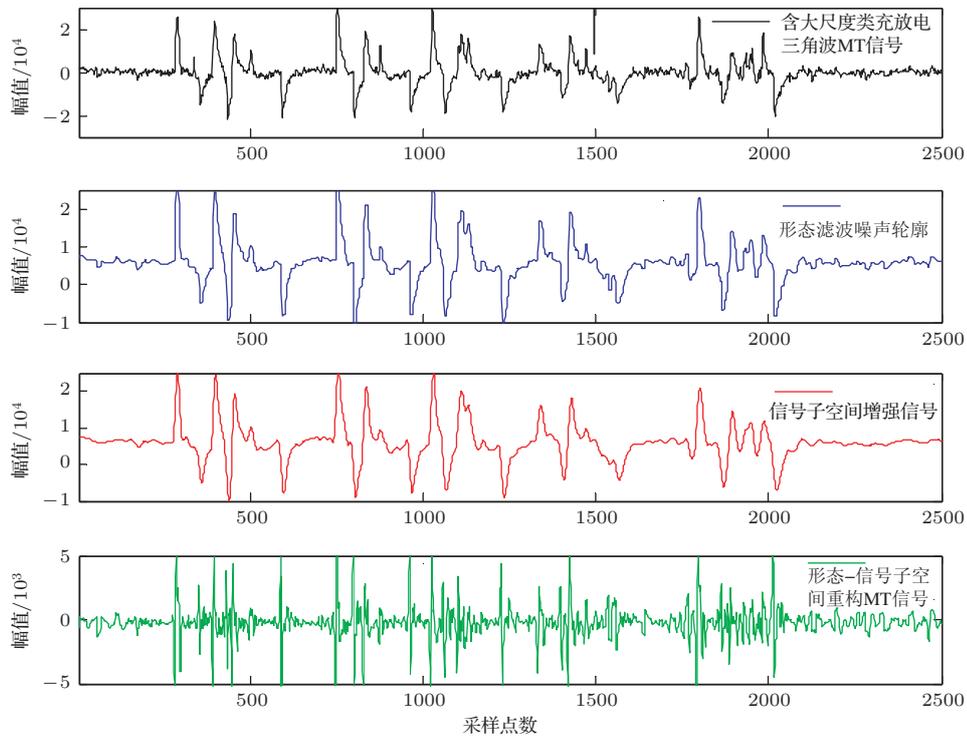


图3 H_x 道时间域滤波效果对比图

图3所示为实测磁道 H_x 信号中含大尺度类充放电三角波干扰的MT信号经两种方法滤波处理的仿真效果图. 文中所提及的形态滤波技术均采用文献[16]中所描述的组合广义形态滤波进行去噪处理.

从图2和图3可知,形态滤波提取的噪声轮廓中包含许多毛刺成分,这些成分随着强干扰轮廓的提取,往往导致仅采用形态滤波处理后得到的重构信号中会直接丢失这部分有用信息.为了保留这些有用的细节成分,获取更光滑的噪声轮廓曲线,在形态滤波提取的噪声轮廓基础上运用信号子空间增强处理.分析图2和图3可知,经信号子空间增强处理后,获得的噪声轮廓曲线更加清晰、平滑,形态-信号子空间增强的重构大地电磁信号中包含了更多有用的细节信息.

以上分析可知,在形态滤波提取出的噪声轮廓基础上,进一步做信号子空间增强可以将噪声轮廓中缓慢变化的低频有用信息分离出来,曲线的轮廓特征更加清晰、平滑.文中接下来借鉴端点检测技术对信号子空间增强提取的噪声轮廓进行波形识别,目的是从时间域波形的突变角度来辨别大尺度强噪声干扰的起止点,以便更好地保留这些有用的低频缓变化信号.

3.2 端点检测

目前,端点检测主要应用在语音信号处理中,通常是指在复杂的背景噪声环境下,选择抗噪性能较好的特征参数来分辨语音信号和非语音信号,确定语音的起始点和终止点,为噪声环境下的语

音识别、语音编码提供有力的支持及改善语音质量^[27,28].语音信号和大地电磁信号都是一维的非线性、非平稳信号,从波形识别的角度出发将语音信号中的端点检测技术借鉴到大地电磁信号处理中,用来辨别大地电磁信号与强噪声干扰的边界在一定程度上是可行的,可以为提高大地电磁数据质量提供帮助.

分析大地电磁强噪声干扰的时间域波形可知,强干扰的幅值往往是正常有用信号的几个数量级.因此,从幅值上分析能量特征是大地电磁有用信号和强噪声干扰最主要的区别之一.以采样率为24 Hz的电道和磁道信号为例,通过设置两个门限值来判断强噪声干扰轮廓中大尺度波形的起止时刻,即原始信号中强噪声干扰出现的起止时间段,从而达到信噪识别的目的.首先,将时间序列分成若干帧,每帧大约10 min,帧与帧之间不重叠,求取每帧信号的标准差特征;接着,设置初始门限值,判断该帧是否包含强噪声干扰.若该帧的标准差低于初始门限值,则保留不处理,该帧默认为是缓变化信息.同时遵循电道和磁道相关性的原则,即当某一时间段 E_x 分量的标准差低于初始门限值时,相同时刻所对应的 H_y 分量的时间段也保留不处理,反之亦然;然后,针对高于初始门限值的帧信号进行端点检测.计算该帧中每个采样点信号的归一化能

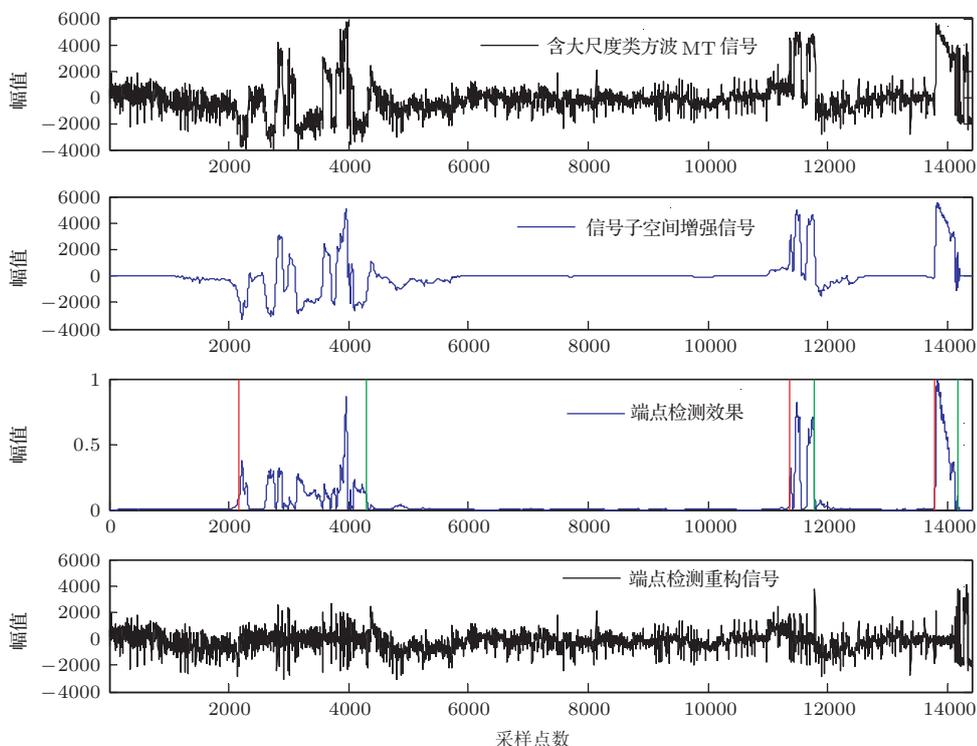


图4 E_y 分量信号子空间增强端点检测效果图

量幅值, 通过设置高阶门限值判断该帧的能量特征曲线中强噪声干扰的起始点和终止点; 最后, 将端点检测获取的起止时间段所对应的重构信号替代同一时间段的原始信号, 从而剔除原始信号中的大尺度强噪声干扰, 并同时保留含大尺度低频信息的

大地电磁有用信号。

图4和图5分别所示为电道 E_y 分量和磁道 H_x 分量采用上述方法进行端点检测的仿真效果图. 图中, 红线和绿线均为端点检测程序自动定义的起止点. 其中, 红线代表起点, 绿线代表终点.

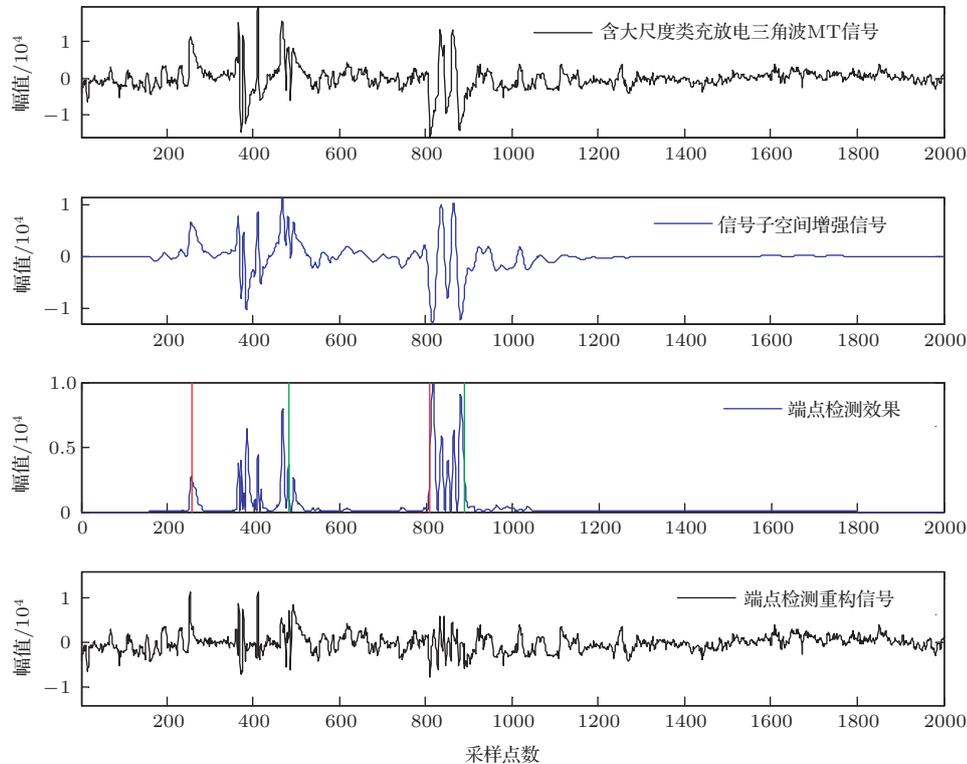


图5 H_x 分量信号子空间增强端点检测效果图

分析图4和图5可知, 经端点检测后处理, 可以有效识别大尺度强噪声干扰的起始点和终止点, 重构信号中含低频缓变化信息的有用信号得到了更好地保留。

3.3 实测点分析

图6所示为矿集区某测点原始数据、形态滤波和本文所提方法的卡尼亚电阻率-相位曲线对比图。

图6中所对应的卡尼亚电阻率-相位曲线均已经过功率谱筛选且置于同一坐标空间中. 从图6(a)可知, 原始数据视电阻率曲线的整体形态连续性较差. 在大于1 Hz时, yx 方向和 xy 方向视电阻率曲线的形态较为平稳, 且变化趋势一致. 在1—0.1 Hz时, 视电阻率曲线呈 45° 左右渐近线快速上升, 在0.1 Hz左右时, 视电阻率值超过 $100000 \Omega \cdot m$, 表现为典型的近源效应. 在0.1—0.001 Hz时, yx 方向和 xy 方向的视电阻率曲线出现明显分岔和不同程度的突跳畸变, 低频段的误差棒增大. 相位曲线在

大于1 Hz时, 曲线形态较为光滑、平稳. 在1 Hz以下的频段, 相位曲线表现为不连续、跳变剧烈, 且误差棒增大, 有些频点的相位几乎接近 0° 和 180° . 由于该测区周围主要为矿山, 且人烟稠密、重工业密集, 导致测点受到严重的低频噪声干扰. 结合该测点时间域中出现的“大尺度”异常波形, 我们可以得出结论: 由该测点的原始数据获取的卡尼亚电阻率-相位曲线已不能客观反映该测点本身所固有的地下介质电性结构。

分析图6(b)可知, 经形态滤波处理后, 视电阻率曲线的整体形态光滑、平稳, 连续性大为提高. 在1—0.1 Hz处, 曲线呈近 45° 上升的近源趋势已完全消除. 在1 Hz以下频段的视电阻率值相对稳定, yx 方向和 xy 方向的分岔现象消失, 且变化趋势一致. 整个低频段的误差棒明显减小, 突跳频点得到了有效恢复. 相位曲线在大于0.1 Hz时, 曲线连续、光滑. 与原始数据相比, 在0.1 Hz以下频段的相位曲线其连续程度也有所改善, 且误差棒有所减小. 然

而,原始数据仅通过形态滤波处理后得到的低频段数据质量仍不够理想.从图6(b)可知,视电阻率曲线在低频段一直呈下降趋势,相位曲线在低频段也不够连续、出现交叉现象,且低频段的误差棒仍然存在.这些现象主要是由于形态滤波在剔除“大尺度”强干扰的同时,也把其中一些有用的低频信号进行了滤除.

对比分析图6(c)可知,经信号子空间增强和端点检测进一步处理后,视电阻率曲线的整体形态更加平稳.与形态滤波处理效果相比,在1—0.001 Hz 低频段,视电阻率曲线的下降趋势得到了明显改善. xy 方向的视电阻率曲线在低频段出现较好

地抬升,视电阻率值相对稳定, yx 方向的视电阻率曲线在低频段的下降趋势也得到了较好地缓解,低频段的整体数据质量得到了明显改善.

以上仿真结果表明:基于信号子空间增强和端点检测的噪声压制方法在去除典型大尺度强干扰的同时,低频有用信号也得到了较好地保留;卡尼亚电阻率曲线的整体形态更加光滑、平稳,低频段的下降趋势得到了明显缓解.因此,该方法可以用来弥补形态滤波处理过程中损失的低频有用信号,得到的结果更加真实地反映了矿集区含复杂噪声干扰类型测点本身所固有的含深部构造信息的大尺度低频成分.

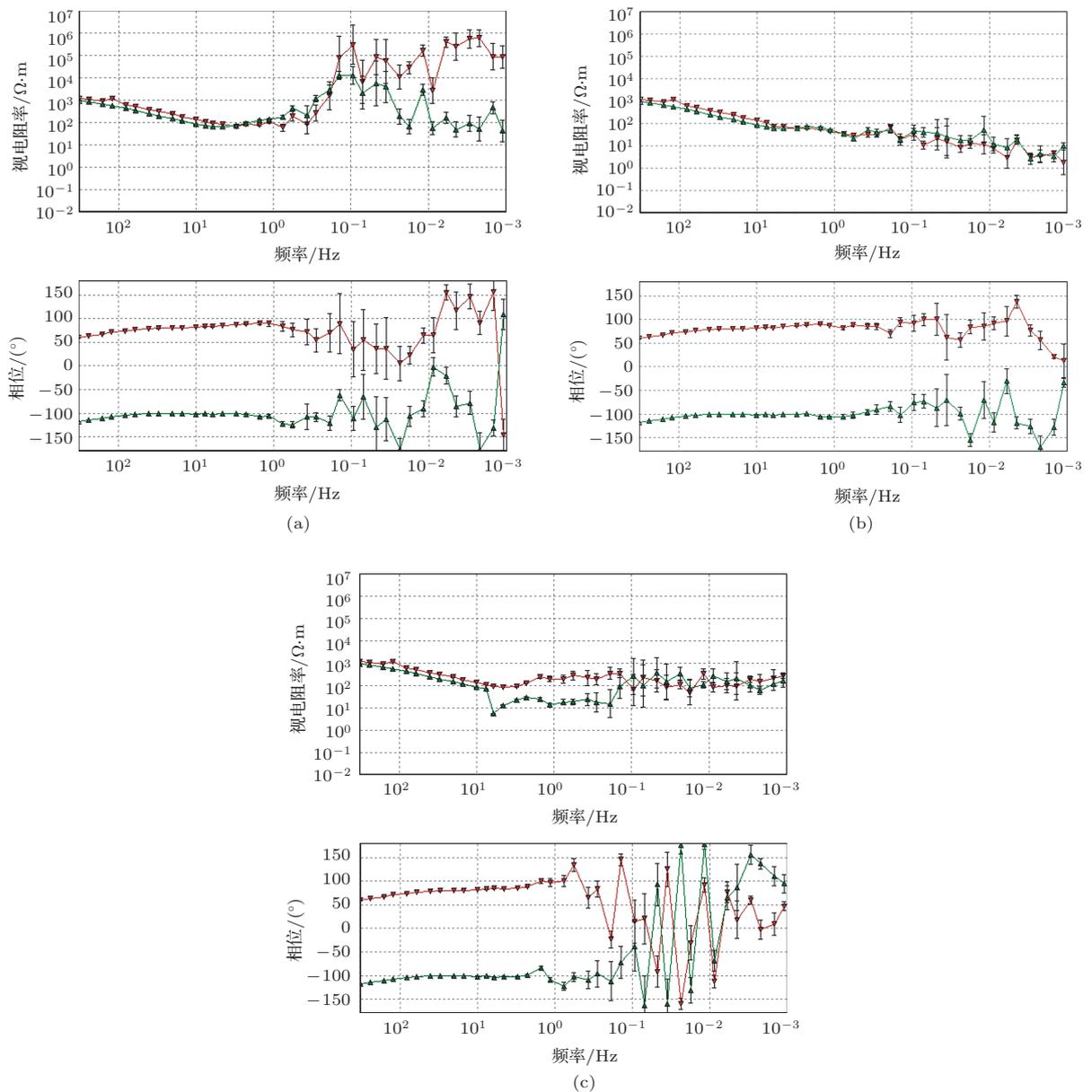


图6 卡尼亚电阻率-相位曲线对比图 (a) 原始数据; (b) 形态滤波; (c) 本文所提方法

4 结 论

针对数学形态滤波在压制大地电磁噪声干扰的同时,常损失低频段的有用信息,本文在形态滤波预处理的基础上,将信号子空间增强和端点检测应用于矿集区大地电磁噪声压制,研究了基于信号子空间增强和端点检测的大地电磁噪声压制方法.通过实验仿真和算法性能分析,结果表明基于信号子空间增强和端点检测的大地电磁噪声压制方法能有效保留更多的低频缓变化信息及细节成分,并能有效识别大地电磁强干扰突变波形的起止点,为进一步补偿形态滤波处理过程中损失的低频有用信息提供了技术支持;卡尼亚电阻率曲线在低频段的数据质量得到了明显改善,视电阻率值相对稳定,所得结果更加真实地反映了复杂噪声环境下测点本身所固有的深部构造信息.本文所提方法对在矿集区提升大地电磁测深深部勘探能力及后续的电磁法反演解释具有非常重要的理论意义与实际应用价值.

参考文献

- [1] Huo G P, Hu X Y, Fang H, Huang Y F 2012 *Acta Phys. Sin.* **61** 129101 (in Chinese)[霍光谱, 胡祥云, 方慧, 黄一凡 2012 物理学报 **61** 129101]
- [2] Hong D C, Yang S D 2011 *Acta Phys. Sin.* **60** 109101 (in Chinese)[洪德成, 杨善德 2011 物理学报 **60** 109101]
- [3] Gamble T M, Goubau W M, Clarke J 1978 *Geophysics* **43** 1157
- [4] Gamble T M, Goubau W M, Clarke J 1979 *Geophysics* **44** 53
- [5] Sutamo D, Vozoff K 1991 *Geophysics* **56** 1999
- [6] Song S G, Tang J T, He J S 1995 *Chinese J. Geophys.* **38** 120 (in Chinese)[宋守根, 汤井田, 何继善 1995 地球物理学报 **38** 120]
- [7] Kong Q, Shi Q F, Yu G Z, Zhang M 2012 *Chin. Phys. Lett.* **29** 024208
- [8] Dai Y, Zhang J X 2011 *Acta Phys. Sin.* **60** 110516 (in Chinese)[代煜, 张建勋 2011 物理学报 **60** 110516]
- [9] Tang J T, Hua X R, Cao Z M, Ren Z Y, Duan S L 2008 *Chinese J. Geophys.* **51** 603 (in Chinese)[汤井田, 化希瑞, 曹哲民, 任政勇, 段圣龙 2008 地球物理学报 **51** 603]
- [10] Cai J H, Tang J T 2009 *Exploration Geophysics* **40** 197
- [11] Dong S W, Li T D, Chen X H, Wei W B, Gao R, Lu Q T, Yang J S, Wang X Q, Chen Q C, Shi Y L, Huang D N, Zhou Q 2012 *Chinese J. Geophys.* **55** 3884 (in Chinese)[董树文, 李廷栋, 陈宣华, 魏文博, 高锐, 吕庆田, 杨经绥, 王学求, 陈群策, 石耀霖, 黄大年, 周琦 2012 地球物理学报 **55** 3884]
- [12] Lu Q T, Shi D N, Tang J T, Wu M A, Chang Y F, SinoProbe-03-CJ Team 2011 *Acta Geoscientica Sinica* **32** 257 (in Chinese)[吕庆田, 史大年, 汤井田, 吴明安, 常印佛, SinoProbe-03-CJ 项目组 2011 地球学报 **32** 257]
- [13] Wang S M, Wang J Y 2004 *Progress in Geophysics* **19** 216 (in Chinese)[王书明, 王家映 2004 地球物理学进展 **19** 216]
- [14] Tang J T, Xu Z M, Xiao X, Li J 2012 *Chinese J. Geophys.* **55** 4147 (in Chinese)[汤井田, 徐志敏, 肖晓, 李晋 2012 地球物理学报 **55** 4147]
- [15] Wang Y, Zhai H C, Mu G G 2005 *Acta Phys. Sin.* **54** 1965 (in Chinese)[王熠, 翟宏琛, 母国光 2005 物理学报 **54** 1965]
- [16] Tang J T, Li J, Xiao X, Zhang L C, Lu Q T 2012 *Chinese J. Geophys.* **55** 1784 (in Chinese)[汤井田, 李晋, 肖晓, 张林成, 吕庆田 2012 地球物理学报 **55** 1784]
- [17] Tang J T, Li J, Xiao X, Xu Z M, Li H, Zhang C 2012 *Journal of Central South University (Science and Technology)* **43** 2215 (in Chinese)[汤井田, 李晋, 肖晓, 徐志敏, 李灏, 张弛 2012 中南大学学报(自然科学版) **43** 2215]
- [18] Li J, Tang J T, Xiao X 2011 *Noise and Vibration Worldwide* **42** 65
- [19] Ephraim Y, Van Trees H L 1995 *IEEE Trans on Speech and Audio Processing* **3** 251
- [20] Gazor S, Rezaee A 2001 *IEEE Trans on Speech and Audio Processing* **9** 95
- [21] Lev-Ari H, Ephraim Y 2003 *IEEE Signal Processing Lett* **10** 104
- [22] Jabloun F, Champagne B 2003 *IEEE Trans on Speech and Audio Processing* **11** 700
- [23] Fang F, Yang S Y, Hou X G 2007 *Proceeding of the C-SEE* **27** 72 (in Chinese)[方芳, 杨士元, 侯新国 2007 中国机电工程学报 **27** 72]
- [24] Duan R, Yang K D, Ma Y L, Lei B 2012 *Chin. Phys. B* **21** 124301
- [25] Lu W K, Ding W L, Zhang S W, Xiao H Q, Zhao M H 2005 *Chinese J. Geophys.* **48** 896 (in Chinese)[陆文凯, 丁文龙, 张善文, 肖焕钦, 赵铭海 2005 地球物理学报 **48** 896]
- [26] Li H W, Zhou Y L, Liu X, Sun B 2012 *Acta Phys. Sin.* **61** 030508 (in Chinese)[李洪伟, 周云龙, 刘旭, 孙斌 2012 物理学报 **61** 030508]
- [27] Yan R Q, Zhu Y S 2007 *Journal on Communications* **28** 35 (in Chinese)[闫润强, 朱贻盛 2007 通信学报 **28** 35]
- [28] Evangelopoulos G, Maragos P 2006 *IEEE Trans on Audio, Speech, and Language Processing* **14** 2024

Noise suppression for magnetotelluric sounding data based on signal subspace enhancement and endpoint detection*

Li Jin^{1)2)†} Tang Jing-Tian²⁾ Wang Ling¹⁾ Xiao Xiao²⁾ Zhang Lin-Cheng²⁾

1) (*Institute of Physics and Information Science, Hunan Normal University, Changsha 410081, China*)

2) (*Key Laboratory of Metallogenic Prediction of Nonferrous Metals, Ministry of Education, School of Geosciences and Info-Physics, Central South University, Changsha 410083, China*)

(Received 27 August 2013; revised manuscript received 29 September 2013)

Abstract

To retain useful information of magnetotelluric low frequency band and improve the capacity of magnetotelluric deep detection in ore concentration area with complex noises, the combined signal subspace enhancement with endpoint detection is proposed based on morphology filtering to secondary signal-to-noise separation processing. Firstly, aimed at noise contour extracted by morphology filtering, we use signal subspace enhancement to separate signal subspace and noise subspace for pretreatment. Secondly, the signal subspace is combined with reconstructed signal and the noise subspace is set to zero. Finally, endpoint detection for post-processing is carried out in order to identify the start and end points of the waveform mutation. Simulated results show that Cagniard resistivity curve in the low frequency band has been improved obviously, and the apparent resistivity value is relatively stable. The proposed method is better to offset the loss of low frequency useful information in the process of the morphological filtering, and the results can even more truly reflect the inherent deep structural information of low frequency components for the measured point itself.

Keywords: magnetotelluric sounding data, noise suppression, signal subspace enhancement, endpoint detection

PACS: 91.60.Pn, 91.25.Qi, 91.35.-x

DOI: [10.7498/aps.63.019101](https://doi.org/10.7498/aps.63.019101)

* Project supported by the SinoProbe-03, the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 41104071), and the Doctoral Foundation of Hunan Normal University, China (Grant No. 130617).

† Corresponding author. E-mail: geologylj@163.com