

## 摘要

大地电磁测深法中含噪信号会引起阻抗估算的偏差,影响了对大地结构和电性分布解释的精确性和可靠性。因此,如何有效的压制各种电磁噪声,提高大地电磁测深数据的信噪比,从而获得稳定的阻抗估算,是大地电磁测深资料采集和处理的核心问题之一。

论文分别将 LMS 算法和 RLS 算法的自适应滤波器应用于大地电磁信号去噪处理。主要开展了两种算法的仿真研究和压制大地电磁信号中的工频电干扰和振动干扰的研究。

仿真研究了 LMS 算法的参数选取和对工频干扰及振动干扰压制的效果,仿真结果表明步长因子比滤波器的阶数对 LMS 滤波器的性能影响更大,还表明对工频干扰和振动干扰的压制有较好的效果。

仿真研究了 RLS 滤波器压制噪声干扰的效果,提出了构建信号的方法用于工频及谐波干扰的压制。结果表明(1)只要参考通道和主通道中待分离信号具有相关性,就可获得良好滤波效果;(2)可以通过构建信号的方法压制信号中任意波形的周期性干扰。

针对自适应滤波器系数自适应调整过程中给实测信号引入的噪声,提出了信号截取扩展的方法。

将 LMS 算法的自适应滤波器应用于大地电磁实测信号,验证了基于窄带滤波原理的 LMS 滤波器能有效的压制工频干扰和矫正基线漂移。

RLS 算法的自适应滤波器对实测 MT 信号的处理表明在有效压制工频干扰的同时,对其它频率成份的信号影响甚小。针对泥河铁矿 AMT 数据进行测点分析表明对工频及其谐波干扰压制后,使 TM 模式和 TE 模式的视电阻率曲线在低频段整体升高和降低,相位曲线变得合理、圆滑。进行测线分析,经 RLS 滤波后反演的电性剖面验证了方法的有效性。研究还表明,要合理选取要压制的工频干扰及其谐波的次数,尽量减小在压制过程中对有用信号的损失。

**关键词:** 大地电磁法, 自适应滤波, 最小均方算法 (LMS), 递归最小二乘算法 (RLS), 去噪

## ABSTRACT

Magnetotelluric (MT) method which was a method for studying the electrical characteristics and its relative distribution has been widely used in geophysical prospecting. During the data acquisition in MT prospecting; the affection of the noise could be avoided due to which impedance estimation would suffer from a deviation. The reliability and accuracy for interpreting the earth structure and the electrical distribution would be greatly influenced. Therefore, how to suppress the various electromagnetic noises to increase the Signal-to-noise Ratio (SNR) for obtaining the reliable impedance estimation in MT surveying has become an essential target of the data acquisition and processing for MT signal.

In this paper, Adaptive filtering theory was applied to MT signal de-noising processing. The main research was focused on the adaptive filter algorithm and suppressing power line interference and vibration disturbance in the acquisition of MT signal. And the main content in this paper was organized as follows:

First, MT method and characteristics of natural electromagnetic field signal was introduced. Second, the noises which commonly appeared in MT sounding and their impact on the impedance estimation were summarized. Third, a systematical review about the basic principles of adaptive filter theory and typical applications was made. Much attention was focused on the LMS algorithm and RLS algorithm and their performances. Fourth, Simulation for the LMS algorithm and RLS algorithm to select the parameters and analyzing the characteristics of the corresponding adaptive filter was implemented. Finally, both of the two algorithms applied in MT signals were carried out. The results have validated the application of adaptive filter theory in MT signal de-noising processing.

**KEY WORDS:** MT method, adaptive filtering, least mean square algorithm (LMS), recursive least squares algorithm (RLS), de-noising

## 原创性声明

本人声明，所呈交的学位论文是本人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。尽我所知，除了论文中特别加以标注和致谢的地方外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得中南大学或其他单位的学位或证书而使用过的材料。与我共同工作的同志对本研究所作的贡献均已在论文中作了明确的说明。

作者签名：余彬林 日期：2009年5月26日

## 学位论文授权使用授权书

本人了解中南大学有关保留、使用学位论文的规定，即：学校有权保留学位论文并根据国家或湖南省有关部门规定送交学位论文，允许学位论文被查阅和借阅；学校可以公布学位论文的全部或部分内容，可以采用复印、缩印或其它手段保存学位论文。同时授权中国科学技术信息研究所将本学位论文收录到《中国学位论文全文数据库》，并通过网络向社会公众提供信息服务。

作者签名：余彬林 导师签名：江雁田 日期：2009年5月26日

# 第一章 绪论

大地电磁测深法 (Magnetotelluric, MT) 是在地面上观测具有区域性乃至全球性分布特征的天然交变电磁场来研究地下岩层的电学性质及其分布特征的一种地球物理勘探方法<sup>[1][3]</sup>。它假设天然电磁场以平面波形式垂直入射均匀各向同性层状大地表面, 在地表观测相互正交的电场和磁场切向分量, 计算波阻抗电阻率, 进而研究大地电性分布<sup>[4]</sup>。由于具有工作效率高、成本低廉、勘探深度范围大、垂向分辨能力好、水平方向分辨能力高、地形影响小、高阻层的屏蔽作用小等特点<sup>[5]</sup>, 很快在地壳地幔电性结构、油气资源勘查、固体矿产深部找矿、地下水 and 地热资源寻找、地震预报等方面得到广泛应用。结合国家海洋发展战略, 大地电磁法在海洋地球物理勘探方面得到了更多的应用。本章就大地电磁测深法的研究现状及在大地电磁信号去噪处理方面的研究进展进行系统综述。

## 1.1 大地电磁测深法的研究现状

### 1.1.1 大地电磁测深法的发展历程

上世纪 50 年代初期, 前苏联吉洪诺夫<sup>[6]</sup> (A. N. Tikhonov, 1950) 和法国学者卡尼亚<sup>[7]</sup> (L. Cagniard, 1953) 奠定了大地电磁测深法的基础。大地电磁测深法利用能量很大的天然电磁场作为场源, 可以穿过巨厚的岩石圈, 能为研究深度在几十公里甚至上百公里的地壳与上地幔提供相关构造信息。在不需要大功率供电情况下还能具有很大探测深度, 引起了地球物理学工作者的广泛兴趣。然而, 在整个五十年代, 并未取得理想中的成就。原因在于: 一方面以平面电磁波场中水平均匀层状介质模型为基础的大地电磁测深理论缺陷很多。而野外观测采用的是标量方法, 仅观测  $E_x$  和  $H_y$ , 由于没有考虑非一维构造条件下场源极化的影响, 因而在相同频率上计算出来的视电阻率及相位资料往往相当分散, 实测结果还与布极方位相关, 不同的布极方位测到的数据曲线有很大的差异。因而它所讨论的标量阻抗对真实介质而言是不稳定的, 随观测坐标和观测时间的变化而变化, 不能反映实际存在的复杂的地质构造。另一方面, 由于这种天然的瞬变电磁场幅值很小, 特别是磁场振幅在 1Hz 附近更是低于  $10^{-3}$  nT, 在当时的技术条件下, 即使在一般的干扰背景上也很难记录和提取如此微弱的信号<sup>[1][2]</sup>。

在六十年代, 坎特韦尔 (Jr. T. Cantwell, 1960) 提出考虑多维介质的张量阻抗估算方法。Morrison (1968), Sims<sup>[8]</sup> (1970) 等研究了张量阻抗的性质、分析方法和计算过程。大地电磁测深法的野外数据采集中开始在每一测点进行了五分量的观测, 即  $E_x$ 、 $E_y$ 、 $H_x$ 、 $H_y$  和  $H_z$ 。通过阻抗张量的旋转, 可求得不同方



位上的阻抗值,特别是可获得电性主轴上的视电阻率和相位资料,对资料的分析与解释提供了便利,张量阻抗理论的提出和完善使大地电磁测深法的观测系统趋向完善<sup>[3][13]</sup>。

到了七十年代,为研究地表以下较浅处的电性变化,提出音频大地电磁法(Audio-frequency Magnetotellurics, AMT)。针对天然场源信号的微弱特征,加拿大 Goldstein 和 Strangway (1971) 提出了可控源大地电磁法(Controlled Source Audio-frequency Magnetotellurics, CSAMT)。

F. x. Bostick<sup>[9]</sup> (1986) 发明了以 Born 近似为基础的电磁阵列剖面法(Electromagnetic Array Profiling, EMAP), EMAP 方法采用阵列式排列,电场测量电极首尾相连进行剖面测量,增加了空间采样密度,扩大了信息量,在时间域采用相邻多道迭加的办法抑制表层电性不均匀的静位移干扰和随机干扰,明显突出有用信号。EMAP 法不仅提高了横向分辨率,更重要的是获得了电性剖面的连续变化情况,有利于识别和消除静态干扰<sup>[10]</sup>。

在大地电磁法数据处理方面主要开展了静态效应的校正、正演和反演方法计算、去噪处理、阻抗的估算方法等研究。

大地电磁测量的仪器设备研制也在几十年内取得了长足的发展,到目前典型的仪器主要有:加拿大的 Phoenix 公司的 V5-2000、V8 陈列式大地电磁系统;美国 Zonge 工程与研究组织相继推出的 GDP-16、GDP-32 多功能电磁系统;美国以研制大地电磁仪而闻名的 Electromagnetic Instruments (EMI) 公司和以制造高分辨率地震仪著名的 Geometrics 公司联合研制的 EH-4 系统(连续电导率成像系统);德国的 Metronix 研制的 GMS-07 综合电磁仪等<sup>[12]</sup>。

大地电磁法自上世纪 60 年代引入中国以来,经历了引进、探索研究、实验推广到广泛应用的过程。随着大地电磁测深法理论研究的不断深入和完善,在应用效果方面也得到了明显改善。随着电子、计算机、信号处理技术等各方面的每一次突破进展,都必将带来大地电磁测深法在仪器研制、数据采集与处理、正反演研究与解释等方面的进步。

### 1.1.2 大地电磁信号去噪处理研究的进展

由于天然电磁场信号强度弱、频带宽,在外业观测数据的过程中不可避免的会受到各种各样噪声的污染。影响大地电磁观测的噪声依据起因不同可分为随机噪声、场源噪声、地质噪声和人文噪声等。复杂多样的噪声影响往往使观测的重复性变差、阻抗的估算分散,不能客观地反映地下电性分布的情况,甚至可能会得出错误的结果。鉴于此,国内外学者对如何提高大地电磁信号的信噪比进行了充分研究,提出了许多方法,提高了阻抗估算的可靠性和稳定性。

在抑制大地电磁噪声方面,主要开展了诸如远参考法, Robust 法, 小波分析法, 高阶统计量法, 希尔伯特-黄变换法等去噪方法的研究<sup>[15]</sup>。

远参考法<sup>[14]</sup> (Gamble, 1979) 将远参考点与实测点的资料进行相关处理, 利用远参考点与测点之间的噪声的不相关特征压制人文噪声对 MT 资料的影响。自上世纪八十年代以来, 国内学者对远参考法的引入探索和应用推广进行了相关研究, 如: 田绍耕 (1983)<sup>[16]</sup>介绍了远参考法的特点; 熊识仲<sup>[17]</sup> (1990) 对一般的大地电磁测深和利用远参考道大地电磁测深的效果进行了比较, 认为利用远参考的大地电磁数据在分辨率、探测深度、电性分层方面都能取得更好效果; 杨生和鲍光淑等<sup>[18]</sup> (2002) 从信号检测的角度对方法原理进行了阐述, 讨论了远参考法在压制各种干扰方面发挥的作用, 等等。随着卫星同步技术的应用, 远参考点与测点之间不需要用电缆相连来进行时间的同步, 使得远参考法很容易实现。陈清礼和胡文宝<sup>[20]</sup> (2002) 等在远参考点与测量点的距离选择上开展的相关研究认为长距离远参考对 MT 信号的局部噪声能进行有效的压制。研究还表明利用近距离和长距离参考点的磁场对 MT 信号进行远参考处理后都能得到良好效果且一致性很好, 且远参考点可以设置在相当大的区域范围内且与纬度无关。近年来, 远参考法在海洋大地电磁法中也得到了应用, 邓明等<sup>[21]</sup> (2003) 对海底进行远参考的大地电磁数据采集中需要解决的技术问题进行了讨论, 提出了用高精度时钟源代替 GPS 的方案, 解决了海底无法利用 GPS 进行时间同步的问题。

Robust 统计是近 20 多年发展起来的一种统计学方法, 又称稳健统计方法。上世纪八十年代中后期, 国外学者将 Robust 统计过程引入到大地电磁测深法的阻抗张量估算处理中, 提出了大地电磁信号 Robust 处理方法。该方法根据观测误差的剩余功率谱的大小对数据进行加权, 注重未受干扰的数据, 降低“飞点”的权值, 使之对大地电磁阻抗函数的估算影响最小。Egbert 和 Booker<sup>[22]</sup> (1986) 利用部分权反比于磁场变化强度的 Robust 估算方法, 阻抗估算质量得到了明显的提高。Sutarno 和 Vozoff<sup>[23]</sup> (1989) 以回归残差为权系数把 Robust 方法应用到 MT 数据处理中, 在中等飞点噪声污染下获得了甚至比远参考还好的阻抗估算结果, 模型和实测数据也显示了这一方法的有效性。Chave 和 Thomson<sup>[24]</sup> (1987) 研究功率谱、相关系数和转换函数的 Robust 估算方法并讨论了尺度参数的估算, 并于 1989 引入 Jackknife 估算自信区间的非参数的 Robust 方法。国内学者江钊和刘国栋等<sup>[25]</sup> (1993) 将 Robust 估计初步应用于大地电磁资料处理。张全胜和杨生<sup>[26]</sup> (2002) 用理论和实例证明 Robust 估计的效果优于常规处理方法。柳建新和严家斌 (2003) 等针对海洋特殊环境, 提出了相关归一 Robust 方法, 得到了更好的海底大地电磁的阻抗张量估算。

小波分析是由法国从事石油勘探信号处理的工程师 Morlet (1974) 提出的具

有良好时频分析和多分辨率（多尺度）分析能力的一种数学方法。现已广泛应用于大地电磁信号处理。如：何兰芳和王绪本等<sup>[27]</sup>（1999）将小波分析应用于大地电磁信号的信噪分离，通过将时间序列分解成不同的频率的多个时间序列块，压制噪声比较集中的时间序列块后再重建信号的时间序列，取得了去噪的效果。徐义贤和王家映<sup>[28]</sup>（2000）用连续小波变换应用于大地电磁信号的谱估计，在分解和重构的过程中对较强的白噪声和局部相关噪声进行了有效的压制，并降低了对信号记录长度的要求。严家斌和刘贵忠<sup>[29]</sup>（2007）针对脉冲类噪声在小波域中的变化特征，利用迭代回归技术来分离和压制噪声，结论表明小波变换能有效的消除脉冲类噪声干扰，并且在去噪后的信号能量损失小，相关性高。

王书明和王家映<sup>[31]</sup>（2004）将高阶统计量引入 MT 资料处理，在证明 MT 信号是非高斯的前提下，利用任何高斯过程的高阶统计量（包括高阶累积量，高阶谱）均为零的性质，通过信号的高阶谱恢复功率谱，进而估算 MT 响应函数，有效抑制了高斯有色噪声的影响，提高了 MT 资料的质量。

希尔伯特-黄变换(Hilbert-Huang Transform, 简称 HHT)是由美国宇航局的 Norden E. Huang 教授于 1998 年在经典的 Hilbert 变换的基础上提出的一种新的非平稳信号的处理技术，化希瑞<sup>[32]</sup>（2006）将 Hilbert-Huang 变换应用大地电磁信号的去噪处理，通过对大地电磁信号进行 EMD 分解滤波，再通过有选择的重构，可以消除大尺度的随机噪声，提高了信号信噪比。

常用的处理噪声的方法还有：相干法、最小二乘法（奇异值分解法），时域迭代技术。同时在大地电磁去噪方面，还有新的方法被提出，如：物理去噪法<sup>[33]</sup>（2004），支持向量机<sup>[34]</sup>（2005），中值空间滤波<sup>[35]</sup>（2009）等，通过各种途径消除随机噪声、不相关噪声及“飞点”的影响，有效的压制了噪声的影响，提高了阻抗估算质量。

## 1.2 研究的目的是与意义

大地电磁测深法以其高效率低成本、勘探深度大、水平方向和垂向分辨能力好、地形影响小、高阻层的屏蔽作用小等优点，成为一种得到广泛认可和行之有效的地球物理勘探方法。随着科学技术的进步和大地电磁测深法理论的不断改进和完善，该方法不论在数据采集仪器设备，还是数据处理与反演解释，都得到了快速的发展。在国内，自上世纪九十年以来，大地电磁测深法是在油气资源普查勘探，深部地质结构探测，地热及水资源调查，地震预测和地质灾害防治等应用领域的应用效果得到充分肯定。特别是大地电磁测深法在地壳和地幔电性结构研究中有着不可替代的作用，在国家将会启动的深部探测计划中扮演重要角色。同时，结合国家海洋发展战略，正在积极探索大地电磁测深法在海洋资源普查和勘

测方面发挥基础性作用。

在大地电磁测深法中,资料的分析、定量反演和地质解释都必须有良好的观测资料。而高品质大地电磁测深观测资料的获得,一方面在于规范的外业操作,如:选用先进的信号采集系统,测线和测点在规则布置的同时兼顾尽最大可能的避开干扰源,适当延长信号采集的时间等;另一方面,在于进行精细的内业去噪处理,对原始资料中的噪声进行有效压制,才能使大地电磁测深的客观数据反映地下电性分布,是后续资料处理和最终的地质解释的基础,是取得良好勘探效果的关键。因此,大地电磁测深法中对噪声干扰的有效压制和消除,以期获取无偏的阻抗估算,一直是学者们研究的主要课题。

大地电磁测深法以天然交变电磁场为场源,而这种天然场信号极其微弱,同时随着国民经济和工农业建设的发展,电网、铁路、电站、厂矿的广泛分布,使得电磁背景噪声日益严重,野外观测的数据已不可避免地包含复杂多样的噪声,导致大地电磁观测资料质量明显下降。因而有效的压制和消除噪声是目前 MT 资料处理工作中首要考虑的问题,也是本文研究的出发点。

### 1.3 本文研究的主要内容及结构

#### 1.3.1 研究的主要内容

本文主要研究内容是将自适应滤波理论应用于大地电磁信号的去噪处理。文章一方面从简述大地电磁测深法原理开始,分析了大地电磁测深法中信号特征和噪声的类型,论述了大地电磁信号噪声对阻抗估算的影响,阐明了大地电磁信号中含噪信号相关性特征。另一方面,系统综述了自适应滤波理论,介绍了自适应滤波理论的典型应用。对于自适应滤波的两种典型算法(LMS算法和RLS算法),在介绍原理基础上,对两种算法的参数特性进行了讨论和分析。再运用仿真技术对两种算法进行了大量和系统的仿真,对两种算法的效果进行了对比和客观的评价。进而,将自适应滤波理论引入大地电磁信号去噪处理,在对实测的大地电磁信号进行数据处理后,对自适应滤波理论及两种算法的应用效果进行了深入的分析、对比和客观的评价,得出了结论。

#### 1.3.2 本文结构

论文共分为六章:

第一章 绪论:综述大地电磁测深法的发展历程,概述了大地电磁测深法中数据处理方法研究的现状和进展。

第二章 大地电磁测深法与噪声:介绍了大地电磁测深法的基本理论,阐述了大地电磁测深法中信号构成与频谱特征,分析了大地电磁测深法中噪声的类

型，着重分析了含噪信号对阻抗估算的影响及大地电磁信号的相关性。

第三章 自适应滤波的基本理论：介绍了自适应滤波器的基本原理及典型应用，重点研究了自适应滤波算法中最小均方算法（LMS）和递归最小二乘算法（RLS）的基本原理及算法特性。

第四章 自适应滤波的仿真研究：分别对 LMS 算法和 RLS 算法的性能进行了仿真研究。对于 LMS 算法，运用窄带滤波的基本原理，对 LMS 算法中滤波器阶数和步长因子的选择进行了仿真，再针对大地电磁测深法数据采集过程中常常会出现的工频电干扰和振动干扰，进行了噪声压制和消除的仿真，对仿真结果进行了分析。对于 RLS 算法，运用自适应噪声消除器的原理，围绕压制工频电干扰的目的，对 RLS 算法中参考信号的选择进行了仿真，并对仿真的结果进行了分析。

第五章 自适应滤波理论应用于 MT 信号去噪处理：运用基于 LMS 算法的自适应滤波器对大地电磁测深实测信号中出现的工频电干扰和振动干扰进行去噪处理，验证了 LMS 滤波器的去噪效果。针对安徽庐江泥河矿区 01 线的大地电磁实测数据，运用 RLS 滤波器对信号中出现的工频电干扰进行压制，对压制后的效果进行了系统分析。

第六章 结论与展望：总结全文，指出不足和提出后续研究计划。

## 第二章 大地电磁测深法与噪声

### 2.1 大地电磁测深法原理

大地电磁测深法作为应用地球物理学中研究地下岩层的电学性质及其分布特征的一种勘探方法,于1950年被提出。方法的基本原理简单:在探测地下信息的某个观测点上,测量由天然场源或不相关的人工场源产生的电场和磁场的切向(水平)分量。电场强度与磁场强度之比,是具有电性阻抗单位的一个量,并且在一定条件下,这个阻抗是介质电性的函数。通过在一系列频率点上确定阻抗得到的阻抗频谱

$$Z_{\alpha\beta} = E_{\alpha} / H_{\beta}$$

能提供地球内部电导率随深度变化的信息。在地球电性与方向无关即各向同性的条件下,  $E_{\alpha}$  和  $H_{\beta}$  是相互垂直的。因为趋肤效应,在较低频段,场的穿透深度增大,因而可以在单个测点上用大地电磁法进行测深<sup>[1]</sup>。

在理论推导之前,先做如下理想化的假设<sup>[3]</sup>:大地电磁场来自高空,可以近似看成是在地球表面垂直入射的平面波,且大地介质是由水平均匀的层状介质所组成。在此假设情况下,介质模型的电性参数只随深度变化。

任何宏观电磁场问题的解都是基于麦克斯韦(Maxwell)方程式组<sup>[2][3][38]</sup>。由于地球的磁场随时间变化,在地球内部感应产生电流,构成统一的电磁感应现象。当电磁场变化缓慢时,可忽略位移电流的影响,即认为电磁场为似稳态场。取笛卡尔直角坐标系,假定z轴垂直向下,oxy平面为地面,麦克斯韦方程组微分形式可表示为:

$$\nabla \times \vec{E} = -\frac{\partial \vec{B}}{\partial t} \quad (2-1)$$

$$\nabla \times \vec{H} = \vec{J} \quad (2-2)$$

$$\nabla \cdot \vec{E} = 0 \quad (2-3)$$

$$\nabla \cdot \vec{B} = 0 \quad (2-4)$$

其中  $\nabla$  为哈密顿算符,  $\vec{B}$  是磁感应强度矢量,  $\vec{D}$  为电位移矢量,  $\vec{E}$  为电场强度矢量,  $\vec{H}$  为磁场强度矢量,  $\vec{J}$  为传导电流。取谐变场的时间因子为  $e^{-i\omega t}$  ( $\omega$  为圆频率,  $i$  为虚数单位), 并利用媒质本征方程

$$\begin{aligned}\vec{B} &= \mu\vec{H} \\ \vec{J} &= \sigma\vec{E}\end{aligned}\quad (2-5)$$

(式中,  $\mu$  为导磁率,  $\varepsilon$  为介电常数,  $\sigma$  为电导率。一般情况下, 磁导率和介电常数取为真空中的值, 即  $\mu = \mu_0 = 4\pi \times 10^{-7} H/M$ ,  $\varepsilon = \varepsilon_0 = \frac{1}{36\pi} \times 10^{-9} F/M$ ), 将麦克斯韦方程组转化到频率域中为:

$$\nabla \times \vec{E} = i\omega\mu\vec{H} \quad (2-6)$$

$$\nabla \times \vec{H} = \sigma\vec{E} \quad (2-7)$$

$$\nabla \cdot \vec{E} = 0 \quad (2-8)$$

$$\nabla \cdot \vec{H} = 0 \quad (2-9)$$

将 (2-6) (2-7) 式展开成分量, 且考虑在所选坐标系中电场和磁场沿水平方向的变化率为零的条件及

$$\rho = \frac{1}{\sigma} \quad \rho \text{—岩石的电阻率}$$

则电磁场各分量表达式为:

$$-\frac{\partial E_y}{\partial z} = i\omega\mu H_x \quad (2-10)$$

$$\frac{\partial E_x}{\partial z} = i\omega\mu H_y \quad (2-11)$$

$$-\frac{\partial H_y}{\partial z} = \frac{1}{\rho} E_x \quad (2-12)$$

$$\frac{\partial H_x}{\partial z} = \frac{1}{\rho} E_y \quad (2-13)$$

由 (2-10) ~ (2-13) 式可以看出, 电磁场各分量之间电场分量  $E_y$  只与磁场分量  $H_x$  有关, 磁场分量  $H_y$  只与电场分量  $E_x$  有关, 它们均沿  $z$  轴传播。物理学中称这种波为线性极化波, 或线性偏振波, 即波在传播过程中, 电场强度在空间的指向不变, 只是大小变化。在垂直于电磁波传播方向的平面上, 电场强度矢量的末端随时间变化的轨迹是一条直线, 其极化方向总是垂直于传播方向。

设在真空中波前与  $y$  轴平行, 便可以将电磁场分解成为两组独立的极化波, 一组是只含  $E_y$ 、 $H_x$  分量的 E 极化波, 即入射波中 E 波沿  $y$  方向极化, 也称为 TE 波; 另一组是只含  $E_x$ 、 $H_y$  分量的 H 极化波, 即入射波中 H 波沿  $y$  方向极化,

也称为 TM 波。

两组线性极化波的波动方程为：

TE 波：

$$\frac{\partial^2 E_y}{\partial z^2} - k^2 E_y = 0 \quad (2-14)$$

$$\frac{\partial^2 H_x}{\partial z^2} - k^2 H_x = 0 \quad (2-15)$$

TM 波：

$$\frac{\partial^2 H_y}{\partial z^2} - k^2 H_y = 0 \quad (2-16)$$

$$\frac{\partial^2 E_x}{\partial z^2} - k^2 E_x = 0 \quad (2-17)$$

式中， $k$  为复波数或传播常数

$$k = \sqrt{-i\sigma\omega\mu} = (1-i)\sqrt{\frac{\sigma\omega\mu}{2}} \quad (2-18)$$

令：

$$k = \alpha - i\beta$$

则可得：

$$\alpha = \beta = \sqrt{\frac{\sigma\omega\mu}{2}}$$

现由 H 偏振的波动方程研究波的传播问题：

式 (2-16) 的常微分方程的一般解为：

$$H_y = Ae^{-kz} + Be^{kz} \quad (2-19)$$

A、B 为积分常数。由边界条件：当  $z \rightarrow \infty$  时， $B \equiv 0$ ；及初始条件： $Z=0$  时，

$H_y = H_{oy}e^{-i\omega t} = A$ ， $H_{oy}$  和  $e^{-i\omega t}$  分别为地面上磁场  $\vec{H}$  的振幅和时间因子。

则：

$$H_y = H_{oy}e^{-i\omega t} e^{\beta z} e^{-\alpha z} \quad (2-20)$$

$e^{-i\omega t}$  表示任一点的场随时间是谐变场； $e^{\beta z}$  表示场沿传播方向是谐变的，圆波数

$\beta = 2\pi/\lambda$  表示单位长度内波数的  $2\pi$  倍，波长  $\lambda$  则表示相邻同相点之间的距离；



$e^{-\alpha z}$  表示场振幅沿传播方向上呈指数规律衰减的。 $\alpha$  为介质的吸收系数。

由：

$$\lambda = \frac{2\pi}{\beta} = 2\pi \sqrt{\frac{\rho T}{\pi \mu}}$$

则：

$$\alpha = \frac{2\pi}{\lambda} = \frac{2\pi}{\sqrt{10\rho T}}$$

引入趋肤深度  $\delta$ ， $\delta$  表示场振幅衰减到  $H_{0y}$  的  $1/e$  时，电磁波传播的距离。显然，趋肤深度与吸收系数成反比，即：

$$\delta = \frac{\lambda}{2\pi} = \sqrt{\frac{2}{\omega \mu \sigma}} = 503 \sqrt{\frac{\rho}{f}} \quad (\text{m}) \quad (2-21)$$

趋肤深度，也称穿透深度或透入深度，物理含义是当电磁波传播到这个深度时电磁波的大部分能量（约 63%）已被吸收；或者说，在介质中电磁波的能量主要集中在深度为  $\delta$  的表层内。频率越高， $\delta$  越小，表示电磁波的能量越集中（表 2-1）。所以， $\delta$  表示电磁波透入介质的深度。

表 2-1 趋肤深度随电阻率和频率的变化

趋肤深度 (m) / 电阻率 (Ω·m) / 频率 (Hz)	1 Ω·m	3	10	30	100	300
1.0E+03	15.915	27.566	50.329	87.173	159.15	275.66
1.0E+02	50.329	87.173	159.15	275.66	503.29	871.73
1.0E+01	159.15	275.66	503.29	871.73	1591.5	2756.6
1.0E+00	503.29	871.73	1591.5	2756.6	5032.9	8717.3
1.0E-01	1591.5	2756.6	5032.9	8717.3	15915	27566
1.0E-02	5032.9	8717.3	15915	27566	50329	87173
1.0E-03	15915	27566	50329	87173	159150	275660
1.0E-04	50329	87173	159150	275660	503290	871730
1.0E-05	159150	275660	503290	871730	1591500	2756600
1.0E-06	503290	871730	1591500	2756600	5032900	8717300

式 (2-21) 进一步说明，穿透深度  $\delta$  与频率的平方根成反比，与大地介质的电阻率的平方根成正比。即随着电阻率的减小或频率的增高，勘探深度变浅；反之，随着电阻率的增大或频率降低，勘探深度将会增加（图 2-1）。这正是大地电

磁测深法的基本原理。

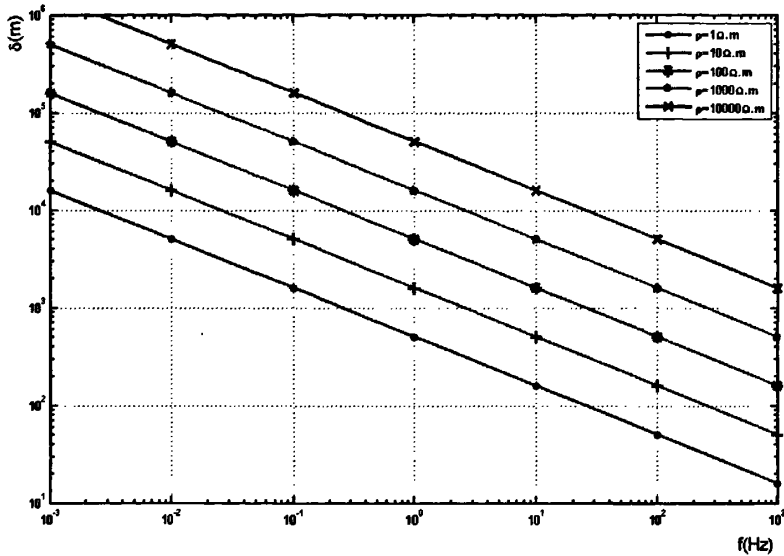


图 2-1 趋肤深度与变化频率及介质电阻率之间的关系

## 2.2 天然电磁场特征

### 2.2.1 天然电磁场信号的构成

大地电磁法测深法利用天然电磁场为场源。天然电磁场频谱很宽，能量极高，构成结构十分复杂，并且随时间和空间位置在变化。从起因来看，主要由太阳风与地球磁层、电离层间复杂的相互作用和雷电活动等这些地球外部场源引起的，这些不同频率的电磁场相互叠加在一起，形成一个非常复杂的电磁振动。正是由于天然电磁场所具有的大能量为研究地球深部的电性构造提供了原理上的可能，这种来自空中的交变电磁波入射到地下时，一部分被介质吸收，一部分反射回地面，在地表形成含有地下介质电性特征信息的大地电磁场。大地电磁法正是通过在地表观测大地电磁场的切向（水平）分量来研究地下电性结构及其分布特征<sup>[1]</sup>。

经过对天然电磁场观测资料的统计分析和频谱分析后认为，从构成上来说，天然电磁场主要由随时间相对稳定和相对变化的两部分构成。相对稳定部分是大地电磁场的主体，来源于地球的内部，在空间分布上与位于球心的磁偶极子场十分相似，这部分在大地电磁测深法中以背景场的形式出现。而相对变化的部分构成复杂，可分为平静变化和干扰变化。平静变化的特点是经常出现，有一定的规律，与行星之间相对运行的周期有明显的对应关系，如太阳日变。而干扰变化的

出现有一定的偶然性,按干扰变化的形态特征,可分为与太阳辐射有关的地磁脉动、磁湾、磁暴以及与气象有关的雷电活动,它们共同构成了大地电磁法的信号源。现就这些干扰变化的激发机制、振幅强度、振动形式、及分布特征等方面进行了分析<sup>[1][2][13]</sup>。

### (1) 地磁脉动:

地磁脉动是指具有正弦形或似正弦形的地磁波动变化,这种地球磁场的瞬时变化频率范围在 $10^{-3}$ Hz 到 10Hz 之间。从激发机制来说源于地球恒定的磁场与太阳等离子体流之间复杂的相互作用,即由于太阳向外辐射的离子化气体,破坏了电离层的平衡,激起了地球磁层的振动,造成了地磁场的日变化和瞬时变化,从而引起大地电磁场的振动变化。按 1973 年国际地磁学和空间物理学分会对地磁脉动的分类——地磁脉动九类分类法(如表 2-2),地磁脉动一般分可为两大类:规则脉动(Pc)和不规则脉动(Pi)。

表 2-2 地磁脉动分类表

类型	Pc						Pi		
	Pc1	Pc2	Pc3	Pc4	Pc5	Pc6	Pi1	Pi2	Pi3
周期 (s)	0.2-5	5-10	10-45	45- 150	150- 600	>600	1-40	40- 150	>150

规则脉动(Pc)波形比较规则,基本呈连续的正弦形或似正弦形振动,持续时间一般超过 30 分钟甚至达到几小时,多在白天出现。振幅随着空间位置的不同会有所不同,但总体来说,这种脉动的强度不大,在 1 伽马数量级甚至更小。Pc 型脉动可分为六种类型,周期从 0.2 秒到 1000 秒左右。Pc1 型脉动又称珍珠状地磁微扰,振幅很小,在 0.01-0.1 伽马;Pc2 和 Pc3 型脉动形态规则,振幅小且稳定;Pc4 型脉动出现在磁层的平静时期,或在磁暴的初相期间产生;Pc5 型脉动只发生在两极极光带的边缘地区,振幅大,平均振幅可达到 50-70 伽马,但会随着离中心距离的增加而迅速衰减;Pc6 是只发现于高纬度地区的巨型地磁脉动。Pi 型微脉动的形状如阻尼振荡,振幅由大而小,表现为不连续和不规则的振动,且具有很宽的频谱变化。多出现在晚上,一般不超过 1 小时,并常和磁湾扰动相伴随。它可分为三种类型 Pi1、Pi2、Pi3。

### (2) 磁暴:

磁暴是太阳风中短暂的等离子体流以大于太阳风的平均速度强烈挤压磁层边界所造成的全球性地磁扰动。按磁暴发生初期特点,可分为急始性型磁暴和缓

始型磁暴。按强度可分为弱磁暴（变化幅度 150-300 伽马），大磁暴（变化幅度 300-500 伽马）和强磁暴（变化幅度大于 500 伽马）。磁暴的变化过程可分为三个相位期，以急始型磁暴为例，在开始几十分钟内，地磁场水平分量急速上升，并持续 2-4 小时，这一时期为初相期；水平分量从回复到磁暴发生前水平到下降到最小，为主相期，会持续几到几十小时；水平分量经过几天时间逐渐恢复到正常值，这是第三相位期即恢复期。缓始型磁暴的初相是渐变的，很难确定磁暴开始的准确时间，可相差一个小时或更长。在磁暴发生期间会强烈影响电磁场的观测数据的质量。

### （3）磁湾：

形如海湾的地磁场变化波形，也称亚磁暴。磁湾出现较为频繁，3-4 天会出现一次，时间一般在午夜。从记录波形来看，在磁湾到来之前的几十分钟内，会相隔 2-3 分钟重复出现周期约为 1 秒的珍珠状脉冲，接着会出现周期为 40-150 秒的 Pi2 型脉动，随着珍珠状脉动和 Pi2 型脉动的密集，磁湾出现。磁湾开始后，珍珠状脉动消失而 Pi2 型脉动仍叠加其上，持续 20 分钟左右后，地磁场逐渐恢复到正常。整个过程持续 1-2 个小时，变化幅度在几伽马。

### （4）雷电信号：

雷电由大气层放电引起的，它是振幅较大的一系列高频脉冲，大地电磁观测中频率大于 1Hz 的信号一般由雷电引起。通常距雷电活动较近的位置上 1-10kHz 的频率范围内，往往具有很高的能量密度，在较低的频率区间上能量密度则相对较低。由于趋肤效应电磁场传播距离愈远，高频分量衰减就愈厉害；而低频分量由于能量在地球的表面和电离层之间来回反射，使得电磁波在传播过程中有些频率成份得到增强，有些减弱，形成所谓的苏曼谐振。理论计算表明，在频率为 8Hz 时出现较强峰值，其次在 14、20、25Hz 附近也有局部极值出现，频率的增加，极值的幅度依次减弱（图 2-2）。

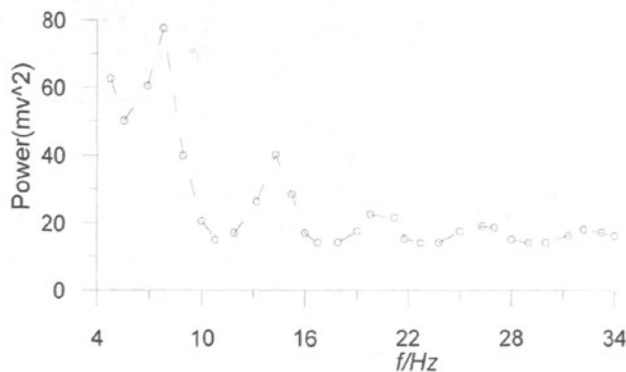


图 2-2 苏曼谐振腔模式的谐振峰特征

经功率谱分析，雷电信号的能量密度表现为二个极大值区（0.5~1KHz 和 6~8KHz），并随着观测距的增加，低频的极值相对增加并向低频方向移动，高频极值相对减小并向高频方向移动。雷电信号的强度通常还与场源的位置及电离层的性质有关，在低纬度地区信号强度比高纬度强（主要是雷电活动多），下午比上午强，夏季比冬季强。若观测点离场源较远往往可近似地看成均匀平面电磁波，是大地电磁场的信号源之一。

### 2.2.2 天然电磁场信号的频谱特征

图 2-3 是全球电磁场强度平均振幅特征图。该图由地磁场静日变化统计分析得到，不与某一特定地区相关，是具有全球意义的大地电磁场中电场与磁场强度平均振幅谱的特征图<sup>[19][40]</sup>。

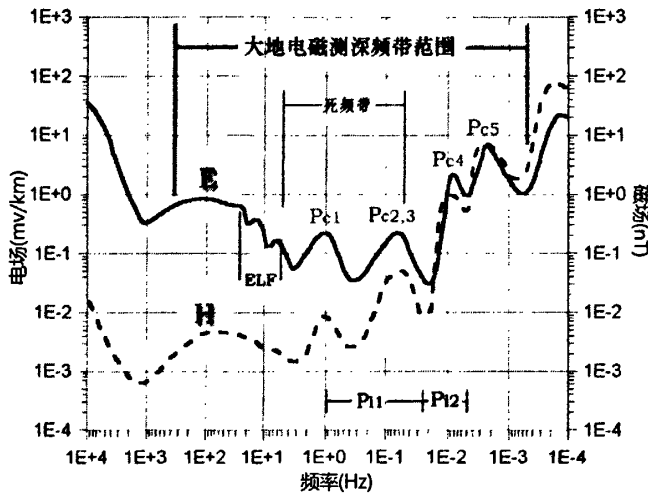


图 2-3 全球电磁场强度平均振幅特征

从图中可以看出，大地电磁场中电、磁频谱特征之间的极值具有很好的相关性，信号的频谱值在不同的频段上具有明显差别，在整个频段上，振幅的动态范围可达 60—150dB。从强度上根据电磁场强度的大小大致可分为三个频段<sup>[39][13]</sup>：A 段：0.0001—0.1Hz；B 段：0.1—7Hz；C 段：>7Hz。A 段为低频段，随着频率的降低，电磁场强度逐渐增强，大约每倍频增加 8—10dB，并在某些频率点上出现极值，极值的出现是由于电磁场的传播空间有选频谐振腔的存在；B 段为中频段，总体上此段信号幅度很弱，特别是在 0.05—5Hz 之间，大地电磁场的信号幅度更是极其微弱，采集的信号中信噪比低，所以称该频带为“死频带”；C 段为高频段，谱的强度随频率增高而增强，在 2kHz 左右有一个局部极小值。

从图中还可看出，大地电磁测深法所观测的天然电磁场信号具有不同属性和

强度,且相对后面提及的噪声强度来说十分微弱,电场振幅最低仅有 0.01mv/km,磁场的振幅最低为  $10^{-3}$ nT。对于如此微弱的信号,即使在一般的干扰背景上,会使得微弱的电磁信号淹没于噪声之中,以至于无法获取真实的大地电磁信息,甚至得到错误的信息。对此,对观测仪器的精度提出了很高的要求。

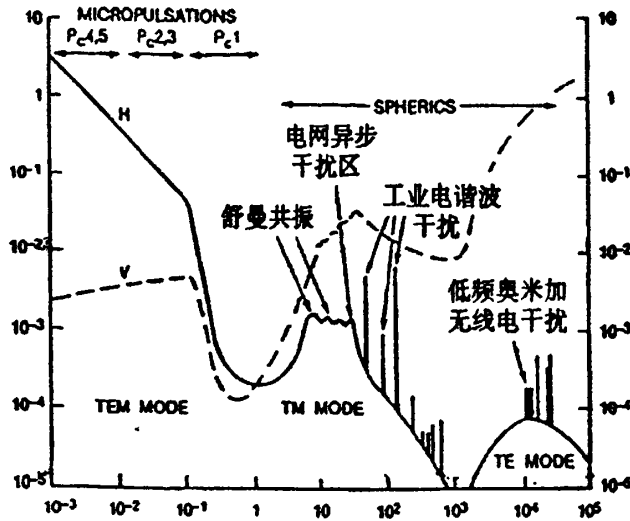


图 2-4 大地电磁场频谱分布图

图 2-4 是大地电磁场频谱曲线图<sup>[49]</sup>,该图对应用环境中出现的各种干扰进行了标注,不仅反映了低频段天然电磁场的分布情况,而且反映了频率高于 1000Hz 的电磁场的分布情况。由图 2-4 可见,电磁场各分量在所对应的频段上,频谱特征趋于一致,而对于较高频率的频频谱特征,则有所不同。在 1Hz 左右,无论电场和磁场都是低谷;在 1000Hz 左右磁场几近寂静,电场有一低谷。在几十赫兹到 10KHz 范围内,人文活动的电磁场干扰特别严重。这部分人文活动所产生的信号中,有些是人文干扰信号,在数据处理中随频率增高而增强。也有一部分经过长距离的传播,信号已经到达了波区的远区,且趋向平面波特性,很有可能成为电磁测深场源的一部分。

总之,大地电磁测深法所观测的电磁场信号十分微弱,如何有效地识别、抑制干扰噪声显得至关重要。

### 2.3 大地电磁信号中的噪声

大地电磁信号非常微弱的特征决定了对它的观测极易受到噪声的影响,不同类型的噪声表现出不同的特征。对此严家斌老师在博士论文《大地电磁信号处理

理论及方法研究》一文中,对大地电磁测深资料中的噪声类型和特征进行了深入的研究,系统详细的对其进行了讨论、分析和总结,结合本文的研究目的,现引述之<sup>[13][42]</sup>。

影响大地电磁观测的噪声依据起因不同,主要可分为四大类:地质噪声、场源噪声、人文噪声和随机噪声。

地质噪声是被动型噪声,主要由于近地表的电性横向不均匀性或地形的起伏变化引起,也被称作是静态效应与地形影响。这些非均匀体表面上的电荷分布可使电场数据向上或向下移动一个数值,这个数值与频率无关,因此视电阻率曲线也向上或向下移动一个数值,而相位曲线基本不受影响。在未知地质形态的情况下,对这种噪声干扰的滤波和压制是相当困难的。同样是大地电磁信号去噪处理的重要分支,这不在本文讨论范围。

由雷电活动和各种人文设备产生的高频电磁噪声被称为场源噪声。这是因为这些场源产生的信号在满足一定条件时,可以作为大地电磁测量的信号源即场源,从而能够增加大地电磁观测数据中的信噪比,利于提取有用信号。而被称为噪声是因为在大地电磁测深法的基本原理中已提及,当这些信号与测点的距离不是足够远,电磁场的信号不表现出平面波场的特征时,便会构成强大的噪声干扰。在构成干扰时,由于这些信号的强度相比天然电磁场来说,信号强度要大很多,成为观测数据中的主要成份,就会使观测的数据严重失重或失实。信号的特征在时间序列上很难加以识别,而在视电阻率曲线和阻抗相位曲线上具有明显的特征,受干扰噪声的视电阻率曲线在对数坐标上沿 $45^\circ$ 角甚至超过 $45^\circ$ 角上升或下降,而阻抗的相位为零或接近零度变化。目前,这类噪声在实际处理中很难进行消除。

随机噪声由观测系统本身的噪声及随机干扰组成,干扰的随机性意味着不仅噪声与信号不相关,而且各道噪声也是互不相关。在时间序列上一般可通过多次叠加予以消除,在频率上也可以通过计算互功率谱的方法消除这些不相关噪声的影响。

人文噪声与场源噪声、随机噪声一起被称为主动型噪声。源于人工电磁场与其它人文活动产生的噪声,频率在在几十赫兹到10KHz范围内(图2-4),并随着国民经济和工农业生产的发展,这种干扰日趋严重。主要有电力传输系统、有线广播、电器设备与电信工程中的电磁辐射以及车辆运行等原因造成的。在工业城镇、矿山附近,由于电气设备的接地和漏电等因素,在地下形成一个复杂的工业游散电流,造成地电干扰,使大地电磁场信号波形不严重失真甚至过饱和。无线电干扰主要是来自无线电台、雷达站、有线广播等,常表现为磁场受严重干扰,电道与磁道的记录失去相关性。

更为重要的是来自输电线的干扰。在大地电磁信号采集中最常见的干扰莫过于工频电的干扰，而当测点无法避开输电线足够远时，由于这种噪声能量大（正常信号的数倍），干扰就会在信号中占为主体，使得信噪比极低，结果是使估算的视电阻曲线和相位曲线十分发散，难于构造出解释曲线。由于人类活动的增强，这类噪声的影响将无处不在，因此需要有一种行之有效的方法滤除这种干扰。这正是本文的主要研究内容，将自适应滤波理论引入到大地电磁信号去噪处理。

还有如振动干扰，在大地信号的采集过程中，电道信号和磁道信号会出现无规则的漂离零线的位置即出现基线漂移的现象。这主要是由于采集信号过程中受到风的干扰、树木的摆动和水流动引起的地表微震，导致磁探头和信号传输线的摆动引起的<sup>[41]</sup>。

## 2.4 噪声对抗估算的影响

在大地电磁测深法中，实测的是水平方向相互正交的电场信号和磁场信号，若将大地电磁场看作许多圆频率为 $\omega_i$ 的谐波的叠加，那么在频率域中，某一频率（ $\omega_i$ ）的电场和磁场分量满足双输入单输出方程<sup>[37][13]</sup>：

$$\begin{cases} E_x = Z_{xx}H_x + Z_{xy}H_y \\ E_y = Z_{yx}H_x + Z_{yy}H_y \end{cases} \quad (2-22)$$

或

$$\begin{cases} H_x = \frac{E_x}{Z_{xx}} - \frac{Z_{xy}}{Z_{xx}}H_y \\ H_y = \frac{E_y}{Z_{yy}} - \frac{Z_{yx}}{Z_{yy}}H_x \end{cases} \quad (2-23)$$

利用最小二乘法估算阻抗张量元素可得到如下八个方程式：

$$\begin{aligned} \langle E_x E_x^* \rangle &= Z_{xx} \langle H_x E_x^* \rangle + Z_{xy} \langle H_y E_x^* \rangle \\ \langle E_x E_y^* \rangle &= Z_{xx} \langle H_x E_y^* \rangle + Z_{xy} \langle H_y E_y^* \rangle \\ \langle E_x H_x^* \rangle &= Z_{xx} \langle H_x H_x^* \rangle + Z_{xy} \langle H_y H_x^* \rangle \\ \langle E_x H_y^* \rangle &= Z_{xx} \langle H_x H_y^* \rangle + Z_{xy} \langle H_y H_y^* \rangle \\ \langle E_y E_x^* \rangle &= Z_{yx} \langle H_x E_x^* \rangle + Z_{yy} \langle H_y E_x^* \rangle \\ \langle E_y E_y^* \rangle &= Z_{yx} \langle H_x E_y^* \rangle + Z_{yy} \langle H_y E_y^* \rangle \\ \langle E_y H_x^* \rangle &= Z_{yx} \langle H_x H_x^* \rangle + Z_{yy} \langle H_y H_x^* \rangle \\ \langle E_y H_y^* \rangle &= Z_{yx} \langle H_x H_y^* \rangle + Z_{yy} \langle H_y H_y^* \rangle \end{aligned} \quad (2-24)$$

在这八个方程中，有四个阻抗要素和四个自功率项，其余为互功率项。对这八个



方程分别联立求解可得到每个阻抗元素的六种不同的计算方法, 解的统一形式可以写为<sup>[2]</sup>:

$$\begin{cases} Z_{xx} = \frac{\langle E_x A^* \rangle \langle H_y B^* \rangle - \langle H_y A^* \rangle \langle E_x B^* \rangle}{\langle H_x A^* \rangle \langle H_y B^* \rangle - \langle H_x B^* \rangle \langle H_y A^* \rangle} \\ Z_{yy} = \frac{\langle E_y A^* \rangle \langle H_x B^* \rangle - \langle H_x A^* \rangle \langle E_y B^* \rangle}{\langle H_x A^* \rangle \langle H_y B^* \rangle - \langle H_x B^* \rangle \langle H_y A^* \rangle} \\ Z_{yx} = \frac{\langle E_y A^* \rangle \langle H_y B^* \rangle - \langle H_y A^* \rangle \langle E_y B^* \rangle}{\langle H_x A^* \rangle \langle H_y B^* \rangle - \langle H_x B^* \rangle \langle H_y A^* \rangle} \\ Z_{xy} = \frac{\langle E_y A^* \rangle \langle H_x B^* \rangle - \langle H_x A^* \rangle \langle E_y B^* \rangle}{\langle H_x A^* \rangle \langle H_y B^* \rangle - \langle H_x B^* \rangle \langle H_y A^* \rangle} \end{cases} \quad (2-25)$$

式中  $A^* B^*$  表示  $E_x^* E_y^* H_x^* H_y^*$  中任意两个的不同组合  
上式简单的写为:

$$Z_{ij} = \frac{N_{ij}}{D_{ij}} \quad (2-26)$$

$i, j = x, y$

设观测电磁信号为  $E(t), H(t)$ , 则其频谱有:

$$\begin{cases} E(\omega) = E_s(\omega) + E_n(\omega) \\ H(\omega) = H_s(\omega) + H_n(\omega) \end{cases} \quad (2-27)$$

$s, n$  分别表示信号和噪声分量。(2-26) 式又可写成:

$$Z_{ij} = \frac{N_s + N_n}{D_s + D_n} = \frac{N_s / D_s + N_n / D_s}{1 + D_n / D_s} = \frac{(Z_{ij})_s + N_n / D_s}{1 + D_n / D_s} \quad (2-28)$$

当噪声趋于零时,  $Z$  趋于  $Z_s$ ; 若噪声不趋于零, 但与信号相比比较小时,  $Z$  的一阶劳台级数为:

$$Z_{ij} = \frac{N_s}{D_s} + \frac{N_n}{D_s} - \frac{N_s D_n}{D_s D_s} \quad (2-29)$$

定义信号自功率谱表示为:

$$\begin{cases} \langle AA^* \rangle = \langle P_A \rangle_s + \langle P_A \rangle_n = \langle A_s A_s^* \rangle + \langle A_n A_n^* \rangle + \langle A_s^* A_n \rangle + \langle A_n A_s^* \rangle \\ \langle P_A \rangle_s = \langle A_s A_s^* \rangle \\ \langle P_A \rangle_n = \langle A_s A_n^* \rangle + \langle A_s^* A_n \rangle + \langle A_n A_n^* \rangle \end{cases} \quad (2-30)$$

信号的互功率谱表示为:

$$\begin{cases} \langle AB^* \rangle = \langle AB^* \rangle_s + \langle AB^* \rangle_n = \langle A_s B_s^* \rangle + \langle A_s B_n^* \rangle + \langle B_s^* A_n \rangle + \langle A_n B_n^* \rangle \\ \langle AB^* \rangle_s = \langle A_s B_s^* \rangle \\ \langle AB^* \rangle_n = \langle A_s B_s^* \rangle + \langle A_s B_n^* \rangle + \langle B_s^* A_n \rangle + \langle A_n B_n^* \rangle \end{cases} \quad (2-31)$$

则当 A、B 分别表示  $H_x$ 、 $H_y$  时，N 和 D 的信号部分和噪声部分分别为：

$$\begin{cases} \langle N_{xy} \rangle_s = \langle P_{H_x} \rangle_s \langle E_x H_y^* \rangle_s - \langle H_x H_y^* \rangle_s \langle E_x H_x^* \rangle_s \\ \langle N_{xy} \rangle_n = \langle P_{H_x} \rangle_n \langle E_x H_y^* \rangle_n + \langle E_x H_y^* \rangle_n \langle P_{H_x} \rangle_n \\ \quad - \langle E_x H_x^* \rangle_n \langle H_x H_y^* \rangle_n - \langle H_x H_y^* \rangle_n \langle E_x H_x^* \rangle_n \end{cases} \quad (2-32)$$

$$\begin{cases} \langle N_{yy} \rangle_s = \langle P_{H_x} \rangle_s \langle E_y H_y^* \rangle_s - \langle H_x H_y^* \rangle_s \langle E_y H_x^* \rangle_s \\ \langle N_{yy} \rangle_n = \langle P_{H_x} \rangle_n \langle E_y H_y^* \rangle_n + \langle E_y H_y^* \rangle_n \langle P_{H_x} \rangle_n \\ \quad - \langle E_y H_x^* \rangle_n \langle H_x H_y^* \rangle_n - \langle H_x H_y^* \rangle_n \langle E_y H_x^* \rangle_n \end{cases} \quad (2-33)$$

$$\begin{cases} \langle N_{yx} \rangle_s = \langle H_y H_x^* \rangle_s \langle E_y H_y^* \rangle_s - \langle P_{H_y} \rangle_s \langle E_y H_x^* \rangle_s \\ \langle N_{yx} \rangle_n = \langle H_y H_x^* \rangle_n \langle E_y H_y^* \rangle_n + \langle E_y H_y^* \rangle_n \langle H_y H_x^* \rangle_n \\ \quad - \langle E_y H_x^* \rangle_n \langle P_{H_y} \rangle_n - \langle P_{H_y} \rangle_n \langle E_y H_x^* \rangle_n \end{cases} \quad (2-34)$$

$$\begin{cases} \langle N_{xx} \rangle_s = \langle H_y H_x^* \rangle_s \langle E_x H_y^* \rangle_s - \langle P_{H_y} \rangle_s \langle E_x H_x^* \rangle_s \\ \langle N_{xx} \rangle_n = \langle H_y H_x^* \rangle_n \langle E_x H_y^* \rangle_n + \langle E_x H_y^* \rangle_n \langle H_y H_x^* \rangle_n \\ \quad - \langle E_x H_x^* \rangle_n \langle P_{H_y} \rangle_n - \langle P_{H_y} \rangle_n \langle E_x H_x^* \rangle_n \end{cases} \quad (2-35)$$

$$\begin{cases} D_s = \langle P_{H_x} \rangle_s \langle P_{H_y} \rangle_s - \langle H_x H_y^* \rangle_s \langle H_y H_x^* \rangle_s \\ D_n = \langle P_{H_x} \rangle_n \langle P_{H_y} \rangle_n + \langle P_{H_y} \rangle_n \langle P_{H_x} \rangle_n \\ \quad - \langle H_y H_x^* \rangle_n \langle H_x H_y^* \rangle_n - \langle H_x H_y^* \rangle_n \langle H_y H_x^* \rangle_n \end{cases} \quad (2-36)$$

如果噪声与噪声之间，噪声与信号之间是不相关的，场源为非线性极化的情况下，只有相互正交的电磁场的互功率谱不为零，这时阻抗张量各元素为：

$$\begin{cases} Z_{xy} = \frac{\langle E_x H_y^* \rangle}{\langle H_y H_y^* \rangle} \\ Z_{yy} = 0 \\ Z_{yx} = \frac{\langle E_y H_x^* \rangle}{\langle H_x H_x^* \rangle} \\ Z_{xx} = 0 \end{cases} \quad (2-37)$$

若磁场中含有噪声将使阻抗的估算偏低，当 A、B 为  $E_y$ 、 $H_y$  时也具有类似的情况。

当 A、B 分别取  $E_x$ 、 $E_y$  和  $E_x$ 、 $H_x$  时有：

$$\begin{cases} Z_{xy} = \frac{\langle E_x E_x^* \rangle}{\langle H_y E_x^* \rangle} \\ Z_{yy} = 0 \\ Z_{yx} = \frac{\langle E_y E_y^* \rangle}{\langle H_x E_y^* \rangle} \\ Z_{xx} = 0 \end{cases} \quad (2-38)$$

这时电场噪声将使阻抗的估算偏高。

设

$$Z = \frac{E}{H} = |Z(\omega)|e^{i\theta} \quad (2-39)$$

对阻抗求导有：

$$\Delta Z = \frac{\Delta E}{H} - \frac{E}{H^2} \Delta H = \frac{1}{H} (\Delta E - Z \Delta H) \quad (2-40)$$

令：

$$E = |E(\omega)|e^{i\theta_1} \quad H = |H(\omega)|e^{i\theta_2} \quad (2-41)$$

由 (2-40) 式有：

$$\begin{aligned} \Delta Z &= \frac{1}{H} \left( e^{i\theta_1} * \Delta |E(\omega)| - Z * e^{i\theta_2} * \Delta |H(\omega)| \right) + \\ &\quad \frac{i}{H} \left( |E(\omega)| * e^{i\theta_1} * \Delta \theta_1 - Z * |H(\omega)| * e^{i\theta_2} * \Delta \theta_2 \right) \\ &= e^{i\theta} * \Delta |Z(\omega)| + i |Z(\omega)| * e^{i\theta} * \Delta \theta \end{aligned} \quad (2-42)$$

比较 (2-42) 式两边有：

$$\Delta|Z(\omega)| = |Z(\omega)| \left[ \frac{\Delta|E(\omega)|}{|E(\omega)|} - \frac{\Delta|H(\omega)|}{|H(\omega)|} \right] \quad (2-43)$$

或

$$\Delta|Z(\omega)| = \left[ \frac{\Delta|E(\omega)|}{|H(\omega)|} - |E(\omega)| \frac{\Delta|H(\omega)|}{|H(\omega)|^2} \right] \quad (2-44)$$

$$\frac{\Delta|Z(\omega)|}{|Z(\omega)|} = \left[ \frac{\Delta|E(\omega)|}{|E(\omega)|} - \frac{\Delta|H(\omega)|}{|H(\omega)|} \right] \quad (2-45)$$

$$\Delta\theta = \frac{\Delta\theta_1}{|E(\omega)|} - \frac{\Delta\theta_2}{|H(\omega)|} \quad (2-46)$$

(2-44) (2-45) 式与 (2-37) (2-38) 式相比更清楚的表明了电场或磁场噪声将使阻抗向上或向下偏移, 偏移的幅值不仅与噪声的能量成正比, 而且还与信号的能量成反比; (2-44) 式还表明电场噪声对阻抗的影响要比磁场更大, 事实上在观测中电场比磁场也更易受到干扰, 因此充分关注电场的影响是很有必要的。

## 2.5 大地电磁信号相关分析

为了分析输入输出信号之间的相关性, 常使用常相干函数来描述输入与输出之间的相关程度<sup>[19]</sup>。常相干函数定义为:

$$v^2 = \frac{|P_{\text{输入, 输出}}(f)|^2}{|P_{\text{输入}}(f)| \cdot |P_{\text{输出}}(f)|} \quad (2-47)$$

$P$  为信号相关函数的傅里叶变换。在输入输出满足线性叠加关系的情况下, 常相干函数等于 1, 若输入和输出完全不相干时常相干函数等于 0。

假设输入与输出信号中含有不相关噪声, 令  $H(t)$ 、 $E(t)$  分别为输入输出信号, 则

$$\begin{aligned} H(t) &= H_s(t) + H_n(t) \\ E(t) &= E_s(t) + E_n(t) \end{aligned} \quad (2-48)$$

$s$ 、 $n$  分别表示信号和噪声。则

$$\begin{aligned} P_H(f) &= |H_s(f)|^2 + |H_n(f)|^2 \\ P_E(f) &= |E_s(f)|^2 + |E_n(f)|^2 \\ P_{H,E}(f) &= H_s(f)E_s(f) \end{aligned} \quad (2-49)$$

则 (2-47) 式可以写为

$$v^2 = \frac{|H_x(f)E_y(f)|^2}{\left[|H_x(f)|^2 + |H_n(f)|^2\right] \cdot \left[|E_x(f)|^2 + |E_n(f)|^2\right]} < 1 \quad (2-50)$$

这表明当输入信号中存在噪声时，常相干函数必将小于 1，且噪声愈强，其值越小，因此，常相干函数可以作为电磁场信号受干扰程度的一个量度。

在大地电磁法中，对于具体的电场分量和磁场分量，常相干函数可表示如下：

对于  $E_x$  与  $H_x$ 、 $H_y$

$$v_{H,E_x}^2 = \frac{|P_{H,E_x}(f)|^2}{|P_H(f)||P_{E_x}(f)|} = \frac{|Z_{xx}(f)H_x(f) + Z_{xy}(f)H_y(f)|^2}{|E_x(f)|^2} \quad (2-51)$$

对于  $E_y$  与  $H_x$ 、 $H_y$

$$v_{H,E_y}^2 = \frac{|P_{H,E_y}(f)|^2}{|P_H(f)||P_{E_y}(f)|} = \frac{|Z_{yx}(f)H_x(f) + Z_{yy}(f)H_y(f)|^2}{|E_y(f)|^2} \quad (2-52)$$

在理想无噪声的情况下， $E_x$  和  $H_x$ 、 $H_y$  以及  $E_y$  和  $H_x$ 、 $H_y$  满足 (2-22) 式所示的双输入单输出方程，很容易得到

$$v_{H,E_x}^2 = 1 \quad v_{H,E_y}^2 = 1$$

若存在噪声，它们的取值将会小于 1，且噪声越强，值越小，相关性就越小。

## 第三章 自适应滤波的基本理论

### 3.1 自适应滤波器的原理与应用

1960年, Bernard Widrow 和 Hoff<sup>[46]</sup>发明了最小均方算法(LMS算法), 随后提出了自适应滤波理论<sup>[47][48]</sup> (B. Widrow, 1966, 1970)。它是在维纳(Wiener)滤波和卡尔曼(Kalman)等线性滤波基础上发展起来的一种最佳滤波方法。它的特点是: 当输入过程的统计特性未知, 或者输入过程的统计特性变化时, 能够相应的调整自身的参数, 以满足规定的某种准则的要求, 从而实现最优滤波。即具有“自学习”和“跟踪”的能力<sup>[45]</sup>。

经过四十多年的发展, 自适应滤波理论技术已趋于成熟。已形成自适应均衡, 语音编码, 谱分析, 自适应噪声消除和自适应波束形成等技术。应用领域也十分广泛, 包括通信与雷达、自动控制学、生物医学工程<sup>[57]</sup>、地震信号处理<sup>[52]</sup>等等。本节就自适应滤波器的基本原理和典型应用两个方面进行简述。

#### 3.1.1 自适应滤波器的基本原理

自适应滤波器最基本、最主要的性质是它的时变、自调整性能。它的实质是定义一种准则, 或有序搜索过程, 在信号统计特性未知或随时间变化的情况下, 在可能的范围内不断寻找符合条件的最优解。

一般来说, 自适应滤波系统是一种时变、非线性系统, 特别是其特性与其输入信号有关。当输入信号改变时, 输出也会相应改变, 并且更重要的是它并不满足叠加原理。对于任意两个不同的信号, 自适应系统也会以这两个不同输入的形态和结构进行方式不同的调整。因此, 自适应系统无法用通常的方式去表述系统的特性, 如频率响应函数等。作为非线性系统, 自适应系统有两个不同的特征: 自适应系统是可以调整的, 这种调整通常是与有限长度信号的时间平均特性有关, 而不是取决于信号或内部系统状态的瞬时值; 自适应系统调整是有目的的, 通常是为了优化某个确定的性能测度。当适应过程结束、自适应调整不再进行时, 自适应系统会成为线性系统, 并称之为线性自适应系统。

从整体结构上来说, 自适应系统可分为开环自适应和闭环自适应, 原理如图3-1。开环自适应首先要对输入或环境特性进行测量, 用测量得到的信息形成一个公式或算法, 再用结果去建立自适应系统的调整。而在实际应用中, 由于系统的非线性或时变性、信号的非平稳等, 并不能提供相关的有用信息用于调整开环系统的参数。闭环自适应则包含了用自身调整和结果的知识去优化一个可量度的

系统性能的自动试验，即“自学习”和“跟踪”，这种自适应的性能反馈能使应用的可靠性得以改善。当然，闭环系统的实现存在稳定性的问题，需要对自适应算法进行深入的研究<sup>[44]</sup>。

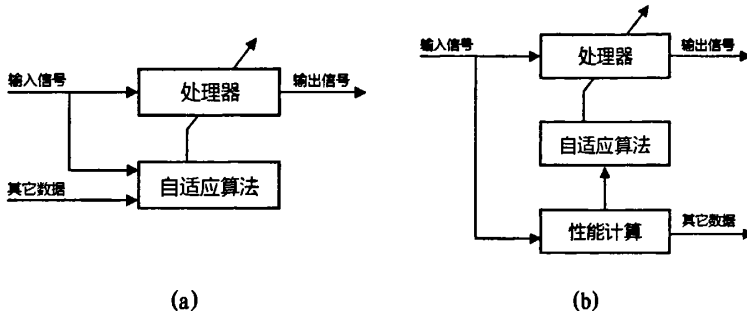


图 3-1 自适应滤波器整体结构  
(a) 开环自适应 (b) 闭环自适应

图 3-2 是闭环自适应滤波器的一般情形。自适应滤波原理图中包括两个组成部分：自适应滤波器和自适应算法。 $k$  表示迭代次数， $x(k)$ 、 $y(k)$  分别为自适应滤波器输入和输出信号， $d(k)$  定义了期望信号或称为参考信号，误差信号  $e(k)$  等于  $d(k)$  与  $y(k)$  之差。滤波器工作流程是先计算自适应滤波器输出对输入信号的响应，通过比较输出结果与期望响应产生估计误差，利用误差信号构造一个自适应滤波器的输出信号的性能函数（又称目标函数），用于确定滤波器系数的适当更新方式，最终使目标函数最小化。即意味着在规定准则上，自适应滤波器的输出信号与期望信号实现了匹配。因此，自适应滤波一般都包括滤波过程和自适应过程，这两个过程交替进行<sup>[51]</sup>。

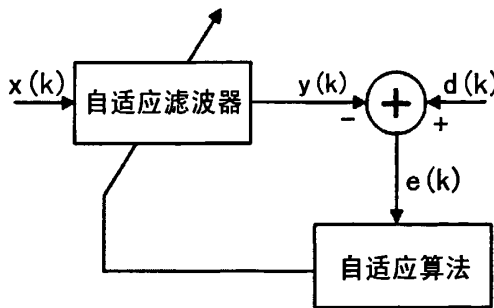


图 3-2 自适应滤波原理图

### 3.1.2 自适应滤波器的典型应用

引言中关于自适应滤波理论的发展提及自适应滤波器已成功的应用于地震学和心电图学等等, 尽管在各应用领域的应用特性不同, 但无论是采用什么样的结构, 或采用各种各样的自适应滤波算法, 它们都有一个共同的特征: 输入向量和期望响应用于计算估计误差, 该误差依次用来控制一组可调滤波器系数。如: 采用横向结构的自适应滤波器, 用于控制抽头权值的更新。各种自适应滤波器应用之间的本质不同在于其期望响应的提取方式不同。依此准则划分, 自适应滤波器可以有以下四种类型的应用<sup>[45]</sup>:

#### (1) 辨识

在这类应用中, 自适应滤波器提供一个在某种意义上的能够最好拟合未知装置的线性模型。原理上将该装置和自适应滤波器输入相同的激励信号, 用装置的输出作为自适应滤波器的期望信号, 从而产生误差信号反馈, 对滤波器系数进行自适应调整。如图 3-3 所示, 是系统辨识的结构原理图, 其中  $u$  是加到自适应滤波器的输入,  $y$  是自适应滤波器的输出,  $d$  是期望响应,  $e=d-y$  是估计的误差。

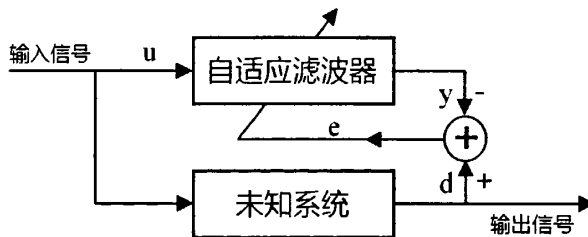


图 3-3 自适应滤波器应用于系统辨识

#### (2) 逆模型

逆模型可在某种意义上最好的拟合未知噪声装置。理想的线性系统情况下, 该逆模型的转移函数等于未知装置转移函数的倒数, 如此, 未知噪声装置与自适应滤波器构成一个理想的传输媒介。利用输入信号的延迟 (或不延迟) 作为期望响应。这种模型可应用在信道均衡和地震勘探中的分层地球建模等。图 3-4 是逆模型的原理图。



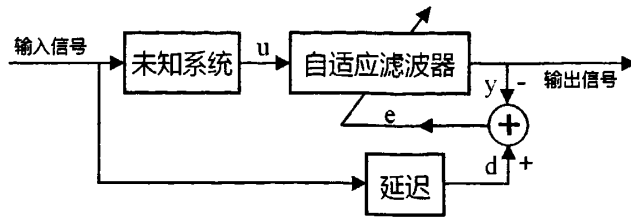


图 3-4 自适应滤波器应用于逆模型

### (3) 预测

图 3-5 是自适应滤波器应用于预测的原理图。这里的自适应滤波器的作用是对随机信号的当前值提供某种意义上最好的预测。将信号的当前值做自适应滤波器的期望响应，信号的过去值加到滤波器的输入端。当取估计误差  $e$  作为输出时，则该系统是预测误差滤波器，当取输出信号  $y$  作为输出即为预测器。典型实例应用有：语音信号上的预测编码；也可以用于估计某一感兴趣信号的功率谱。

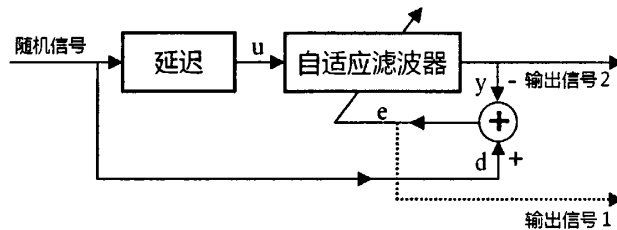


图 3-5 自适应滤波器应用于预测

### (4) 干扰消除

图 3-6 表示了自适应滤波器应用于干扰的消除，自适应滤波器以某种意义上的最优化方式消除包含在基本信号中的未知干扰。基本信号作为自适应滤波器的期望响应，参考的信号作为滤波器的输入。

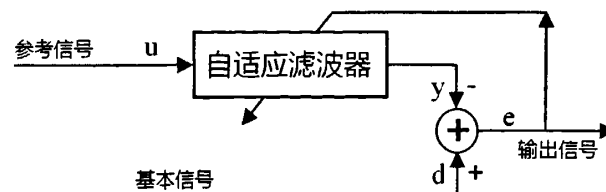


图 3-6 自适应滤波器应用于干扰消除

### 3.2 自适应滤波算法

由图 3-2 可知, 自适应算法是自适应滤波器中基础的部分之一。自适应算法是指为使某个预先确定的准则达到最小化, 而自适应的调整滤波器系数的方法。数学描述如下<sup>[51]</sup>:

令要调整的参数为  $\theta(k)$ , 则目标函数  $F$  是输入信号、参考信号和自适应滤波器输出信号的一个函数, 即  $F = F[x(k), d(k), y(k)]$ , 它满足:

- (1) 非负性: 对任意的  $x(k)$ ,  $d(k)$  和  $y(k)$ , 都有  $F[x(k), d(k), y(k)] \geq 0$ ;
- (2) 最优性:  $F[x(k), d(k), y(k)] = 0$ 。

在自适应过程中, 自适应算法试图使函数  $F$  最小化, 从而达到  $y(k)$  与  $d(k)$  的匹配, 此时  $\theta(k)$  收敛到最优系数构成的集合  $\theta_0$ 。

目标函数还可理解为误差信号  $e(k)$  的直接函数, 而  $x(k)$ ,  $d(k)$  和  $y(k)$  作为  $e(k)$  的某个函数, 那  $F = F[e(k)] = F[e(x(k), d(k), y(k))]$ , 此式表明自适应算法包含最小化算法定义、目标函数定义和误差信号定义三个基本要素。

对最小化算法  $F$  的定义是最优化的主题, 本质上会影响收敛速度和计算复杂度, 主要有牛顿算法、拟牛顿算法和最陡下降法 (梯度方法)。梯度算法最易实现, 牛顿法到达最小值邻域所需的迭代次数最少, 而拟牛顿法是前两种方法的折中。在具体算法的选择上取决于如下一个或多个因素<sup>[45]</sup>: (1) 收敛速率, 即收敛于均方误差意义上的最优维纳解的所需迭代次数, 快速收敛意味着能快速自适应于统计意义上未知的平稳环境; (2) 失调, 是对自适应滤波器集平均的最终均方误差与维纳滤波器产生的最小均方误差之间偏离程度的一个定量测量; (3) 跟踪, 衡量自适应滤波算法运行于非平稳环境时跟踪环境统计量变化的能力; (4) 鲁棒性, 表示自适应滤波器的稳健性, 即小的扰动只会产生小的估计误差; (5) 计算要求, 包括完成算法一次完整迭代的运算量、存储空间大小的需求和编程的复杂度。(6) 结构, 即硬件实现的难易度; (7) 数值特性, 即要考虑量化误差带来的数值稳定性和数值精确性的问题。

目标函数  $F[e(k)]$  的定义同样会影响计算的复杂度。广泛采用的目标函数形式有:

- (1) 均方误差 (Mean Square Error, MSE):  $F[e(k)] = E[|e(k)|^2]$ ;
- (2) 最小二乘法 (Least Square, LS):  $F[e(k)] = \sum_{i=0}^k |e(k-i)|^2 / (k+1)$  等。

误差信号  $e(k)$  的选取同样会影响算法的计算复杂度、收敛速度和鲁棒性等。

通过自适应滤波理论近几十年的发展, 目前提出很多自适应滤波算法。本论文重点研究最小均方 (Least Mean Square, LMS) 自适应算法和递归最小二乘

(Recursive Least Squares, RLS) 自适应算法, 这两种算法在自适应滤波器中占有十分重要的地位, 很多方法是基于这两种算法基础上的改进。

### 3.2.1 最小均方算法

#### 1 维纳解

在自适应滤波中, 最广泛采用的目标函数之一是均方误差 (MSE), 其定义为

$$F[e(k)] = \xi(k) = E[|e(k)|^2] = E[d^2(k) - 2d(k)y(k) + y^2(k)] \quad (3-1)$$

自适应滤波器最直接的实现形式就是横向形式 FIR 结构, 如图 3-7 所示, 在这种情况下其输出为

$$y(k) = \sum_{i=0}^N w_i(k)x(k-i) = W^T(k)X(k) \quad (3-2)$$

其中  $X(k) = [x(k) \ x(k-1) \ \dots \ x(k-N)]^T$  和  $W(k) = [w_0(k) \ w_1(k) \ \dots \ w_N(k)]^T$  分别是输入向量和抽头权值向量。

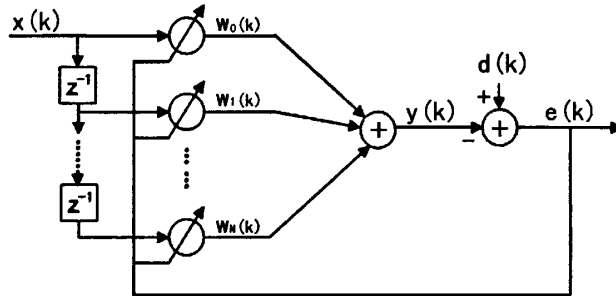


图 3-7 自适应横向 FIR 滤波器

出

$$e(k) = d(k) - y(k) = d(k) - W^T(k)X(k) \quad (3-3)$$

此时目标函数可写为

$$\begin{aligned} E[e^2(k)] &= \xi(k) \\ &= E[d^2(k) - 2d(k)W^T(k)X(k) + W^T(k)X(k)X^T(k)W(k)] \quad (3-4) \\ &= E[d^2(k)] - 2E[d(k)W^T(k)X(k)] + E[W^T(k)X(k)X^T(k)W(k)] \end{aligned}$$

(3-4) 式称为均方误差性能函数, 令

$$P = E[d(k)X(k)] \quad (3-5)$$

$$R = E[X(k)X^T(k)]$$

其中  $P$  表示期望信号与输入信号之间的互相关向量,  $R$  为输入信号的自相关矩阵。此时 (3-4) 式可进一步简化为

$$\xi(k) = E[d^2(k)] - 2W^T P + W^T R W \quad (3-6)$$

与滤波器抽头加权系数相关的 MSE 函数的梯度向量为

$$\begin{aligned} g_w &= \frac{\partial \xi}{\partial W} = \left[ \frac{\partial \xi}{\partial w_0} \quad \frac{\partial \xi}{\partial w_1} \quad \dots \quad \frac{\partial \xi}{\partial w_N} \right]^T \\ &= -2P + 2RW \end{aligned} \quad (3-7)$$

令梯度向量为零, 即

$$RW = P \quad (3-8)$$

这就是著名的维纳-霍夫 (Wiener-hopf) 方程或称正规方程。

再假设  $R$  是非奇异矩阵, 则使目标函数最小的抽头加权系数可以能过下式计算:

$$W_0 = R^{-1}P \quad (3-9)$$

上式中的解称为维纳解。

代入 (3-6) 式可得在最优抽头系数时的最小均方误差为

$$\begin{aligned} \xi_{\min} &= E[d^2(k)] - 2W_0^T P + W_0^T R R^{-1} P \\ &= E[d^2(k)] - w_0^T P \end{aligned} \quad (3-10)$$

由 (3-9) 式可以看出, 当  $R$  为满秩时, 可用直接法求得  $W_0$ , 然后由 (3-5) 式求得  $R$  和  $P$  的估计值, 再对  $R$  求逆运算。然而, 这是很难实现的: 很多情况下无法得到信号和噪声的先验知识; 当  $R$  阶数较高时, 对  $R$  求逆需要的计算量是巨大的, 代价过高, 甚至是不可能的 (如  $R$  为严重病态)。因此只能采用迭代的方法, 在性能曲面上定义一个准则进行搜索, 并最终能达到最小均方值和实现最佳权矢量。

## 2 最陡下降法的原理

最陡下降法是经典的迭代寻极值方法。从几何意义上来说, 迭代调整权矢量的结果是使系统的均方误差沿性能曲面最陡的方向向下搜索曲面的最低点。曲面的梯度方向是均方误差  $\xi$  增加最快的方向, 因此, 可以通过沿梯度方向的反方向来调整抽头权系数  $W$ , 最速下降法正是基于这个原理, 搜索方向是曲面的负梯

度方向，系数更新的递推公式为：

$$W(k+1) = W(k) - \mu g_w(k) \quad (3-11)$$

式中  $\mu$  为调整步长的常数，即步长因子或收敛因子，由 (3-7) 式得

$$W(k+1) = W(k) - 2\mu RW(k) + 2\mu P \quad (3-12)$$

(3-12) 式是最陡下降法的递推公式，从式中可见，用最陡下降法无需对  $R$  求逆。

对收敛因子  $\mu$  的选取会影响最陡下降算法收敛特性，讨论如下：

自适应滤波器系数与维纳解的误差被定义为

$$\Delta W(k) = W(k) - W_0 \quad (3-13)$$

则最陡下降法用 (3-13) 式定义有：

$$\begin{aligned} \Delta W(k+1) &= \Delta W(k) - 2\mu R W(k) + 2\mu P \\ &= \Delta W(k) - 2\mu R [W(k) - W_0] \\ &= (I - 2\mu R) \Delta W(k) \end{aligned} \quad (3-14)$$

由以上递推关系可以得到

$$\begin{aligned} \Delta W(k+1) &= (I - 2\mu R)^{k+1} \Delta W(0) \\ &= W_0 + (I - 2\mu R)^{k+1} [W(0) - W_0] \end{aligned} \quad (3-15)$$

将 (3-14) 式左乘  $Q^T$ ，其中  $Q$  是通过相似变换使  $R$  对角化的酉矩阵，则可得到

$$\begin{aligned} Q^T \Delta W(k+1) &= (I - 2\mu Q^T R Q) Q^T \Delta W(k) \\ &= V(k+1) \\ &= (I - 2\mu \Lambda) V(k) \\ &= \begin{bmatrix} I - 2\mu \lambda_0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & I - 2\mu \lambda_1 & & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & & I - 2\mu \lambda_N \end{bmatrix} V(k) \end{aligned} \quad (3-16)$$

$V(k+1) = Q^T \Delta W(k+1)$  为旋转后的系数向量误差。由 (3-16) 式可进一步写为

$$V(k+1) = (I - 2\mu \Lambda)^{k+1} V(0) \quad (3-17)$$

$$= \begin{bmatrix} (I-2\mu\lambda_0)^{k+1} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & (I-2\mu\lambda_1)^{k+1} & & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & & (I-2\mu\lambda_N)^{k+1} \end{bmatrix} V(0)$$

(3-16) 式表明，为了保证系数收敛，每一个元素  $I-2\mu\lambda$  的绝对值必须小于 1，因此，最陡下降法的收敛因子必须满足

$$0 < \mu < \frac{1}{\lambda_{\max}} \tag{3-18}$$

其中  $\lambda_{\max}$  为  $R$  的最大特征值。当满足此条件时，随着迭代次数的增加，(3-17) 式对角元中每一个元素都趋于零，则保证了系数向量（抽头权值向量）接近于最优系数向量  $W_0$ 。同时可以看出当  $R$  具有大的特征值扩展时，系数收敛速度主要依赖于最小特征值，即式中衰减最慢的元素是  $(I-2\mu\lambda_{\min})^{k+1}$ 。

$\mu$  值在界限内的取值决定了自适应速度，也决定了权向量解的噪声，注意到  $\lambda_{\max}$  不可能大于  $R$  的迹（对角元素之和），则有

$$0 < \mu < tr[R] \tag{3-19}$$

对于本文研究的自适应横向滤波器， $tr[R]$  就是  $(N+1)E[x_k^2]$ ，或者是  $N+1$  倍输入信号的功率  $P_m$ 。此时

$$0 < \mu < \frac{1}{(N+1)P_m} \tag{3-20}$$

由于信号功率一般来说比  $R$  的特征值更容易得到估计而便于应用。

### 3 最小均方 (LMS) 算法

由 Widrow 等人提出的最小均方算法是一种随机梯度算法族的一种，作为自适应滤波算法中基础算法，显著特点就是它的简单性，在实现过程中，不需要计算相关函数和矩阵求逆计算，使它成为其它自适应算法的参照标准。原理图如图 3-8 所示。

由于抽头输入的相关矩阵  $R$  和抽头输入与期望响应之间的互相关向量  $P$  的先验知识不知道，因此不可能每一次迭代中得到梯度向量  $g_w(k)$  的精确估计。最简单的实现方法有使用基于抽头输入向量和期望响应的  $R$  和  $P$  的瞬时估计值来估计梯度向量，即

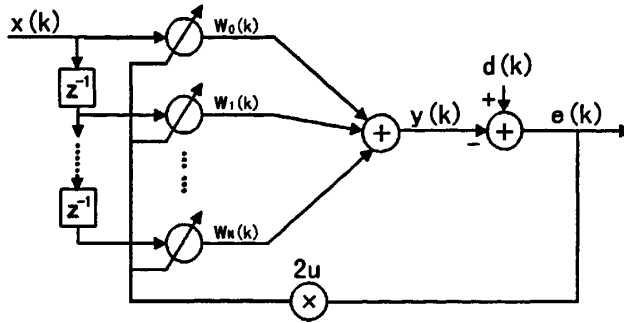


图 3-8 基于 LMS 算法的自适应滤波器

$$\hat{R}(k) = X(k)X^T(k) \tag{3-21}$$

$$\hat{P}(k) = d(k)X(k)$$

其中  $\hat{R}(k)$  和  $\hat{P}(k)$  分别为 R 和 P 的估计值。得到梯度向量的估计值

$$\begin{aligned} \hat{g}_w(k) &= -2\hat{P} + 2\hat{R}W(k) \\ &= -2d(k)X(k) + 2X(k)X^T(k)W(k) \end{aligned} \tag{3-22}$$

这时目标函数将会是瞬时平方误差  $e^2(k)$  而不再是均方误差 (MSE)。这样 (3-22) 式的梯度向量估计值就是真实的梯度向量。因为

$$\begin{aligned} \frac{\partial e^2(k)}{\partial W} &= [2e(k) \frac{\partial e(k)}{\partial w_1(k)} \quad 2e(k) \frac{\partial e(k)}{\partial w_2(k)} \quad \dots \quad 2e(k) \frac{\partial e(k)}{\partial w_N(k)}]^T \\ &= -2e(k)X(k) \\ &= \hat{g}_w(k) \end{aligned} \tag{3-23}$$

即  $\hat{g}_w(k)$  是  $e^2(k)$  的无偏估计。

则可得到 LMS 算法的更新方程

$$W(k+1) = W(k) + 2\mu e(k)X(k) \tag{3-24}$$

其中  $\mu$  就是收敛因子 (或步长因子)，应在一定范围内取值，以保证算法能使抽头权值收敛到最优权值。

至此可得到 LMS 自适应算法的整个流程

表 3-1 LMS 算法

参数设定:	
$\mu$	收敛因子, 步长
$m=N+1$	滤波器阶数 (抽头数)
初始化:	
$X(0) = W(0) = [0 \ 0 \ \dots \ 0]^T$	可以用其它初始化方法
数据:	
$X(k) = [x(k) \ x(k-1) \ \dots \ x(k-N)]^T$	k 时刻抽头输入
$d(k)$	k 时刻期望响应
迭代:	
对于 $k > 0$	
$y(k) = X^T(k)W(k)$	
$e(k) = d(k) - y(k)$	
$W(k+1) = W(k) + 2\mu e(k)X(k)$	

#### 4. LMS 算法的特性

##### (1) 稳态误差

LMS 算法的均方误差与最陡下降法相似, 但由于 LMS 算法是随机梯度算法, 当  $E[W(k)]$  收敛到  $W_0$  时, 加权向量仍会按 (3-24) 式变化, 由于其中的  $2\mu e(k)X(k)$  是随机过程, 因此, 当  $k \rightarrow \infty$  时,  $W(k+1)$  将会在  $W_0$  附近随机起伏, 将其差值定义为稳态均方误差  $\xi(\infty)$ 。Widrow 等证明:

$$\xi(\infty) = (1 + \mu \sum_{j=0}^N \lambda_j) \xi_{\min} \quad (3-25)$$

##### (2) 额外均方误差

在 LMS 算法原理中, 总是假设最终系数收敛到其最优值, 但实际中无法达到。若在收敛条件满足时, 系数向量会平均收敛到最优向量即维纳解  $W_0$ , 但由于梯度的有噪估计值引起抽头权向量的瞬时偏差  $\Delta W(k) = W(k) - W_0$  会产生额外的均方误差 (额外 MSE, 又称超量 MSE)。

在  $\mu$  值较小的情况下, 额外 MSE 可以表示为

$$\begin{aligned} \xi_{exc} &= \Delta \xi(k) \square \xi(k) - \xi_{\min} \\ &= \xi(\infty) - \xi_{\min} \approx (\mu \sum_{j=0}^N \lambda_j) \xi_{\min} \end{aligned} \quad (3-26)$$



可以得到,在做梯度估计过程中会引入两种噪声:梯度噪声和加权噪声,使得系统的误差收敛值不断在  $\xi_{\min}$  波动。

### (3) 失调

失调是量度真实性能与最佳性能的量,表示了均方误差意义上对最优解的逼近程度,定义为

$$M \square \frac{\xi_{exc}}{\xi_{\min}} \approx \mu \sum_{j=0}^N \lambda_j = \mu tr[R] = \mu(N+1)P_{in} \quad (3-27)$$

M 越小越好, M 越小表明算法完成的自适应滤波作用越精确。如: M=0.1 时,表示了自适应滤波器产生的均方误差比最小均方误差大 10%,这样的性能在实际应用中被认为是可以的。从(3-27)式还可以看出失调将随着步长因子  $\mu$  和滤波器的阶数 N 的增大而增大,因此,在实际设计滤波器时要根据实际情况综合的考虑这些参数的选取问题。对于 N 的选取, Widrow 等提出: N 大致等于总信号带宽与滤波器所要求的频率分辨率之比的两倍。

### (4) 时间常数

LMS 滤波器在达到稳态特性以前,已在瞬态部分耗去了很多次迭代,这段时间内,自适应滤波器系数和输出误差将从其初始值变化到接近于对应的最优解值,(3-17)式表明自适应滤波器的系数平均收敛将遵循比值为  $r_{wi} = (1 - 2\mu\lambda_i)$  的 N+1 几何衰减曲线,  $\tau_{wi}$  是抽头权值向量中每个分量瞬态过程的时间常数,则有

$$\tau_{wi} \approx \frac{1}{2\mu\lambda_i} \quad 0 \leq i \leq N \quad (3-28)$$

同理可得到 LMS 算法的集平均学习曲线即均方误差瞬态特性的时间常数为:

$$(\tau_{mse})_i \approx \frac{1}{4\mu\lambda_i} \quad 0 \leq i \leq N \quad (3-29)$$

此式表明 LMS 算法确立时间(即瞬态消失的时间)  $\tau_{mse}$  反比于步长  $\mu$ , 因此存在相互矛盾的要求:若  $\mu$  变小,失调会减小,但是 LMS 算法确立的时间将会增加;反之,  $\mu$  增大使得很快确立 LMS 算法,但是失调会增大。

## 3.2.2 递归最小二乘算法

### 1 RLS 算法原理

1809 年,高斯就提出了最小二乘法,基本原理就是假定有一组分别取自  $t_1, t_2, \dots, t_N$  实数据  $u(1) u(2) \dots u(N)$ , 最小二乘法便要求拟合后曲线  $f(t_i)$  与  $u(i)$  ( $i=1, 2, \dots, N$ ) 之差的平方和最小。

基于递归最小二乘 (RLS) 算法的自适应横向滤波器原理图如图 3-7 所示, RLS 算法基本原理是在给定  $k-1$  次迭代滤波器抽头权向量最小二乘估计基础上, 依据新到达的数据计算  $k$  次迭代权向量的最新估计。RLS 算法的目的在于选择自适应滤波的系数, 使观测期间的输出信号  $y(k)$  与期望信号  $d(k)$  在最小二乘意义上最匹配。对于最小二乘算法, 目标函数为

$$\begin{aligned}\xi^d(k) &= \sum_{i=0}^k \lambda^{k-i} e^2(i) \\ &= \sum_{i=0}^k \lambda^{k-i} [d(i) - X^T(i)W(k)]^2\end{aligned}\quad (3-30)$$

其中  $W(k) = [w_0(k) \ w_1(k) \ \cdots \ w_N(k)]^T$  为自适应滤波器系数向量,  $e(i)$  为  $i$  时刻的后验输入误差 (后验误差通过更新的系数向量计算, 即考虑了最近的输入数据向量  $X(k)$ )。参数  $\lambda$  为指数加权因子, 其值应选择在  $0 < \lambda \leq 1$  范围内。该参数也称为遗忘因子, 因为过去的信息对系数的更新来说, 其可忽略的程度是不断增加的。每一个误差是由期望信号和采用最近的系数  $W(k)$  得到的滤波器输出之差所组成。将 (3-30) 式两边对  $W(k)$  求偏导, 有

$$\frac{\partial \xi^d(k)}{\partial W(k)} = -2 \sum_{i=0}^k \lambda^{k-i} X(i) [d(i) - X^T(i)W(k)] \quad (3-31)$$

令上式为零点, 则有

$$-\sum_{i=0}^k \lambda^{k-i} X(i) X^T(i) W(k) + \sum_{i=0}^k \lambda^{k-i} X(i) d(i) = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \quad (3-32)$$

从而得到最优系数向量  $W(k)$  的表达式为

$$\begin{aligned}W(k) &= \left[ \sum_{i=0}^k \lambda^{k-i} X(i) X^T(i) \right]^{-1} \sum_{i=0}^k \lambda^{k-i} X(i) d(i) \\ &= R_D^{-1}(k) P_D(k)\end{aligned}\quad (3-33)$$

其中  $R_D(k)$  称为输入信号的确定性相关矩阵,  $P_D(k)$  称为输入信号和期望信号之间的确定性互相关向量。

若直接计算  $R_D(k)$  的逆矩阵, 将会使算法的复杂性很高。可以运用矩阵求逆引理来得到  $W(k)$  的递推公式。内容如下:

设  $A$  和  $C$  为非奇异矩阵,  $A$ ,  $B$ ,  $C$  和  $D$  是具有合适的维数的矩阵, 则

$$[A + BCD]^{-1} = A^{-1} - A^{-1}B[DA^{-1}B + C^{-1}]^{-1}DA^{-1} \quad (3-34)$$

因为

$$\begin{aligned} R_D(k) &= \sum_{i=0}^k \lambda^{k-i} X(i)X^T(i) \\ &= \lambda \left[ \sum_{i=0}^{k-1} \lambda^{k-1-i} X(i)X^T(i) \right] + X(k)X^T(k) \\ &= \lambda R(k-1) + X(k)X^T(k) \end{aligned} \quad (3-35)$$

若令  $A = \lambda R(k-1)$ ,  $B = D^T = X(k)$ ,  $C = 1$ , 则有

$$R_D^{-1}(k) = S_D(k) = \frac{1}{\lambda} \left[ S_D(k-1) - \frac{S_D(k-1)X(k)X^T(k)S_D(k-1)}{\lambda + X^T(k)S_D(k-1)X(k)} \right] \quad (3-36)$$

至此可以得到基于后验误差的 RLS 算法的完整表述:

表 3-2 基于后验误差的 RLS 算法

参数:

$\lambda$	遗忘因子
$m=N+1$	滤波器的阶数
$\delta$	$\delta$ 正常数, 可为抽头输入 信号功率估计的倒数

初始化:

$$\begin{aligned} S_D(-1) &= \delta I \\ P_D(-1) &= X(-1) = [0 \ 0 \ \dots \ 0]^T \end{aligned}$$

数据:

$$\begin{aligned} X(k) &= [x(k) \ x(k-1) \ \dots \ x(k-N)]^T \\ d(k) & \end{aligned}$$

迭代:

对于  $k>0$

$$S_D(k) = \frac{1}{\lambda} \left[ S_D(k-1) - \frac{S_D(k-1)X(k)X^T(k)S_D(k-1)}{\lambda + X^T(k)S_D(k-1)X(k)} \right]$$

$$P_D(k) = \lambda P_D(k-1) + d(k)X(k)$$

$$W(k) = S_D(k)P_D(k)$$

输出

$$y(k) = X^T(k)W(k)$$

$$e(k) = d(k) - y(k)$$

现定义先验误差为

$$e'(k) = d(k) - X^T(k)W(k-1) \quad (3-37)$$

则由 (3-33) 式可得

$$W(k) = W(k-1) + e'(k)S_D(k)X(k) \quad (3-38)$$

则有

表 3-3 基于先验误差的 RLS 算法

参数:

$\lambda$	遗忘因子
$m=N+1$	滤波器的阶数
$\delta$	$\delta$ 正常数, 可为抽头输入信号功率估计的倒数

初始化:

$$S_D(-1) = \delta I$$

$$W(-1) = X(-1) = [0 \ 0 \ \dots \ 0]^T$$

数据:

$$X(k) = [x(k) \ x(k-1) \ \dots \ x(k-N)]^T$$

$$d(k)$$

迭代:

对于  $k > 0$

$$e'(k) = d(k) - X^T(k)W(k-1)$$

$$\Psi(k) = S_D(k-1)X(k)$$

$$S_D(k) = \frac{1}{\lambda} \left[ S_D(k-1) - \frac{\Psi(k)\Psi^T(k)}{\lambda + \Psi^T(k)X(k)} \right]$$

$$W(k) = W(k-1) + e'(k)S_D(k)X(k)$$

输出

$$y(k) = X^T(k)W(k)$$

$$e(k) = d(k) - y(k)$$

## 2. RLS 算法的特性

### (1) 初始化自相关的影响

采用  $S_D(-1) = \delta I$  的初始化策略会使自适应滤波器估计系数产生偏差。假设真实的 RLS 的解考虑了  $R_D(k)$  的初始值, 则

$$\sum_{i=-1}^k \lambda^{k-i} X(i)X^T(i)W(k) = \left[ \sum_{i=0}^k \lambda^{k-i} X(i)X^T(i) + \frac{\lambda^{k+1}}{\delta} \right] W(k) = P_D(k) \quad (3-39)$$

由 (3-30) 式至 (3-33) 式的推导可知, 产生无偏解的确定性自相关矩阵并没有包括初始化矩阵。将 (3-39) 式两边同乘以  $S_D(k) = R_D^{-1}(k)$ , 并考虑  $k \rightarrow \infty$ , 可以得到:

$$W(k) + \frac{\lambda^{k+1}}{\delta} S_D(k)W(k) = W_0 \quad (3-40)$$

则由  $S_D(k)$  初始化产生的偏差近似为

$$W(k) - W_0 \approx \frac{\lambda^{k+1}}{\delta} S_D(k)W_0 \quad (3-41)$$

如果  $\lambda < 1$ , 则有  $k \rightarrow \infty$  时, 偏差趋于 0, 如果  $\lambda = 1$ ,  $S_D(k)$  的元素值会随迭代次数增加而减小, 当  $k$  值较大时, 该矩阵近似为零矩阵。同时, 若不存在测量噪声, 则经过  $N+1$  次迭代后, RLS 算法将使系数达到最优解, 并且此时初始化矩阵的影响可以忽略, 这是因为经  $N+1$  次迭代后, 输入向量中有足够充分的信息使得自适应滤波器能够辨识出未知系统的参数。

### (2) 额外均方误差

在 RLS 算法的实际实现过程中, 由于系数估计的误差, 未知参数向量的最优估计  $W(k)$  与  $W_0$  之差  $\Delta W(k) = W(k) - W_0$  会产生额外的均方误差。

$$\xi(k) = \xi_{\min} + E\{[W(k) - w_0]^T X(k)X^T(k)[W(k) - W_0]\} \quad (3-42)$$

现在假设有一个系数为  $W_0$  的有限冲激响应 (FIR) 滤波器, 用具有相同阶数的自适应 FIR 横向滤波器, 利用最小二乘来进行辨识。并假设在期望信号中加上了测量噪声, 其特征被认为是零均值、方差为  $\sigma_n^2$  的白噪声。

当  $\lambda = 1$  时, 可以得

$$\xi(k) = \sigma_n^2 \left(1 + \frac{N+1}{k+1}\right) \quad (3-43)$$

此式表明, 采样数目大于滤波器阶数时才能达到最小 MSE。

当  $\lambda < 1$  时, 由于  $0 < \lambda < 1$ , 额外均方误差描述为:

$$\xi_{exc} = (N+1) \frac{1-\lambda}{1+\lambda} \left(1 + \frac{1-\lambda}{1+\lambda} \kappa\right) \xi'_{\min} \quad (3-44)$$

### (3) 失调

$$M = \frac{\xi_{exc}}{\xi'_{\min}} = (N+1) \frac{1-\lambda}{1+\lambda} \left(1 + \frac{1-\lambda}{1+\lambda} \kappa\right) \quad (3-45)$$

此式表明当  $\lambda$  取值小于 1 会引入四阶统计量，并增加失调。于是，对应于更小  $\lambda$  值的快速自适应 RLS 算法会带来类似于噪声的稳态响应。因此当工作于稳态环境时，如果  $\lambda$  取其它值，稳态额外 MSE 会更高，因此  $\lambda$  的最佳取值应该为 1。

## 第四章 自适应滤波的仿真研究

仿真是一种实验技术,仿真过程包括建立仿真模型和进行仿真实验。通过实验可观察系统模型各变量变化的全过程,多次实验后可寻求系统的最优结构和参数,对在实际应用中的可行性得出结论。就目前的自适应算法研究来说,尽管对参数具有各种理论依据上的限定,但各种算法中不存在一个普遍解能保证自适应滤波器的绝对收敛,或对自适应滤波器参数的选取有一个定量的标准。条件是充分的,但不是必要的,而在满足条件的参数选取上的不同会带来信号处理结果上的迥异,甚至相离的结果。因此,自适应滤波理论应用的前提是要清楚两个方面:一是研究对象的一般特性;二是在模拟对象特征的情况下,对方法的应用效果进行仿真,对仿真的结果进行评价和总结,获得自适应滤波器参数的最优取值。

### 4.1 LMS 算法去噪效果的仿真

#### 4.1.1 LMS 滤波器参数 $N$ 与 $\mu$ 选取的仿真研究

为研究基于最小均方算法的自适应滤波器(简称 LMS 滤波器)的阶数  $N$  和收敛因子  $\mu$  的选取对 LMS 滤波器性能影响,利用二进制频移键控(2FSK)法调制产生的信号作为有用信号,将高斯白噪声作为干扰与噪声。

二进制频移键控法的特点是转换速度快、波形好、稳定度高且易于实现,可以作为标准信号来对自适应算法的性能进行评价和分析。调制的原理在于当由 RAND 产生的 0、1 随机数中,若大于均值 0.5 则取一个周期的频率为  $f_1$  的正弦信号,反之,取一个周期的频率为  $f_2$  的正弦信号,本文仿真中选取了  $f_1=300\text{Hz}$ ,  $f_2=700\text{Hz}$ ,信号的采样率  $f_s=2000\text{Hz}$ 。总采样点数为  $N=4010$ 。2FSK 信号的时域波形图和频谱如图 4-1 所示。

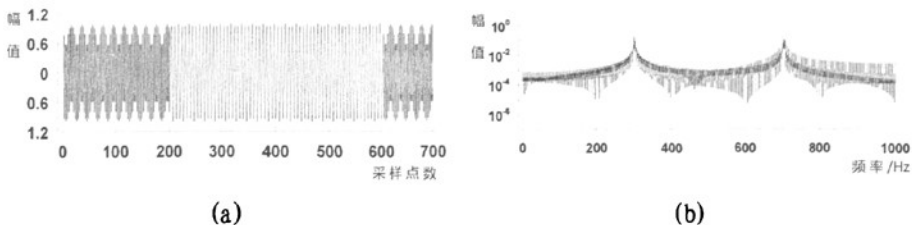


图 4-1 2FSK 标准信号与频谱

(a) 2FSK 信号时域波形(部分) (b) 2FSK 信号频谱图

在仿真分析中,将高斯白噪声作为滤波器输入,将含噪的 2FSK 作为参考信

号，其中有用信号与噪声信号的幅度比值为 1:1，即 SNR 为 0，图 3-5 为仿真的原理图。图 4-2 是加入噪声后信号的频谱图。

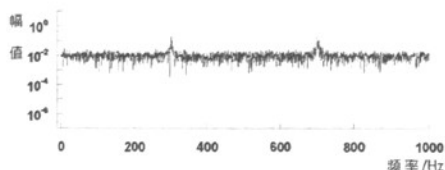


图 4-2 含噪 2FSK 信号频谱

### 1 固定 $\mu$ ，改变 N

经初步功率估计后，取  $\mu=0.01$ ，改变滤波器的阶数。图 4-3、图 4-4 和图 4-5 分别是当  $N=10$ 、20、80 时，含噪 2FSK 信号经 LMS 滤波器后的成果图，包括 LMS 滤波后有用信号的频谱，误差收敛曲线，滤出白噪声的频谱图和时域波形图，表 4-1 是不同阶数 LMS 滤波器对信噪比的改善。

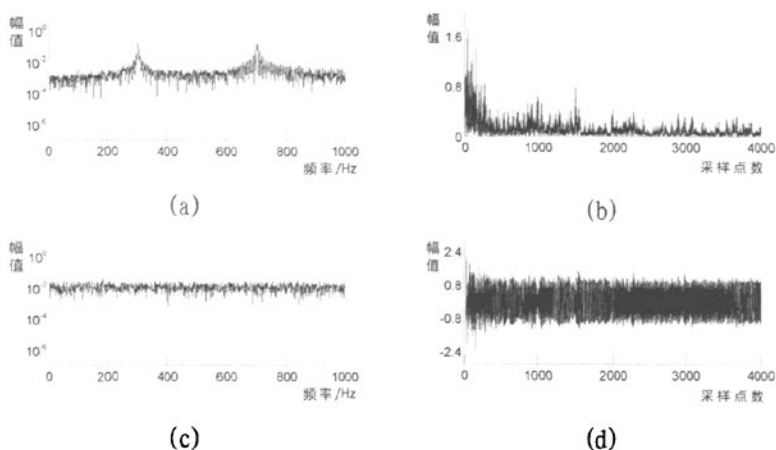
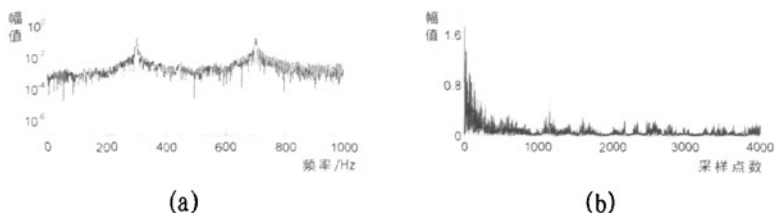


图 4-3  $\mu=0.01$ ， $N=10$  时

LMS 滤波器应用于含噪 2FSK 信号去噪的效果

(a) LMS 滤波后 2FSK 信号频谱；(b) 误差收敛曲线；

(c) LMS 滤波器滤除的高斯白噪声频谱；(d) LMS 滤波器滤除的高斯白噪声；





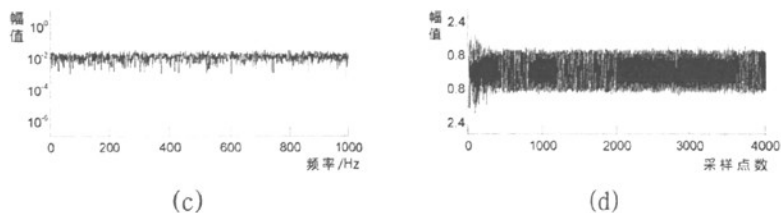


图 4-4  $\mu=0.01, N=20$  时

LMS 滤波器应用于含噪 2FSK 信号去噪的效果

- (a) LMS 滤波后 2FSK 信号频谱; (b) 误差收敛曲线;  
 (c) LMS 滤波器滤除的高斯白噪声频谱; (d) LMS 滤波器滤除的高斯白噪声;

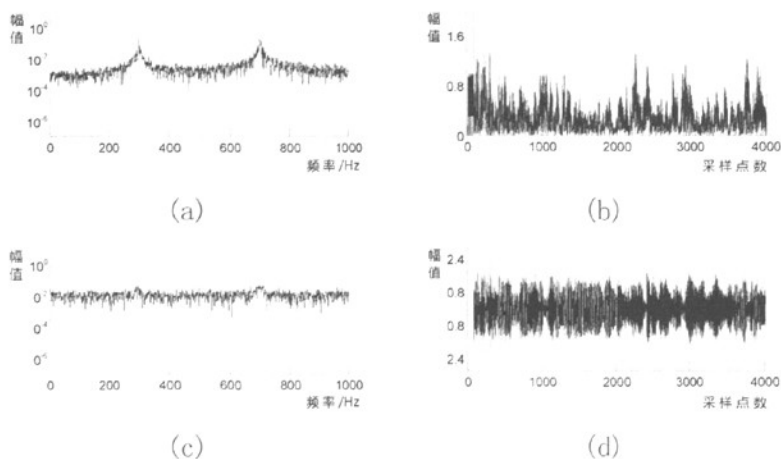


图 4-5  $\mu=0.01, N=80$  时

LMS 滤波器应用于含噪 2FSK 信号去噪的效果

- (a) LMS 滤波后 2FSK 信号频谱; (b) 误差收敛曲线;  
 (c) LMS 滤波器滤除的高斯白噪声频谱; (d) LMS 滤波器滤除的高斯白噪声;

表 4-1 LMS 滤波器取不同抽头权值数时对信噪比的改善

信噪比 SNR	$\mu=0.01$		
	N=10	N=20	N=80
LMS 滤波前	0.2486	0.0977	0.0533
LMS 滤波后	27.0058	32.5689	11.9689

从图 4-3、图 4-4 和图 4-5 的仿真结果图中可以得到如下结论：在固定步长情况下，适当的增大滤波器的阶数，能够加快误差收敛速度，使抽头权值向量更快的趋于最优向量，并提高了信噪比。但自适应滤波器阶数增加并不是一定能带

来更好的效果，因为当滤波器阶数增多时，失调便会增大，特别是当 $\mu$ 较大时，这种失调会直接导致自适应滤波器性能的恶化。如图 4-5 所示，LMS 滤波器阶数达到 80 时，从仿真结果上来看，LMS 滤波后误差的幅值很大，表 4-1 也说明这种情况下 LMS 滤波后信噪比反而降低了。这时 LMS 滤波器的应用是失败的，并未完全压制噪声，反而引入了新的噪声并使有用信号的能量损失。

## 2 固定 $N$ ，改变 $\mu$

取 LMS 滤波器阶数  $N=20$ ，通过改变收敛因子 $\mu$ ，研究 $\mu$ 的改变对滤波性能的影响。仿真结果如图 4-6、图 4-7 所示，表 4-2 为不同步长的 LMS 滤波算法对信噪比的改善。

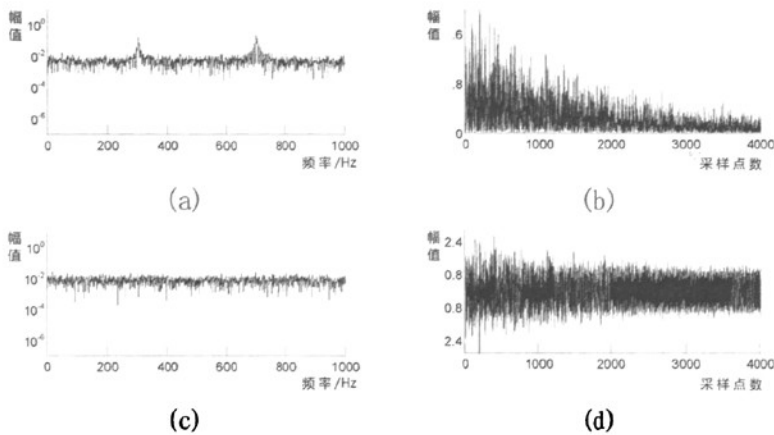


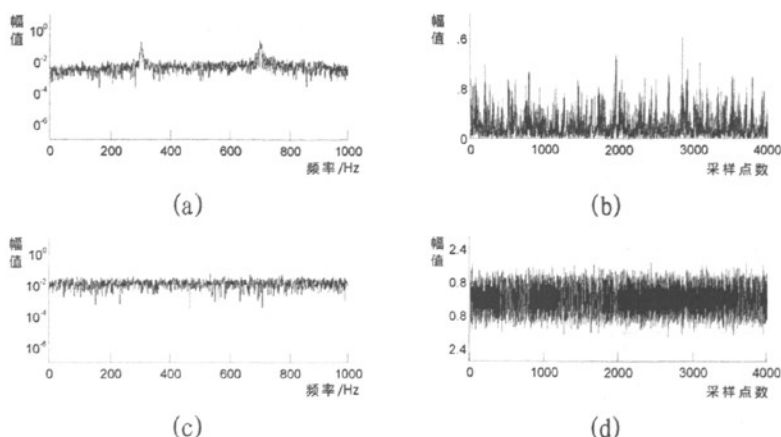
图 4-6  $N=20$ ， $\mu=0.001$  时

LMS 滤波器应用于含噪 2FSK 信号去噪的效果

(a) LMS 滤波后 2FSK 信号频谱；(b) 误差收敛曲线；

(c) LMS 滤波器滤除的高斯白噪声频谱；(d) LMS 滤波器滤除的高斯白噪声；

由图 4-6、图 4-7 与图 4-4 对比得出：LMS 算法的自适应滤波器 $\mu$ 值的选取相对于滤波器阶数来说具有更高灵敏度。 $\mu$ 值过大，能带来滤波器抽头系数的快速的收敛，但伴随着会有更大的失调和抽头系数振荡，从而使误差很大，抽头系数不能收敛于最优解。 $\mu$ 值过小，能使误差均匀的收敛，但滤波器抽头系数的收敛同样会变慢，此时必须解决信号长度的问题，否则在整个过程中 LMS 滤波器都会处在调整过程中，而调整过程就意味着误差，就会在信号中引入新的噪声。从图 4-6、图 4-7 经 LMS 滤波后的 2FSK 信号频谱可以看出，两种情况下都没有有效滤除信号中的噪声。

图 4-7  $N=20$ ,  $\mu=0.1$  时

LMS 滤波器应用于含噪 2FSK 信号去噪的效果

- (a) LMS 滤波后 2FSK 信号频谱; (b) 误差收敛曲线;  
(c) LMS 滤波器滤除的高斯白噪声频谱; (d) LMS 滤波器滤除的高斯白噪声;

表 4-2 LMS 滤波器取不同收敛因子时对信噪比的影响

信噪比 SNR	N=20		
	$\mu=0.001$	$\mu=0.01$	$\mu=0.1$
LMS 滤波前	0.1646	0.1062	0.1335
LMS 滤波后	14.3274	32.9112	18.6562

综上所述, LMS 滤波器应用中步长因子  $\mu$  和抽头权值数  $N$  的选取对自适应滤波器应用效果有着很大的影响。因此, 在应用中应进行多次仿真, 确定参数选取的最优值。

#### 4.1.2 对工频干扰压制的仿真

MT 信号在采集过程中极易受到工频电干扰的影响。大地电磁信号资料中工频电干扰有着显著特点, 做频谱分析可以得到频率在 50Hz 左右具有很高的能量, 同时伴随着一定的谐波能量, 但谐波的能量随频率的升高会减小。

大地电磁信号频带宽, 在仿真试验中采用高斯白噪声对大地电磁信号进行仿真。针对工频电干扰的特点, 分别将白噪声信号调制加上单频率的正弦干扰和多频率正弦干扰进行仿真。

输入信号由宽带信号和周期性干扰信号组成。仿真中输入信号通过一定的延时进入参考通道, 而原信号直接送入主通道, 原理图如图 4-8 所示。由信号处理理论可知, 只要信号延时的长度足够长, 就会使得延时后的宽带信号与原始时间

序列中的宽带信号不相关或相关性极小；而对于周期信号，其相关性也具有周期性，即延时后周期信号的相关性不变。经过自适应滤波处理，参考通道中的自适应滤波器将调整其加权，使输出  $y$  在最小均方误差意义上接近于相关分量——周期信号，而误差接近于非相关分量——宽带信号，因此两个输出端中一个主要包含周期干扰，而另一个便是 LMS 滤波后的宽带信号。这种自适应去噪过程实际也是自适应信号分离的过程，又称窄带滤波<sup>[62]</sup>。

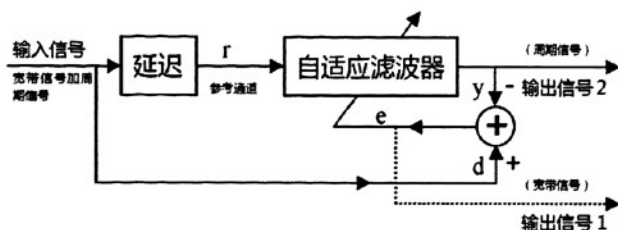


图 4-8 基于 LMS 算法的自适应窄带滤波器原理图

#### (1) 对单频率正弦波干扰压制的仿真

将频率为 50Hz 正弦干扰信号叠加 10 分贝的高斯白噪声，叠加效果如图 4-9 所示，可以看出信号受到幅度很大的周期信号干扰。

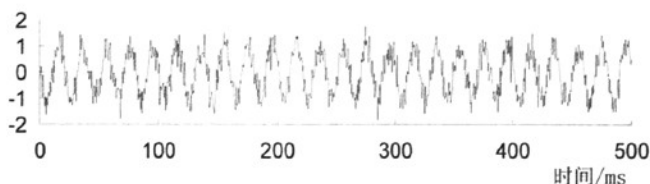


图 4-9 LMS 滤波器的输入信号（单频周期干扰叠加宽带信号）

信号采样率为 2000Hz，LMS 滤波器的阶数  $N=80$ ，收敛因子  $\mu=0.001$  时，图 4-10 是 LMS 滤波后得到的宽频带信号，图 4-11 是 LMS 滤波的误差曲线。由时域波形可以看出：开始滤波后，自适应滤波器会有一个“自学习”和“跟踪”过程，即自适应调节抽头权系数的过程，在图 4-10 和图 4-11 中，0-100ms 可以看作自适应滤波器处于这个过程中。图 4-12 (a) 是 LMS 滤波前信号的幅频图，可以明显的看出单频周期信号具有很大的幅值，图 4-12 (b) 是 LMS 滤波后信号的幅频图，50Hz 的信号衰减达到 60dB，已成功完成了对单频周期信号的压制，同时通过对信号的统计可知，对其它频率信号的幅值损失很小。因此可以得出，LMS 滤波对单频周期信号的压制是非常有效的。

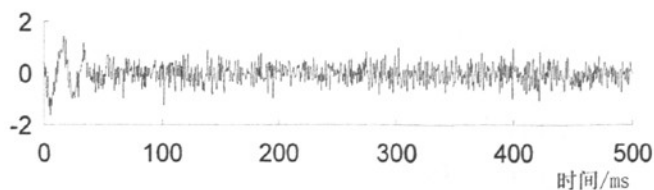


图 4-10 LMS 滤波后的输出信号 (宽带信号)

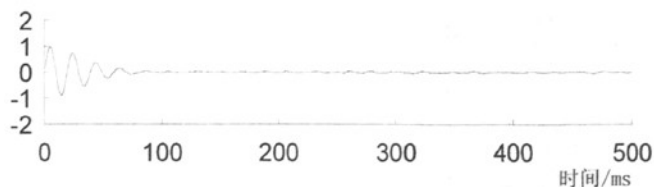


图 4-11 LMS 滤波的误差曲线

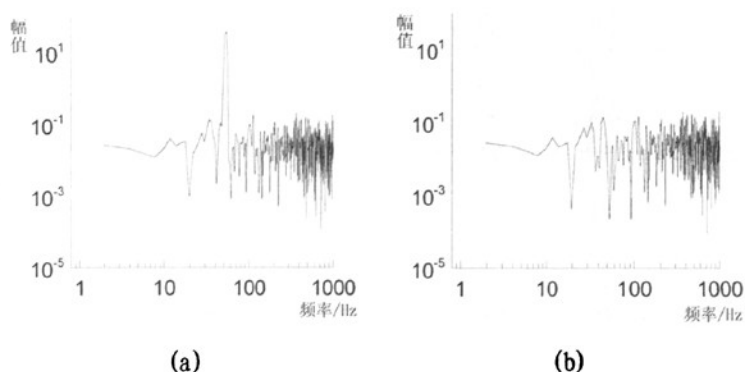


图 4-12 LMS 滤波器对单频周期干扰压制前后的幅频谱比较  
 (a) LMS 滤波前的幅频谱 (b) LMS 滤波后的幅频谱

## (2) 对多频率正弦波干扰压制的仿真

根据工频电干扰及其谐波的特点,用两个频率的周期信号对其进行仿真。取周期干扰信号  $s(t) = \sin(100\pi t) + 0.3\sin(300\pi t)$ , 采样率  $f_s = 2000\text{Hz}$ , 在此干扰信号上叠加高斯白噪声 (如图 4-13 所示)。经过多次试验,当选取 LMS 滤波器的阶数  $N=100$ , 步长因子  $\mu=0.002$  时,能取得很好效果。图 4-14, 图 4-15 分别是经 LMS 滤波后输出的宽带信号和误差曲线。图 4-16 是仿真信号经 LMS 滤波前后幅频谱的对比。对两个以上干扰频率的仿真也表明 LMS 滤波器能有一定的滤波效果。

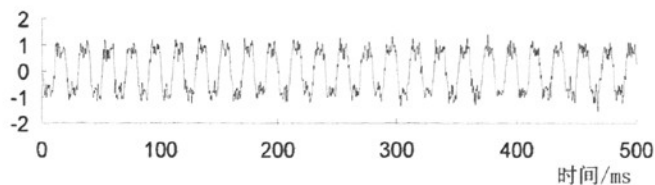


图 4-13 LMS 滤波器的输入信号 (两频率周期干扰叠加宽带信号)

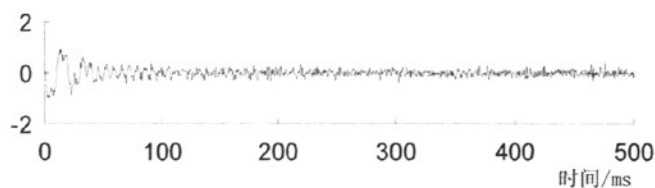


图 4-14 LMS 滤波输出信号 (宽带信号)

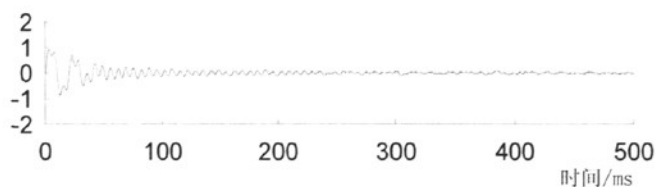


图 4-15 LMS 滤波的误差曲线

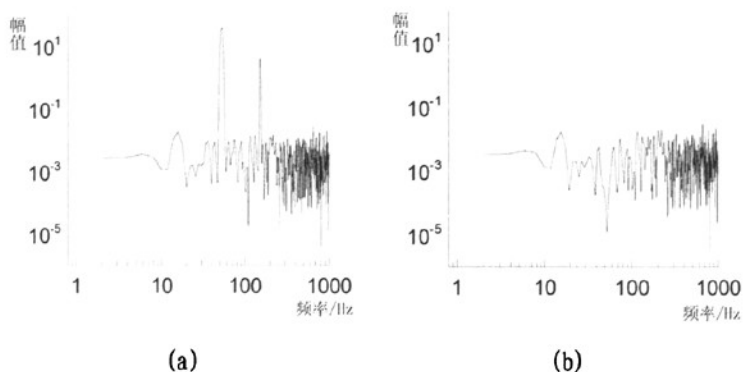


图 4-16 LMS 滤波器对多频周期干扰压制前后的幅频谱比较

(a) LMS 滤波前的幅频谱; (b) LMS 滤波后的幅频谱

从以上仿真表明, LMS 滤波器对于单频率周期干扰的效果十分明显, 进行了非常有效的压制; 对两个频率周期性干扰的压制效果不及对单频干扰压制的效果, 仿真中对两个频率干扰信号叠加时的相位可以不做要求; 但随着干扰频率数

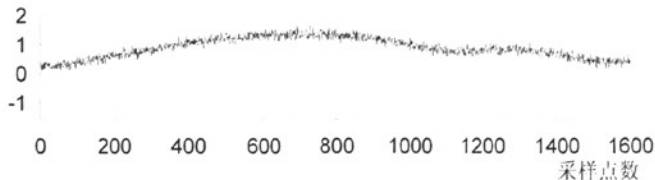
目增多后，自适应滤波的效果会变差。

#### 4.1.3 对振动干扰压制的仿真

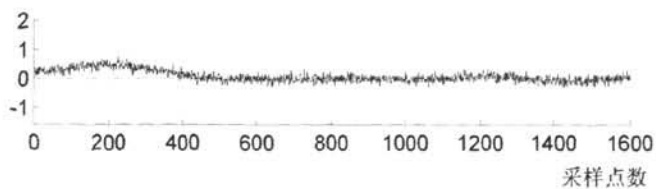
在 MT 信号的采集过程中，因振动干扰的存在，会引起磁道信号和电道信号无规则的漂离零线位置，即出现所谓的基线漂移的现象。针对基线漂移的矫正，国内学者提出了很多方法，如多分辨率分析，Hilbert-Huang 变换法等。本文将基于 LMS 算法的自适应滤波理论应用于对基线漂移矫正。经过如下的仿真，结果表明具有良好的效果。

由振动干扰引起的基线漂移表现为一种大尺度长周期的特性。在时域波形的大致形状上表现为随机性的缓慢变化。为对基线漂移现象进行有效的仿真，在 AUTOCAD 中用手绘和样条插值的方式建模给出基线漂移分量的仿真信号。再叠加宽频带的白噪声（图 4-17 (a)）后进行均匀采样，采样率  $f_s=2000\text{Hz}$ ，模拟大地电磁测深法出现的基线漂移现象。取 LMS 滤波器的阶数  $N=200$ ，收敛因子  $\mu=0.0001$  时，图 4-17 (b) 是对信号进行 LMS 滤波后得到的宽带信号。从时域波形可以看出基线漂移得到了有效的矫正。图 4-17 (c) 是 LMS 滤波后估计的基线漂移分量与建模的基线漂移分量的比较，在 0-400 个采样点之间的两波形存在差异，可以认为是 LMS 滤波器自适应调整的过程；在第 400 个采样点之后两个波形拟合得很好，表明 LMS 滤波完成了自适应过程，达到了最优权值；但同时注意到第 1150 个和第 1360 个采样点之后两曲线有微小差异，这表明仿真的曲线在这两个点处曲线的特征发生的大的变化，而当信号的特征出现大的变化时，LMS 滤波的系数就会相应发生变化，以跟踪信号特征的变化，跟踪过程会产生误差。

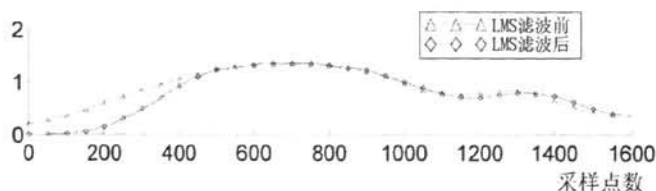
同时对滤波前后的谱分析（图 4-18）可以得出，因振动干扰引起的基线漂移在频域上表现为大周期的干扰，低频能量值很大，尤其是频率小于 10Hz 的信号，经 LMS 滤波后，可以发现低频幅值衰减达到了 40dB。作余量分析知，滤波后对大于 25Hz 以上的频点幅值损失在 5% 左右。这表明 LMS 算法可以应用于基线漂移的滤除。



(a)



(b)



(c)

图 4-17 LMS 滤波对基线漂移矫正的仿真

(a) LMS 滤波器的输入信号 (b) LMS 滤波器的输出信号

(c) 基线漂移的仿真信号与 LMS 滤波后的估计信号对比

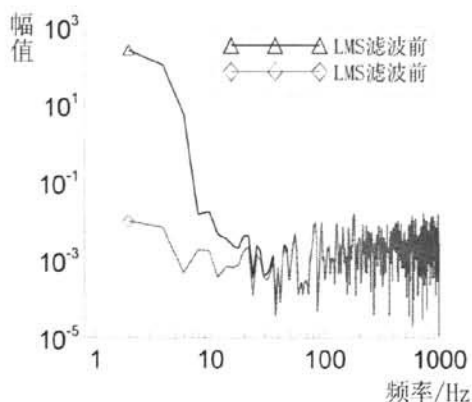


图 4-18 LMS 滤波器对基线漂移压制前后幅频谱比较

## 4.2 RLS 算法去噪效果的仿真

从第一节仿真的过程，可以看出基于随机梯度的 LMS 算法简单易行，但抽头权向量收敛于最佳权值向量的过程较长，并且因为对梯度只是作了逼近估计，最终收敛值会在最佳权值附近抖动。

RLS 算法是利用输入数据（包括含噪信号与参考信号），在每一步都保证达



到最佳。本节将仿真研究 RLS 算法的性能及在信号去噪的应用效果。如图 4-19 给出了仿真的原理图，又称自适应噪声消除器。 $s(n)$ 是有用信号，参考通道输入为噪声  $v_1(n)$ ，它与信号  $s(n)$ 无关而仅与  $v_0(n)$ 存在相关关系，通过自适应调整后，能使其输出  $y(n)$ 在最小二乘意义上得到含噪信号中的噪声  $v_1(n)$ 的一个最佳估计，将这一估计值与主通道的输入相减，可以得到去除噪声后的信号。应用的条件是参考通道输入的噪声与含噪信号中的噪声必须具有相关性。



图 4-19 自适应噪声消除器原理

类型 1:  $v_1(n)$  为高斯白噪声

以高斯白噪声作为参考道输入是基于在大地电磁测深法中，可以利用远参考的数据作为数据处理中的参考道输入。由远参考法的原理可知，远参考测量的大地电磁信号与实测点信号中的大地电磁信号相关，与干扰不相关。

(1) 单频干扰信号

在本例仿真中以高斯白噪声仿真宽频带的天然电磁场信号。仿真信号采样频率为 2000Hz，采样点数为 1500，时长为 750ms。主通道由单频正弦干扰的信号叠加 2 倍高斯白噪声 ( $2*v_1(n)$ ) 混合而成，叠加效果如图 4-20 所示，其中单频正弦干扰为  $s(n) = \sin(100\pi n)$ ，可以看出信号受到很强的单频周期信号干扰。参考通道为高斯白噪声  $v_1(n)$ 。

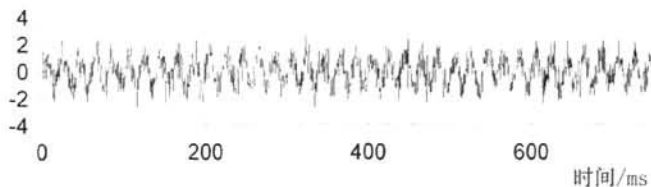


图 4-20 RLS 滤波器输入的仿真信号

取基于递归最小二乘的自适应滤波器（简称 RLS 滤波器）的阶数  $N=16$ ，经多次仿真表明遗忘因子的最优取值为 1，初始化策略中取  $\delta = 0.98$ ，图 4-21 显示了 RLS 滤波后得到的宽频带信号，图 4-22 是 RLS 滤波后估计的宽带信号与原宽

带信号的差值，即误差曲线，也反映了 RLS 滤波的收敛曲线特征。

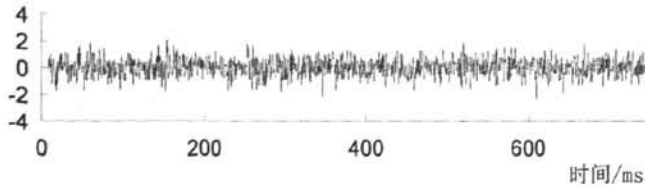


图 4-21 RLS 滤波器输出信号

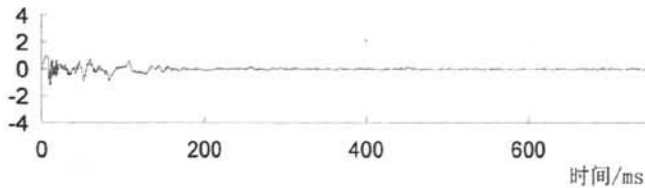


图 4-22 RLS 滤波后宽带信号的误差

由时域波形可以看出 RLS 滤波器有一个学习、跟踪并自适应调节系数的过程，在图 4-21 和图 4-22 中，0-180ms 可以看作自适应滤波器的抽头权系数处于自适应调整过程，200ms 后的误差很小，表明 RLS 滤波器的抽头权值已达到了最优解。图 4-23 (a) 是 RLS 滤波前信号的幅频图，可以明显的看到单频周期信号具有很大的幅值。图 4-23 (b) 是 RLS 滤波后信号的幅频图，50Hz 的干扰受到了压制，幅度衰减 30 分贝左右。进一步分析表明，滤波后对 50Hz 以外的频点幅值损失在 3% 以内。这说明 RLS 滤波已成功完成了对单频周期信号的压制。

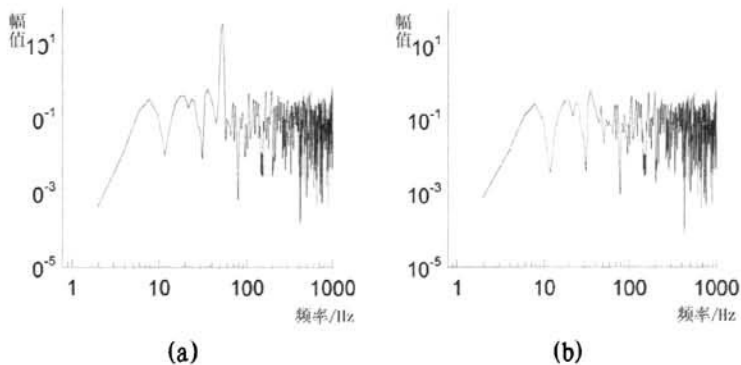


图 4-23 RLS 滤波器对单频周期干扰压制前后的幅频谱比较

(a) RLS 滤波前的幅频谱； (b) RLS 滤波后的幅频谱

## (2) 多频干扰信号

在本例仿真中, 采样频率为 2000Hz, 时间序列长度为 750ms。主通道由多频正弦干扰的信号叠加 2 倍高斯白噪声 ( $2 * v_1(n)$ ) 混合而成, 叠加效果如图 4-24 所示, 其中多频正弦干扰为  $s(n) = \sin(100\pi n) + 0.3\sin(200\pi(n - \pi/6))$ , 用于模拟在大地电磁信号测量中出现的工频干扰及其谐波干扰。参考通道为高斯白噪声  $v_1(n)$ 。为增加结论的对比性, 仍取 RLS 滤波器的阶数  $N=16$ , 遗忘因子取值为 1, 初始化策略中取  $\delta = 0.98$ , 图 4-25 显示了 RLS 滤波后得到的宽频带信号, 图 4-26 是 RLS 滤波后估计的宽带信号与原宽带信号的误差。由时域波形可以看出较单频误差稍大, 但滤除干扰的效果仍很好, 能满足应用要求。图 4-27 (a) 是 RLS 滤波前信号的幅频图, 图 4-27 (b) 是 RLS 滤波后信号的幅频图, 可以看出, RLS 滤波已成功完成了对多频周期干扰信号的压制。

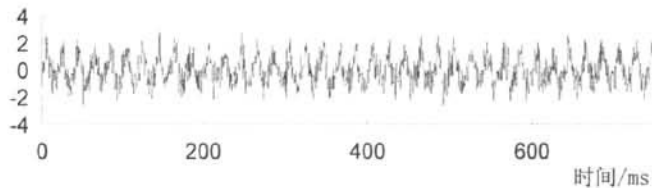


图 4-24 RLS 滤波器输入的仿真信号

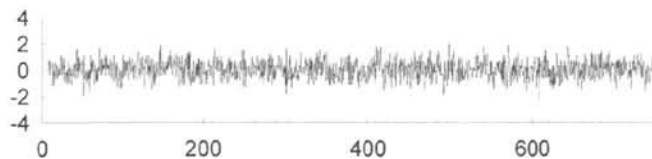


图 4-25 RLS 滤波输出信号

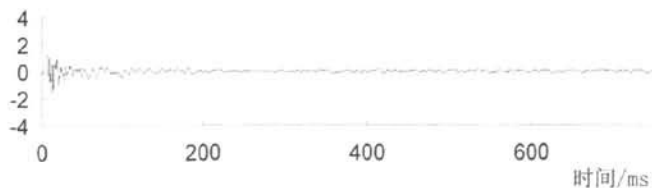


图 4-26 RLS 滤波后宽带信号的误差

研究中, 还进行了  $s(n)$  由任意多频率、不同相位、不同幅值的周期干扰信号合成后再与高斯白噪声叠加构成主通道输入, 再用相关的高斯白噪声作为参考

通道输入的仿真, 结果表明, 无论  $s(n)$  的构成如何, 只要保证参考通道中高斯白噪声与  $s(n)$  中高斯白噪声具有相关性, 都能取得良好的效果。这些效果的取得是由 RLS 滤波原理决定的, 同时, 为大地电磁法数据资料处理中滤除工频干扰及其谐波提供了很好的方法。

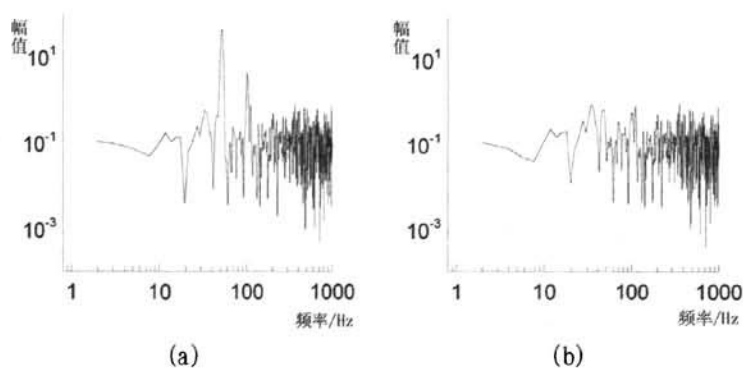


图 4-27 RLS 滤波器对多频周期干扰压制前后的幅频谱比较

(a) RLS 滤波前的幅频谱; (b) RLS 滤波后的幅频谱

在下一例仿真中研究  $s(n)$  的构成中不是具有周期性的干扰混合而是随机的噪声与高斯白噪声的叠加, 参考通道中仍为相关高斯白噪声。依据 RLS 算法原理, 应该仍能得到良好的效果。

### (3) 随机干扰信号——粉红噪声

粉红噪声是自然界最常见的噪音, 它的频率分量功率主要分布在中低频段且频率覆盖范围很宽, 图 4-28 显示了粉红噪声的时域和频域特性。仿真采用 Cool Edit® 软件产生的粉红噪声 (pink noise) 作为随机干扰噪声。采样率为 6000Hz, 时长为 2 秒, 采样点样本数为 12000 个。参考通道中高斯白噪声信号幅值为  $s(n)$  构成中高斯白噪声幅值的一半。

取 RLS 滤波器的阶数  $N=16$ , 遗忘因子取值为 1, 初始化策略中取  $\delta=0.98$ , 图 4-29 是 RLS 滤波仿真的输入信号, 图 4-30 是 RLS 滤波后得到的宽频带信号——高斯白噪声, 图 4-31 是滤出宽带信号与原信号的误差的大小。结果验证了本例仿真之前的假设, 即只要参考通道的高斯白噪声信号与  $s(n)$  的构成中的高斯白噪声信号具有很好的相关性, 就一定能得到良好的效果。但值得注意的是, 在实际的大地电磁测深法中, 要保证参考信号和待处理信号中 useful 信号具有相关性, 对数据同步的要求是十分严格的。因为对于宽频带信号而言, 很小的延时便会使信号之间可能完全不相关。

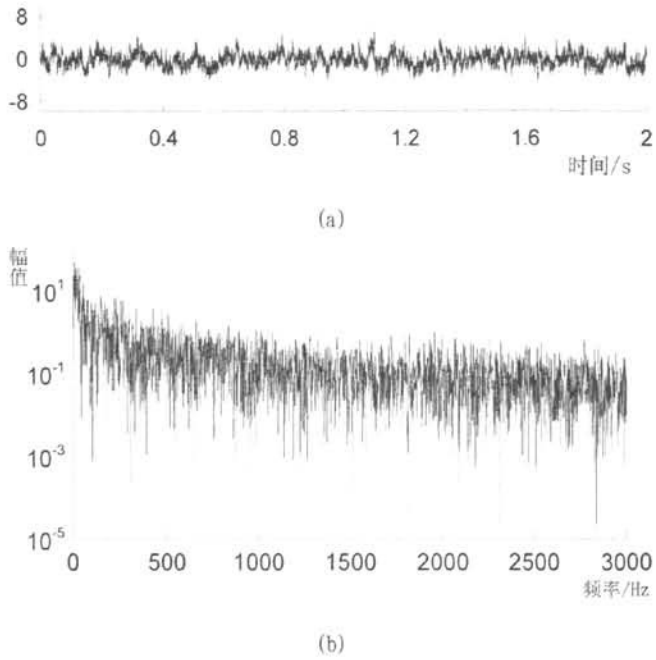


图 4-28 粉红噪声的时频特性

(a) 粉红噪声的时间序列 (b) 粉红噪声的频谱特性

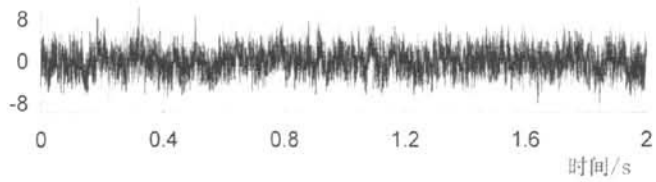


图 4-29 RLS 滤波器输入的仿真信号

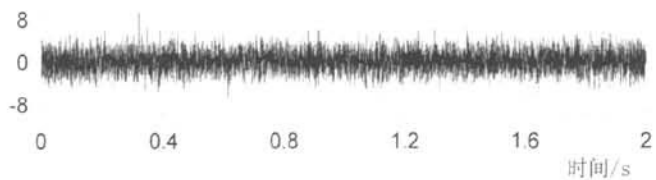


图 4-30 RLS 滤波输出信号

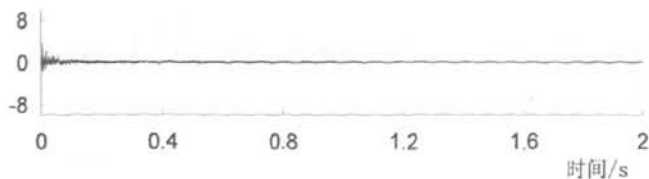


图 4-31 RLS 滤波后宽带信号的误差

#### (4) 参考通道中的信号含有测量噪声

在大地电磁测深法中, 设置远参考的点通常要求与任务测量区足够远, 一般认为这个距离应达到勘探目标层深度的 14 倍, 才能满足任务测量点中的噪声干扰与远参考点信号不相关。同时还要求远参考点要选择在人文干扰非常小的地方, 以能提供高质量的参考道信号。从 RLS 滤波前面几例的仿真中, 参考通道的信号都与原信号中 useful 信号具有很好的相关性。本例将仿真若作为远参考的信号中含有测量噪声, 对 RLS 滤波效果的影响。

仿真将在上一例基础上, 将送入参考道中的高斯白噪声加入相比为 10 分贝的噪声, 作为参考通道的信号输入, RLS 滤波器的参数设置为阶数  $N=16$ , 遗忘因子取值为 1, 初始化策略中取  $\delta = 0.98$ , 图 4-29 是 RLS 滤波仿真的输入信号, 图 4-32 是 RLS 滤波后得到的宽频带信号——高斯白噪声, 图 4-33 是 RLS 滤波后估计的宽带信号与滤波前宽带信号的误差曲线。

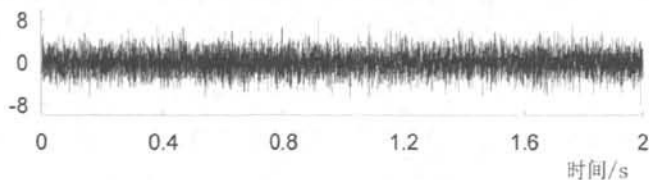


图 4-32 RLS 滤波输出信号

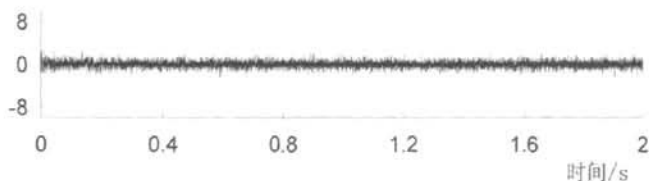


图 4-33 RLS 滤波后宽带信号的误差

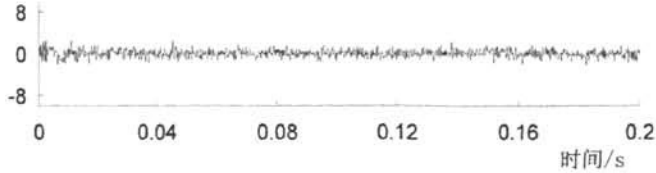


图 4-34 RLS 滤波后宽带信号的误差 (局部)

比较图 4-31 和图 4-33, 很容易得出当参考通道的信号中混入噪声后对滤波性能的影响。从图 4-34 的局部放大图可以看出, 在 RLS 滤波开始后, 在经过很短的时间后就达到了稳态收敛, 但由于参考道中测量噪声的存在, 这个稳态的误差很大, 经分析, 其幅度大于参考通道上所加的噪声。因此, 参考通道中若存在噪声对 RLS 滤波效果有很大的影响。这就要求在大地电磁测深法中, 若用自适应滤波理论应用于资料的去噪处理, 必须重视远参考的信号质量。

类型 2:  $v_1(n)$  为构建信号

在类型 1 的仿真中要求必须有高质量的参考通道信号, 才能有效的压制本地测量信号中的噪声, 并且由于信号相关性的要求, 对数据采集中时间的要求是非常严格的。例如对于宽频带的高斯白噪声, 即使只将高斯白噪声延时一个采样值, 再将它送入参考通道, RLS 滤波后没有任何效果, 这是因为此时参考通道中的信号与  $s(n)$  中的宽带信号不再有相关性。其次, 在实际的大地电磁测量中, 有时因为各种因素, 并没有设置远参考点, 也就无从获得参考信号。

基于以上限制, 本文研究了构建参考通道信号, 利用 RLS 滤波进行噪声的压制。在实际的大地电磁测量过程中, 常常会遇见周期性干扰信号, 包括典型的工频电干扰, 三角波, 方波干扰, 以及含任意波形的周期性干扰信号。对实际测量信号, 可以通过对信号加窗后进行傅里叶变换, 能得到信号的频谱特征, 在对各种周期信号的频谱特性认识的基础上, 结合时域波形特征, 推断信号可能受到的周期干扰类型。下文将构建各种参考信号作为参考通道输入信号。

#### (1) 构建工频电干扰信号

仿真基于以下思路: 以高斯白噪声仿真大地电磁信号, 该信号明显受到工频电干扰。已知条件是通过频谱分析后得到的干扰的频率, 但由于干扰的存在, 不知道干扰信号的相位和幅度等信息。现构建任意相位、任意幅度、规定频率的正弦波作为参考通道的输入。

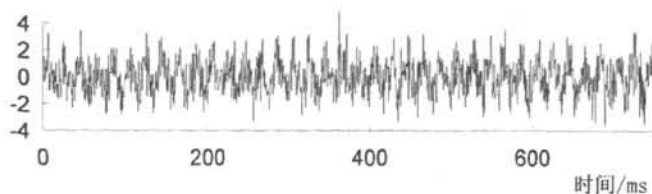


图 4-35 受工频电干扰的仿真信号

如图 4-34 所示, 高斯白噪声受到工频电干扰后的信号波形, 其中单频率干扰和高斯白噪声的信噪比为 0。采样频率为 2000Hz, 采样点数为 1500 个点, 单频正弦波由  $f(n) = \sin(100\pi n)$  产生, RLS 滤波器的参数设定为阶数  $N=16$ , 遗忘因子取值为 1, 初始化策略中取  $\delta=1$ , 假定参考信号由  $r(n) = 0.5\sin(100\pi(n + \pi/4))$  产生。经 RLS 滤波器滤波后, 效果如图 4-36 到图 4-39 所示。

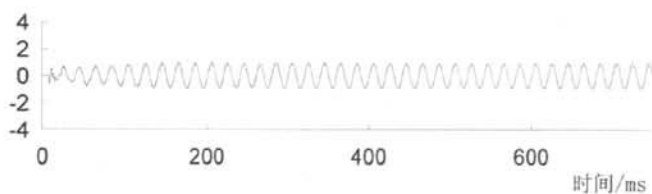


图 4-36 RLS 滤波后得到的工频电干扰

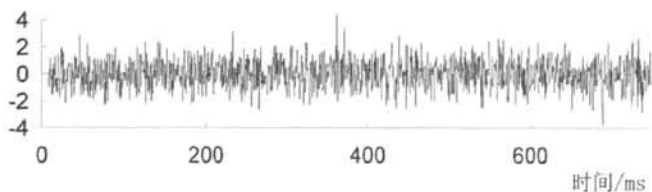


图 4-37 RLS 滤波后得到的宽带信号

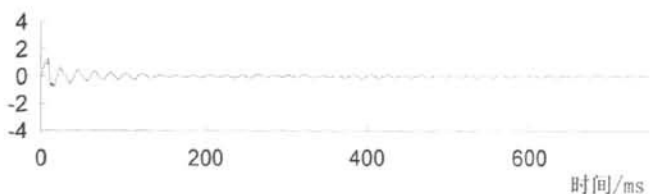


图 4-38 RLS 滤波的学习曲线 (误差曲线)



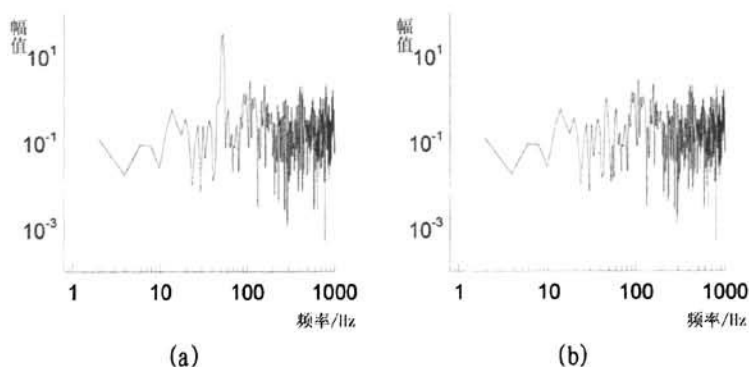
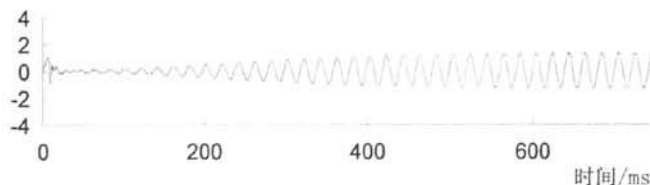


图 4-39 RLS 滤波器对受工频干扰信号压制前后的幅频谱比较

(a) RLS 滤波前的幅频谱; (b) RLS 滤波后的幅频谱

从图中可以看出，构建的任意相位和幅度的单频正弦波经过 RLS 滤波后，取得了非常好的效果。在本例中，构造的单频信号频率与含噪声信号的干扰频率完全一致。但在实际的大地电磁信号测量过程中，受到的工频干扰会出现频散现象，如在信号采集中，受到干扰可能是 49Hz 或 51Hz。下面的仿真就实测信号中频率偏离 50Hz 或经过频谱分析后的频率估计有偏差对去噪效果的影响进行研究。

在上例仿真的滤波器参数和输入信号不变的基础上，仅改变参考通道中信号为  $r(n) = 0.5 \sin(98\pi(n + \pi/4))$ ，进行 RLS 滤波后，误差信号如图 4-40 所示。

图 4-40 RLS 滤波的误差曲线 ( $\lambda = 1$ )

由图可以看出 RLS 滤波开始后，抽头权向量开始自适应调整，在 40 个采样点 (20ms) 后，这个过程就结束了，但并没有收敛到稳态的最优解。由于两个信号的频率不一样，自适应滤波器又进入跟踪过程，随着时间的增加，误差也越来越大。同时注意到在 20ms 到 80ms 之间有一个暂态的误差较小的过程。经过分析后，可以通过改变遗忘因子改善 RLS 滤波器输出的误差特性。当遗忘因子  $\lambda = 0.985$  时，经过 RLS 滤波后可得到如图 4-41 和图 4-42 的效果。

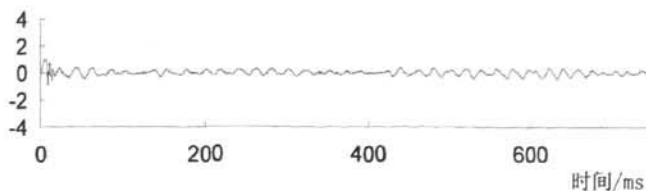
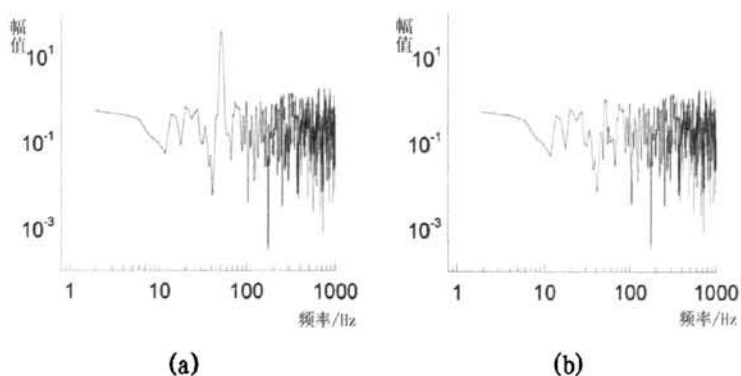
图 4-41 RLS 滤波的误差曲线 ( $\lambda = 0.985$ )

图 4-42 RLS 滤波器对受工频干扰信号压制前后的幅频谱比较

(a) RLS 滤波前的幅频谱; (b) RLS 滤波后的幅频谱

当频率的偏差达到  $\pm 1\text{Hz}$  时，从误差曲线来看，幅度比图 4-38 所示的误差稍大，恰当的选取遗忘因子，能够更好的控制误差。并且当频率偏差更小时，能获得几乎与图 4-38 相比的误差大小。这个仿真的结论是非常有意义的。

## (2) 构建三角波干扰信号

构建周期三角波干扰信号，信号的周期为 0.02 秒，进入参考通道的三角波信号的幅度是含噪信号中的三角波信号幅度的一半，并且相位不同。其中三角波干扰和高斯白噪声的信噪比为 0。采样频率为 2000Hz，采样点数为 1500 个点，RLS 滤波器的参数设定为阶数  $N=16$ ，遗忘因子取值为 1，初始化策略中取  $\delta=1$ 。成果图如图 4-43 到图 4-46 所示。

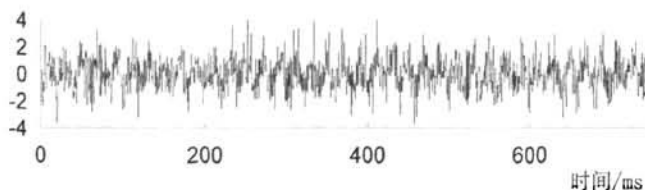


图 4-43 受周期三角波干扰的输入信号

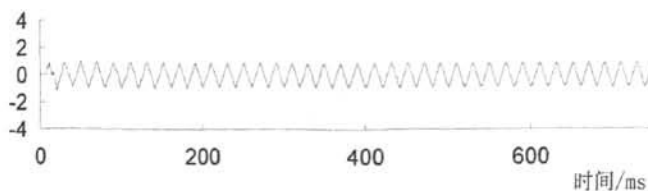


图 4-44 经 RLS 滤波后得到的三角波干扰

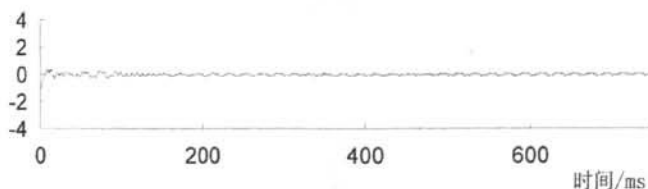


图 4-45 经 RLS 滤波的误差曲线

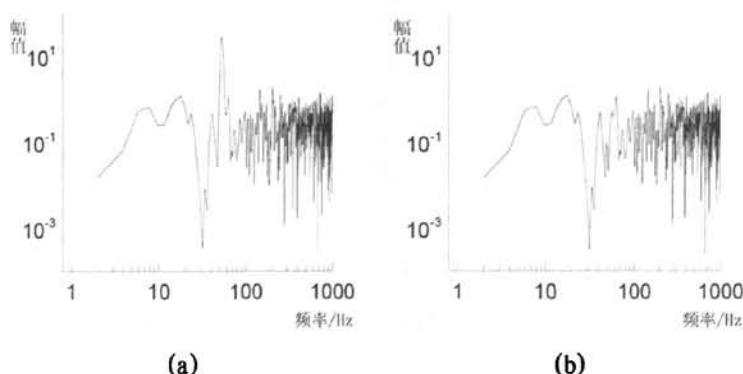


图 4-46 RLS 滤波器对受三角波干扰信号压制前后的幅频谱比较

(a) RLS 滤波前的幅频谱; (b) RLS 滤波后的幅频谱

通过对三角波的仿真表明了 RLS 滤波算法在压制三角波上的应用效果。同时, 与正弦波干扰相似的, 参考通道的三角波在频率上有很小的频移, 仍可以通过对遗忘因子的恰当选取, 得到理想的效果。

### (3) 构建方波干扰信号

方波信号也是大地电磁测量中常见干扰之一, 构建的方波信号的周期为 0.02 秒, 进入参考通道的方波信号的幅度与相位与含噪信号中的方波信号不一致。其中方波干扰和高斯白噪声的信噪比为 0。采样频率为 2000Hz, 采样点数为 1500 个点, RLS 滤波器的参数设定为阶数  $N=16$ , 遗忘因子取值为 1, 初始策略中取  $\delta=1$ 。如图 4-47 是含有方波干扰的输入信号。图 4-48 到图 4-50 是

经 RLS 滤波后的成果图。

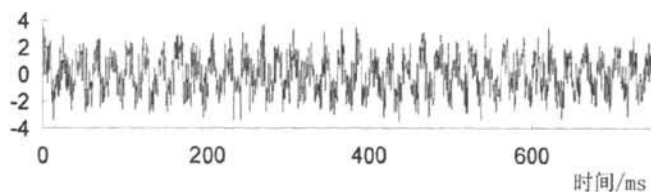


图 4-47 受周期方波干扰的输入信号

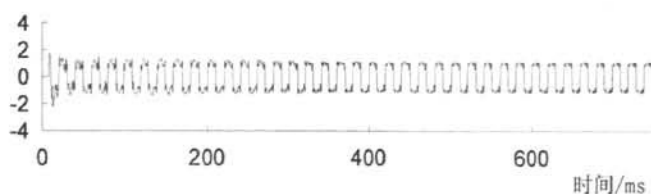


图 4-48 经 RLS 滤波后得到的方波干扰

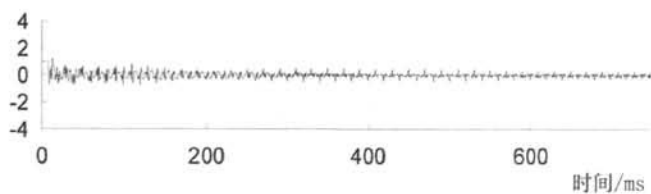


图 4-49 经 RLS 滤波的误差曲线

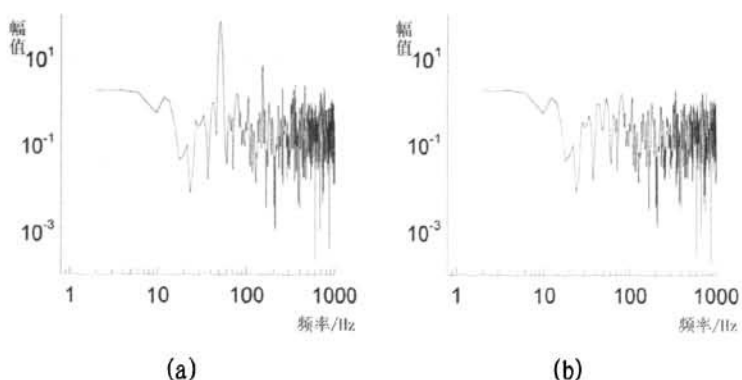


图 4-50 RLS 滤波器对受方波干扰信号压制前后的幅频谱比较

(a) RLS 滤波前的幅频谱; (b) RLS 滤波后的幅频谱

由得到的结果表明, 尽管在误差上比正弦波稍大, 但总的失调还是在可接

受的范围内。对于方波而言，频率有略微的偏移时可以通过调节遗忘因子，达到最优滤波效果。

#### (4) 构建任意波形干扰信号

本仿真例子中，首先运用 AUTOCAD 构建一个任意波形的干扰信号作为周期干扰信号的一个周期信号（如图 4-51 所示），再均匀采样，保存数据，然后构建周期信号。在此周期信号叠加 10dB 高斯白噪声作为主通道的输入，再将此周期信号的前移并乘以一个幅度系数作为参考通道的输入。本例中仿真信号的采样率为 7000Hz，时长为 1s，RLS 滤波器的参数设置为阶数  $N=16$ ，遗忘因子取值为 1，初始化策略中取  $\delta=1$ 。如图 4-52 是主通道输入的信号。图 4-53、图 4-54 分别是经 RLS 滤波后得到的干扰信号和宽带信号，图 4-55 是 RLS 滤波后的误差曲线。

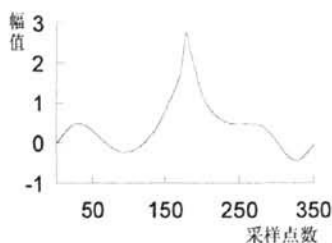


图 4-51 单个周期干扰信号

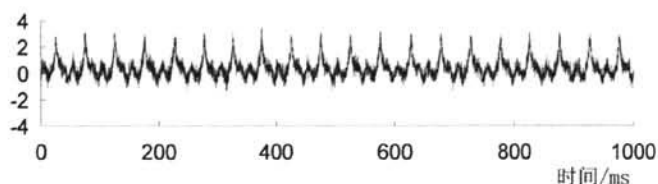


图 4-52 受任意波形周期干扰的输入信号

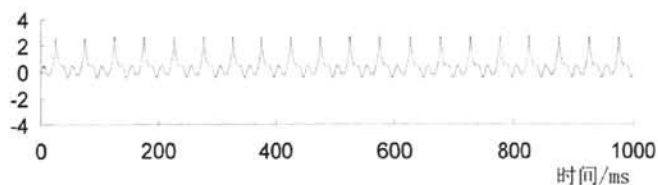


图 4-53 经 RLS 滤波后得到的周期干扰信号

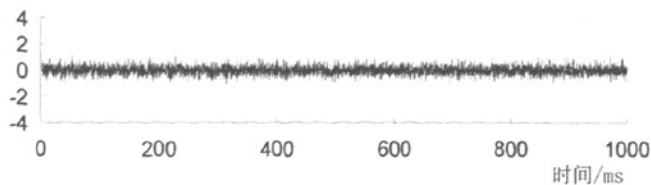


图 4-54 经 RLS 滤波后得到的宽带信号

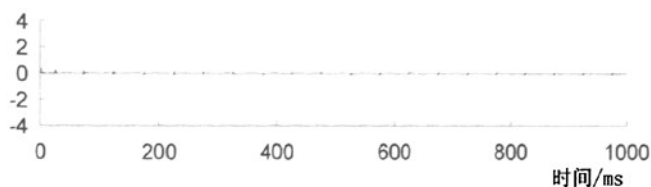


图 4-55 经 RLS 滤波后误差曲线

从图 4-52 到图 4-55 可以看出 RLS 滤波能很好的滤除任意波形的周期干扰。图 4-55 所示误差曲线可以看出在原波形中变化十分剧烈的地方，即脉冲位置的误差会有所增加。

在研究中还发现，周期信号平移后作为参考通道输入时要注意平移量的大小，否则有可能得不到预期的结果。如本例中，所选取的滤波器阶数为  $N=16$ ，周期信号一个周期内有采样点 350 个，开始的仿真中当参考通道中时间序列前移 100 个采样点时，经 RLS 滤波后没有任何效果。后经反复试验得出：为保证 RLS 滤波器的滤波效果，在周期信号的作为参考通道信号时，与含噪信号中周期信号的位移差内数据点数应不大于滤波器的阶数。对于平稳信号这个限制条件并不是必要的，但若在时间序列中有脉冲类变化时这个条件是十分必要的。

### 4.3 LMS 算法与 RLS 算法去噪效果对比分析

从 LMS 算法的去噪仿真分析研究，可以知道在实际应用中 LMS 方法能有效的压制噪声。但 LMS 方法在跟踪能力上要求非平稳过程的统计变化要足够慢，从而使跟踪成为可能。如以方波为例，本例中 LMS 滤波器的原理图如图 4-19 所示，主通道中输入为方波与高斯白噪声的叠加，参考通道中输入幅度和相位不同的方波信号，滤波器的参数设置为  $N=16$ ，收敛因子  $\mu=0.01$ 。图 4-56 是经 LMS 滤波后的输出信号，理想情况下输出的应为方波信号。图 4-57 是 LMS 滤波后的误差曲线从图中可以很明显的看出毛刺的存在，实际反映了 LMS 跟踪过程，即对于 LMS 滤波器，数据中若存在剧变的位置，或者说从一个稳态特性过滤到另一个稳

态特性时, LMS 滤波器又会经历一次系数调整到稳定的过程, 这一过程被称之为跟踪, 跟踪过程也就意味着误差存在的过程。所以很容易发现图 4-57 中的毛刺对应的正好是方波的边缘部分。这是由 LMS 滤波器的原理所决定的, 无论怎样改变滤波器的阶数  $N$  或步长  $\mu$  都无法消除毛刺现象, 这是由 LMS 算法的理论决定的。

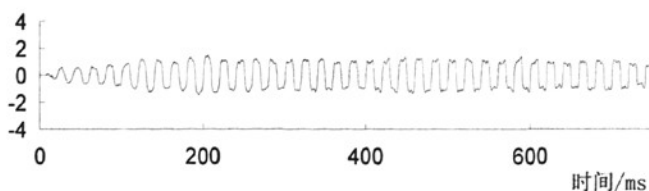


图 4-56 经 LMS 滤波后的输出信号

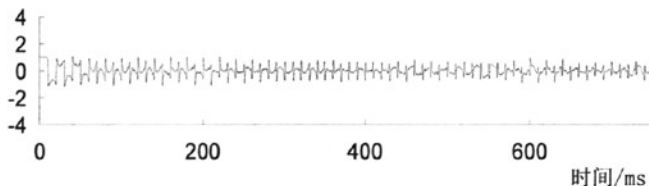


图 4-57 LMS 滤波的学习曲线 (误差曲线)

同时, 从图 4-56、图 4-57 与图 4-48、图 4-49 比较可以得出 LMS 算法和 RLS 算法在滤波性能上的差异。在这两例仿真中, 均使用横向结构实现 LMS 算法和 RLS 算法, 滤波器的阶数, 即抽头权系数均为 16。图中可见 RLS 算法在收敛速度上的优势是十分明显的, 在不到 30ms 内已基本达到的稳态值, 而 LMS 算法要 200ms。同时, RLS 算法的快速收敛性能使得它在处理这种方波信号或者说存在脉冲类信号时比 LMS 算法要优越很多。对于脉冲类信号, LMS 算法的慢收敛性能可能会出现跟踪过程尚未结束, 而信号特性又已发生改变, 这样整个过程中 LMS 滤波器都会处于跟踪状态, 从而总是存在很大的误差, 达不到滤波的效果, 甚至引入了新的干扰。

当然, RLS 算法相对于 LMS 算法来说, 快速收敛是以计算的复杂度为代价的, 同时, RLS 算法中参数选取不当, 会出现不稳定的状态。而 LMS 算法相较而言要稳定很多, 同时计算也简单<sup>[58][59]</sup>。

## 第五章 自适应滤波理论应用于 MT 信号去噪处理

随着大地电磁测深法技术的发展,在国内的应用已十分广泛。但在采集 MT 信号过程中极易受到工频电干扰的影响。在外业工作中,测线的布置在不影响任务目的的基础上尽可能的远离输电线,然而,大部分情况下仍不可避免。因此,压制工频干扰在 MT 信号处理中就显得十分必要。本论文研究将自适应滤波理论引入到大地电磁测深法的信号处理之中,将通过使用基于 LMS 算法和 RLS 算法的自适应滤波器分别应用于实测的 MT 信号,用于压制 MT 信号所受到的工频干扰。对于因振动干扰引起的基线漂移,仿真的结论认为 LMS 滤波器能有效的矫正,本章还就其应用于实测 MT 信号进行研究。

### 5.1 MT 实测信号

实测的 MT 信号采集于安徽庐江泥河矿区,工区地势平坦,人文环境发达,且电网密布,工频干扰成为本工区 MT 采集信号中主要干扰类型。数据采集使用 EH-4 连续电导率成像系统。

#### 5.1.1 EH-4 连续电导率成像系统

实测的 MT 信号采集自 EH-4 连续电导率成像系统,该系统的数据采集方式是时域分时采集,每次采集四道信号,分别是  $H_y$ 、 $E_x$ 、 $H_x$ 、 $E_y$ 。整个采样频段分为三个频段(1: 10HZ~1kHz; 4: 300HZ~3kHz; 7: 1.5~99kHz),其中 1、4 分别表示低频段和中频段,采样频率为 12kHz,7 表示高频段,采样频率为 196kHz。每个频段可以根据信号的质量确定叠加次数,信号质量好,叠加次数少。

最终生成四个输出文件: @文件、X 文件、Y 文件、Z 文件。@文件是测量文件,主要记录了野外的测量参数,包括电极距长度,测点位置,内部增益设置等。X 文件是功率谱文件,记录了每道信号的自相关和信号之间的互相关功率谱密度。Z 文件是阻抗文件,是数据采集过程中, EH-4 系统自带的数据处理程序 IMAGEM 实时对测点处理后得到的最终文件,包含了电阻率,相位,相关度等信息。Y 文件是二进制的时序序列原始文件<sup>[43][41]</sup>。

由于在实际测量中信号特征各不相同,仅在原始时序序列上进行的处理结果不能满足实际的需要。有必要读取原始的时序序列进行相应的去噪处理,提高数据质量,再重写入 Y 文件,使用 IMAGEM 处理。

#### 5.1.2 信号的扩展

由自适应滤波理论,当待处理的信号进入自适应滤波器后,自适应滤波器会根据信号的特征自适应的调整抽头权系数,经过一定次数的迭代后抽头权系数向



量达到最优解。这个过程被称为“自学习”过程。整个“自学习”过程会带来误差，等同使信号的初始部分引入新的噪声。一般来说，基于 RLS 算法的自适应滤波器和基于 LMS 算法的自适应滤波器在相同抽头数目的条件下相比，收敛的过程要快一个数量级，但引入的噪声仍不可忽略。

因此，考虑信号的扩展，基本思想在于：将信号进行扩展，当待处理的信号进入自适应滤波器时，此时自适应滤波器的抽头权系数已调整完毕，达到最优权值。原理上可先将与待处理信号特征相同的信号作为训练信号，使自适应滤波器的权值调整到最优值。但在实际信号处理中存在问题，主要是训练信号和待处理信号的衔接问题。若在衔接处信号的特征发生变化，自适应滤波器就会自适应的“跟踪”信号的变化，“跟踪”过程意味着存在误差，就会引入噪声，无法达到预期目的。

EH-4 系统分时采集时，无论低频段还是高频段，每次每道采集的数据点仅为 4096 个。对其进行自适应滤波处理，必须解决信号扩展的问题。在信号的扩展方面，对信号的翻转和信号的镜像进行了研究。

如图 5-1 (a) 对实测 MT 信号进行了翻转扩展后的波形图，图 5-1 (b) 是对其进行自适应滤波后的结果。从图中可以看出，在信号的衔接处，即第 4096 个采样点后，自适应滤波器明显经历了一个跟踪的过程，这个过程带来了很大误差。从图中看出，0~200 个采样点之间可以看作自适应滤波器的“自学习”过程，而从第 4096 个采样点开始的“跟踪”的过程甚至比“自学习”过程还要长，引入了新的噪声。

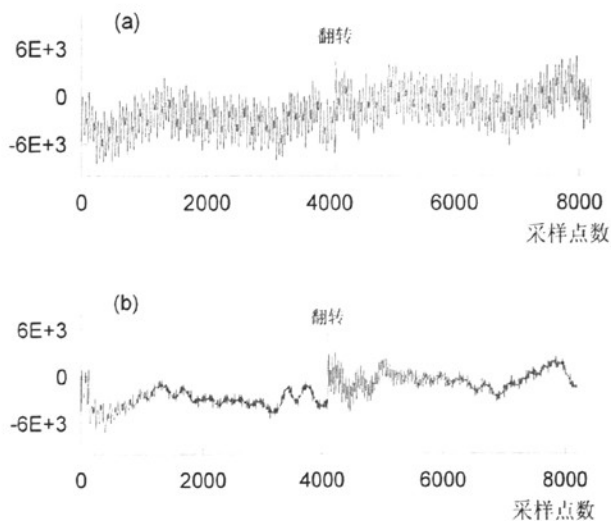


图 5-1 信号的翻转扩展

(a) MT 信号的翻转扩展 (b) 扩展信号经滤波后的效果

如图 5-2 (a) 对实测 MT 信号进行了镜像扩展后的波形图, 图 5-2 (b) 是对其进行自适应滤波后的结果, 从图中可以看出, 出现与翻转扩展相同的特征, 其跟踪过程带来了更大的误差, 对信号的污染甚至超过了信号的幅度。

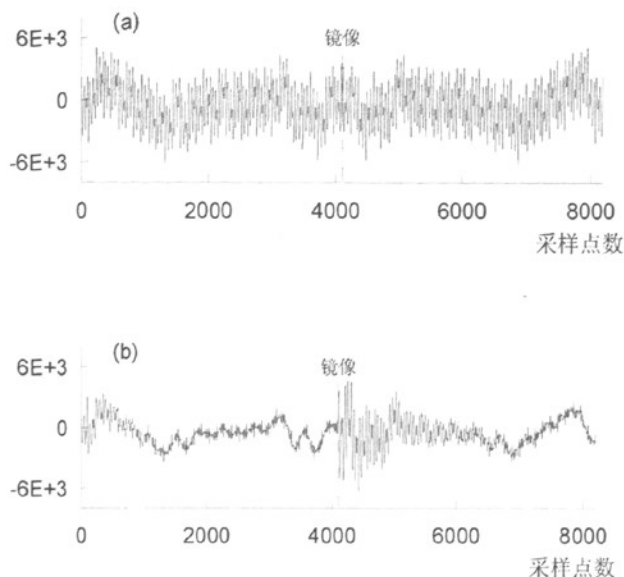


图 5-2 信号的镜像扩展

(a) MT 信号的镜像扩展 (b) 扩展信号经滤波后的效果

从上面的研究表明, 无论信号的翻转扩展还是镜像扩展, 都存在信号衔接的问题, 因此, 两种扩展后的信号用于自适应滤波处理是不行的。

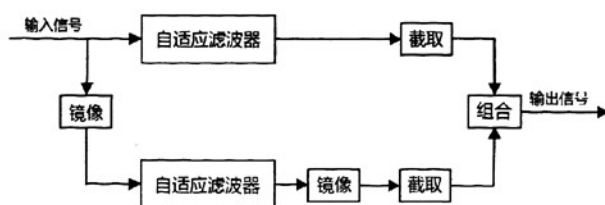


图 5-3 信号的截取扩展

信号扩展的目的是为了克服自适应滤波器在开始工作之后的“自学习”过程中信号估计的误差给待处理信号引入的噪声。但注意到, 对信号进行镜像后, 对于自适应滤波系统, 信号的统计特征并没有改变。因此, 可以运用如图 5-3 所示的方法进行信号的截取扩展。将 MT 信号及其镜像信号分别送入参数完全相同的

自适应滤波器后,对于原 MT 信号,截取滤波后信号的后半段;将原 MT 信号的镜像滤波后的信号再次镜像,取其前半段;最后组合两段信号就可以还原 MT 信号经自适应滤波后的信号。图 5-4 是实测 MT 信号截取扩展的实现过程,可以看出,一方面信号衔接得很好,另一方面,达到了扩展的目的,即信号的开始端克服了常规处理所引入的噪声。

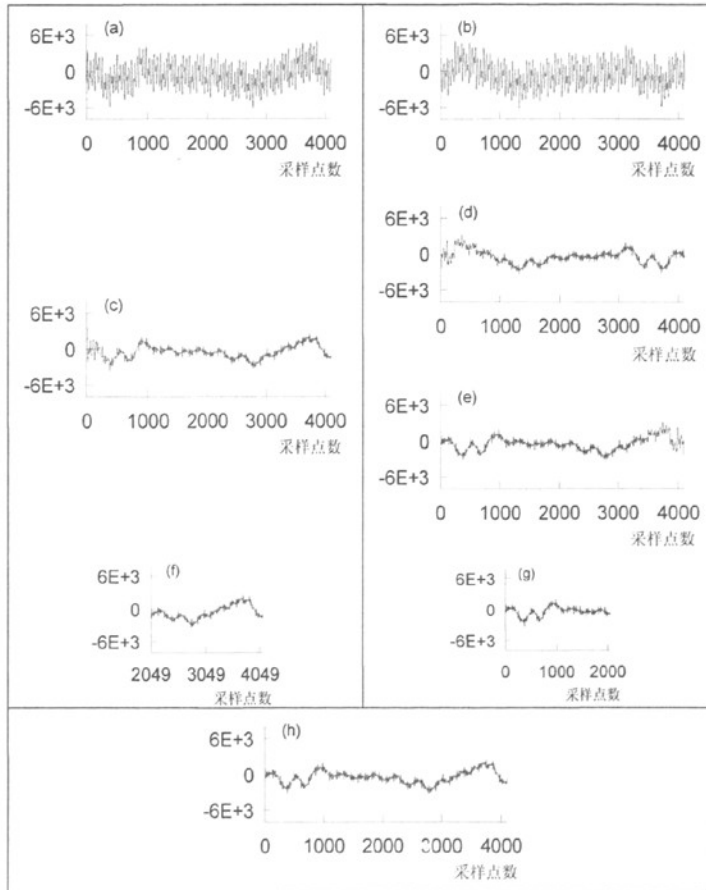


图 5-5 信号的截取扩展的实现过程

- (a) 原 MT 信号 (b) MT 信号的镜像 (c) 原信号滤波后 (d) 镜像信号滤波后  
 (e) 对图 (d) 中信号的镜像 (f) 对图 (c) 中信号的截取 (g) 对图 (e) 中信号的截取  
 (h) 组合为自适应滤波后的 MT 信号

## 5.2 LMS 滤波器的应用效果分析

### 5.2.1 工频电干扰的压制

由 Widrow 等人提出 LMS 算法实现简单, 数值稳健性好, 但由于仅仅使用信号中的一阶信息量, 而使得收敛速率很慢。因此, 在实际的 MT 信号资料处理中, 运用信号的截取扩展可以解决因收敛慢, 在滤波后信号的初始部分引入的额外噪声。

图 5-6(a) 是 EH-4 连续电导率成像系统在一次测量过程中获取的大地电磁信号, 包含两个电道信号和两个磁道信号, 采样率为 12KHz, 采样点为 4096 个, 每次采集的信号时长约为 342ms。由于数据采集点位于民用电线的附近, 时域波形中, 在 100ms 内有 5 个完整的波形, 并呈明显的正弦波变化, 信号受到了很强的工频电的干扰。

由上一章的仿真过程的结论, 在实测的 MT 信号处理中利用图 4-8 所示的窄带滤波原理图, 实现信噪分离。将 MT 信号送入主通道作为参考信号, 将信号的延时送入自适应滤波器。取 LMS 自适应滤波器的阶数  $N=200$ ,  $\mu=0.0001$  时, 图 5-6(b) 是对信号进行 LMS 滤波后得到的 MT 信号, 时域波形显示有效压制了工频干扰。图 5-7 是对各道信号 LMS 滤波的前后的频谱分析, 结果表明: (1) 自适应滤波器对工频电干扰进行了有效的压制; (2) 其它频率分量的损失很小。因此, 基于 LMS 算法的自适应滤波器能有效的应用于对 MT 信号中工频电干扰的压制。

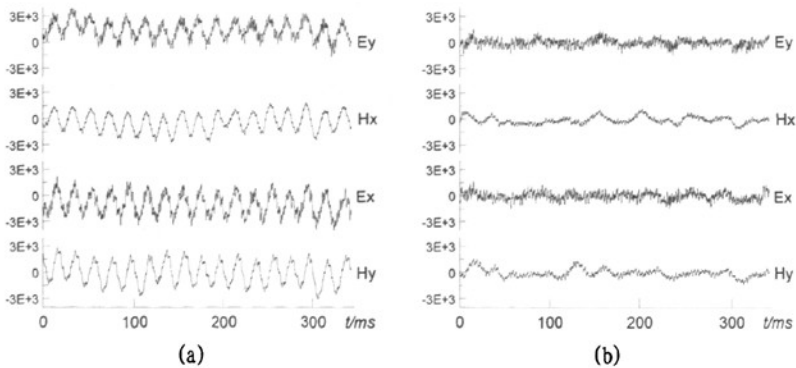


图 5-6 LMS 算法的自适应滤波器应用于 MT 实测信号

(a) 受工频电干扰的 MT 实测信号 (b) 经 LMS 滤波后获得的 MT 信号

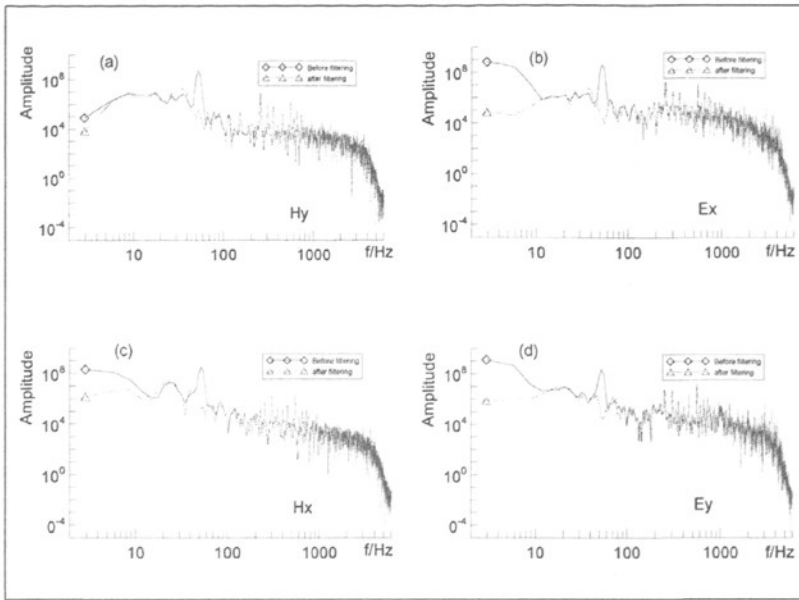


图 5-7 受工频电干扰的 MT 信号 LMS 滤波前后幅频谱对比

### 5.2.2 基线漂移的矫正

在 MT 信号的采集过程中,按规范要求数据采集时不极化电极要具有良好的接地条件,磁探头要深埋于地下,然而在实际操作中,受到地形地质条件的影响和限制,很多情况下不能做到。同时水的流动和树林的晃动引起地表的微震,都会在数据采集过程中引入振动干扰。因此,采集信号过程中无可避免的会受到振动干扰影响而出现基线漂移现象。

图 5-8 是实测的大地电磁信号,受到不明原因的振动干扰,出现基线漂移现象。取 LMS 算法的自适应滤波器的阶数  $N=60$ ,  $\mu=0.0001$ 。图 5-9 是进行 LMS 滤波后得到的 MT 信号,细节部分很好的得以保留。图 5-10 是 LMS 滤波后得到的基线漂移分量,与信号的总体形态十分吻合。图 5-11 是 MT 信号经 LMS 滤波前后的频谱图,图中进一步验证了基线漂移表现出的大尺度长周期的特性,并在低频部分积聚了很大的能量。从结果可以看出,基于 LMS 算法的自适应滤波有效的矫正了基线漂移现象。

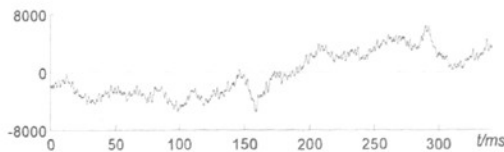


图 5-8 受到振动干扰的 MT 信号

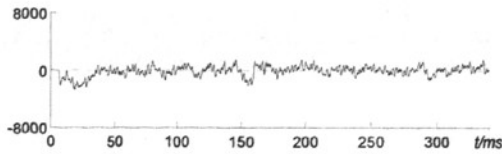


图 5-9 基线漂移矫正后的 MT 信号

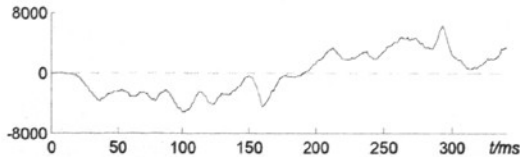


图 5-10 LMS 滤波后基线漂移分量的估计

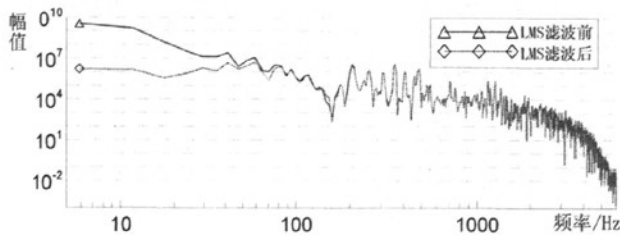


图 5-11 基线漂移的 MT 信号经 LMS 滤波前后幅频谱对比

### 5.3 RLS 滤波器的应用效果分析

实测信号仍为图 5-6(a) 的 MT 信号, 由图 5-7 对各道信号进行频谱分析的结果来看, 信号受到明显的工频干扰, 干扰的频率为 50Hz 左右。由第四章的仿真研究可知, 参考通道中信号的相位和幅度对滤波效果没有影响, 先构建一个频率为 50Hz 的正弦波作为参考通道的输入信号, 图 5-12 (a) 显示了构造的正弦波信号与原信号之间的关系, 其中原信号的幅值与系数 0.001 相乘, 滤波完成后再乘以系数 1000。取滤波器的阶数为  $N=16$ , 遗忘因子为 0.999, 初始化策略中  $\delta=1$ , 经 RLS 滤波后可得图 5-12(b) 的结果, 与图 5-6 (b) 的比较可以看出, RLS 滤波后的 MT 信号形态优于 LMS 滤波后的波形。图 5-13 是经 RLS 滤波后的频谱对比, 与图 5-7 比较可以明显看出, 以构造信号的作为参考信号的 RLS 滤波仅对相关的干扰频率进行了压制, 对其它频率成份损失十分微小。

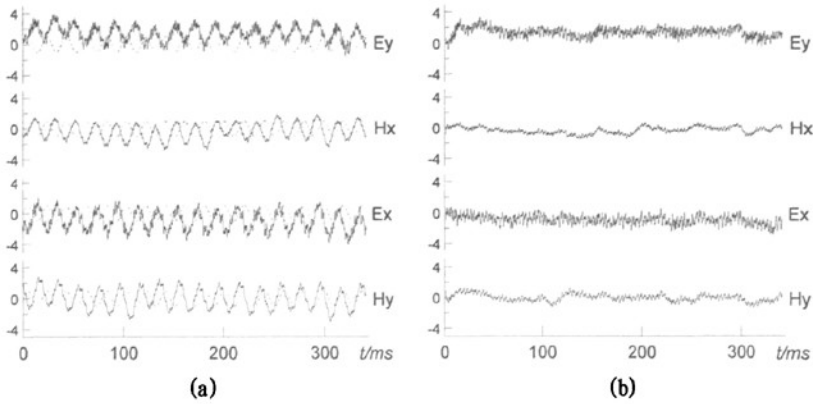


图 5-12 RLS 算法的自适应滤波器应用于 MT 实测信号

(a) 原始信号与构造参考信号的关系 (b) 经 RLS 滤波后获得的 MT 信号

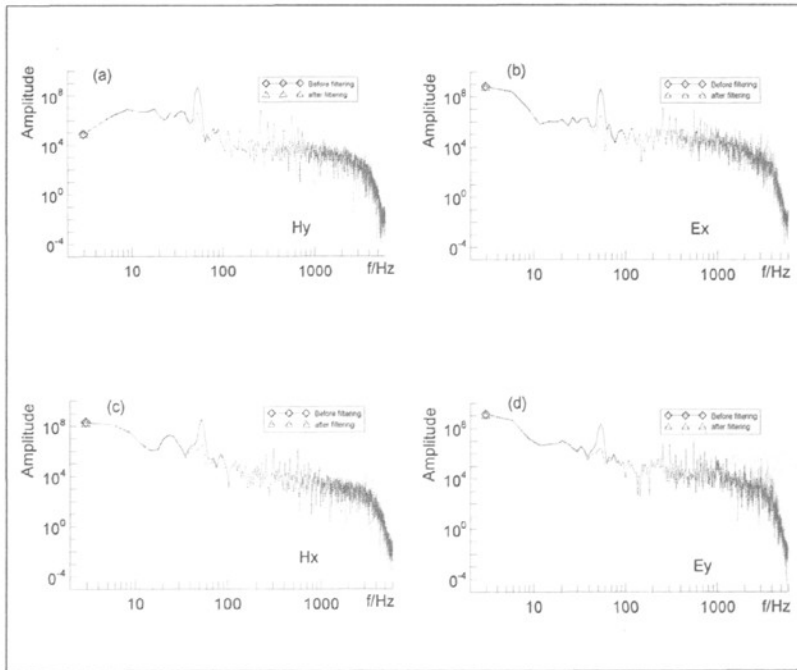


图 5-13 是经 RLS 滤波后的频谱图

### 5.4 RLS 算法的自适应滤波器的应用实例

通过对 LMS 滤波和 RLS 滤波的应用效果进行分析，可以看出，RLS 滤波对 MT 信号中的工频干扰进行压制后，信号的频谱曲线的形态优于 LMS 滤波。

本节将基于 RLS 算法的自适应滤波器应用于泥河矿区 NH01 线实测的大地电磁信号处理，分析对 MT 信号进行自适应滤波处理后对电阻率、相位和相关度的

影响。并分析对比 RLS 滤波前后电阻率反演剖面的差异。

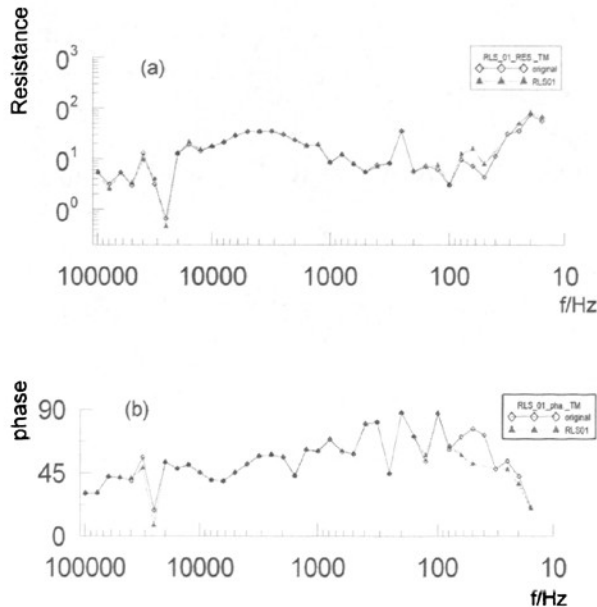
#### 5.4.1 RLS 滤波器应用效果的测点数据分析

NH01 线 73 点位于民用三相电传输线附近, 原始时间序列波形明显受到工频电的干扰, 对每道信号做频谱分析后, 可以看出信号受到了 50Hz 左右工频电频率及其奇次谐波的干扰。使用 RLS 滤波器分别滤除 50Hz 及其奇次谐波的干扰, 并对滤除干扰后电阻率、相位和相关度的变化展开研究。

##### 1 仅滤除 50Hz 的干扰

本测点数据采集过程中, 低频段和高频段分别进行了 8 次迭加, 中频段进行了 4 次迭加。由于 EH-4 系统是分时采集, 通过读取存有原始时间序列的 Y 文件, 共可得到 240 道信号, 每道信号有 4096 个采样点。

构造 50Hz 任意振幅和相位的正弦波作为参考通道的输入, 使用信号截取扩展的方法对 240 道信号分别进行 RLS 算法的自适应滤波处理, 压制每道信号中包含的 50Hz 左右的工频电干扰; 将处理后的信号重构为原始序列相同的格式, 写入 Y 文件, 再运用 EH-4 的信号采集与处理软件 IMAGEM 进行处理, 可分别得到 TE 模式和 TM 模式的视电阻率、相位和信号之间相关度的信息。图 5-14 和图 5-15 分别是 TM 模式和 TE 模式滤波前后视电阻率、相位和相关度曲线。





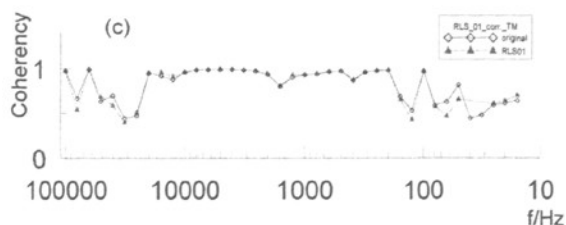


图 5-14 RLS 滤波器压制 50Hz 干扰后 TM 模式的  
视电阻率、相位和相关度曲线变化

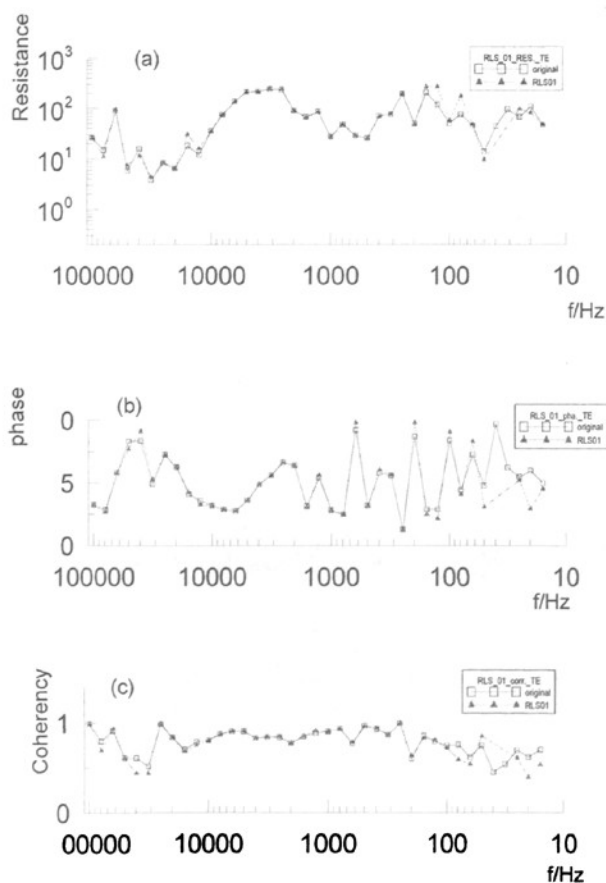


图 5-15 RLS 滤波器压制 50Hz 干扰后 TE 模式的  
视电阻率、相位和相关度曲线变化

从图 5-14 和 5-15 可以看出,仅对 50Hz 的干扰进行 RLS 滤波后, TM 模式 ( $H_y$ 、 $E_x$ ) 各项参数的改善效果优于 TE ( $E_y$ 、 $H_x$ ) 模式。图 5-14 可以看出压制 50Hz 干扰后,在 50Hz 左右,相位基本回到 45 度左右的位置,电阻率比原来的值增

加了, 在曲线形态上比原来要平滑。图 5-15 也大致反映了这个特征。表明 RLS 算法的自适应滤波滤除 50Hz 的干扰给数据质量带来了改善。

## 2 滤除 50Hz 及 3 次、5 次谐波的干扰

分别对原始信号中 50Hz、150Hz、250Hz 的周期干扰进行 RLS 滤波, 滤波后的视电阻率、相位和相关度的变化如图 5-16、图 5-17 所示。对于 TM 模式, 在滤波前原始信号电阻率曲线中, 250Hz 的位置电阻率的值有突变, 而进行 RLS 滤波后, 很明显的看出其电阻率回到了正常位置, 整条电阻率的曲线变得光滑了, 这符合大地电磁测深原理的要求。从相位曲线的观察可以看出相位曲线也变得比原始号相位曲线光滑和合理。对于 TE 模式, 注意到电阻率曲线中, 250Hz 以下的频率范围内, 电阻率整体下降。与 TE 模式不同的是 TM 模式的电阻率在这段整体上升。可以推测工频及其谐波对 MT 信号的影响会带来 TM 模式和 TE 模式的电阻率上升和下降。

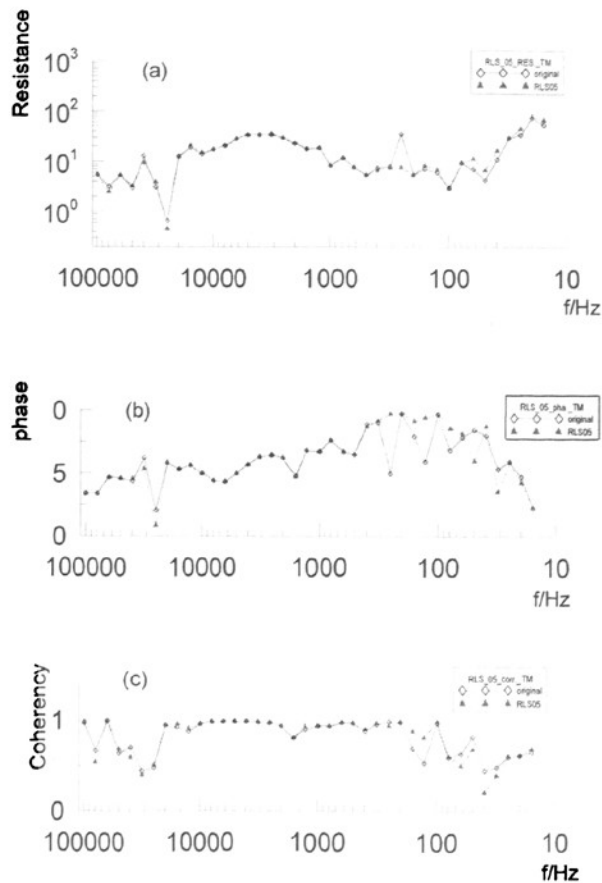


图 5-16 RLS 滤波器压制 50Hz 及 3 次、5 次谐波干扰后 TM 模式的视电阻率、相位和相关度曲线变化

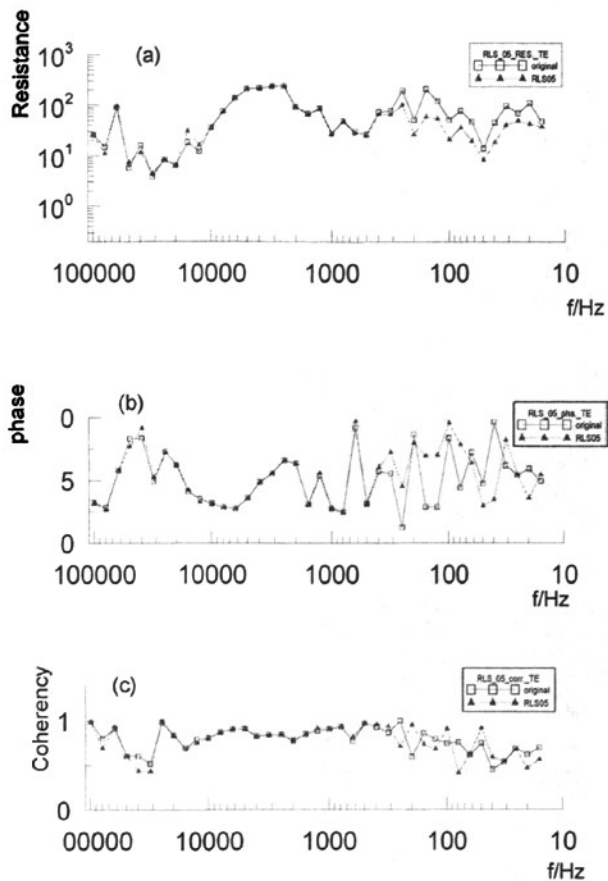


图 5-17 RLS 滤波器压制 50Hz 及 3 次、5 次谐波干扰后 TE 模式的  
视电阻率、相位和相关度曲线变化

### 3 滤除 50Hz 与其 19 次谐波之间所有奇次谐波

图 5-18 是 RLS 滤波器对 50、150、 $\dots$ 、950Hz 的干扰进行压制后 TM 模式的视电阻率、相位和相关度与原信号对比图，与前面的研究具有很好的一致性，可以看出电阻率曲线中部分频点的电阻率增大了，并且相位曲线变得很光滑。从图 5-19 的 TE 模式也可以看出电阻率曲线下降的整体趋势。

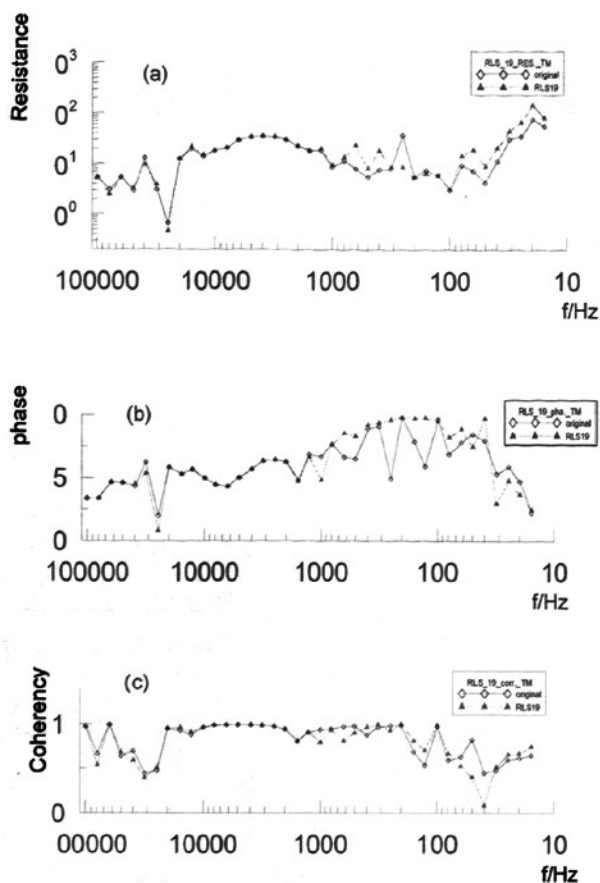
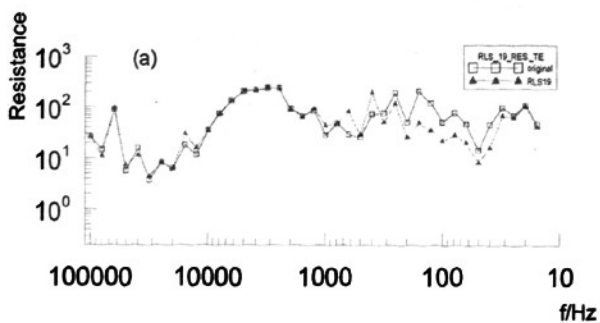


图 5-18 RLS 滤波器压制多个齐次谐波干扰后 TM 模式的视电阻率、相位和相关度曲线变化



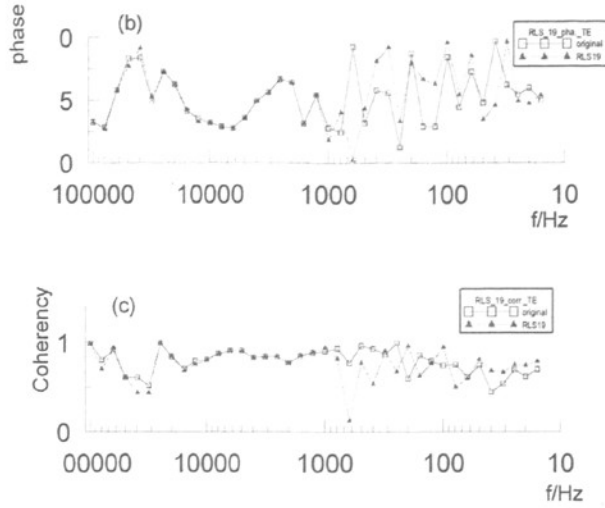


图 5-19 RLS 滤波器压制多个齐次谐波干扰后 TM 模式的视电阻率、相位和相关度曲线变化

由 RLS 滤波器应用于测点数据分析结果可以得出：对 MT 信号进行 RLS 滤波后，曲线的整体形态变得光滑，有效抑制了视电阻率曲线中的突变点；对于 TM 模式，可以看出工频及其谐波的干扰会带来视电阻率曲线在低频部分偏低，TE 模式的情况正好相反，会带来视电阻率值的偏高，经过 RLS 滤波后有效的校正了电阻率曲线的形态；从研究还可以看出，RLS 算法的自适应滤波器的优点还在于当工频干扰及其谐波的频率出现频散，与中心频率有很小偏差时，RLS 滤波仍能有效的进行压制；此外，RLS 滤波后对其它频率的损失很小，从上文的图中可以看出其它部分的电阻率、相位和相关度曲线与原信号的吻合得很好。

#### 5.4.2 RLS 滤波器应用效果的测线数据分析

泥河工区的地势平坦，NH01 线各点的高差在 10m 以内，测点的点距为 50m，通过对测线 65 点到 89 点共 25 个测点数据分别进行 50Hz 及其谐波的滤除，再重构数据写入 Y 文件后，用 IMAGEM 程序进行二维数据分析，可以分别得到如下图所示的电性反演的剖面图。图 5-21 是未经滤波的原始信号反演后得到的电性剖面图，图 5-22 到图 5-24 分别是 25 个测点中每道数据分别进行 50Hz 及其谐波干扰压制后反演得到的电性剖面图。

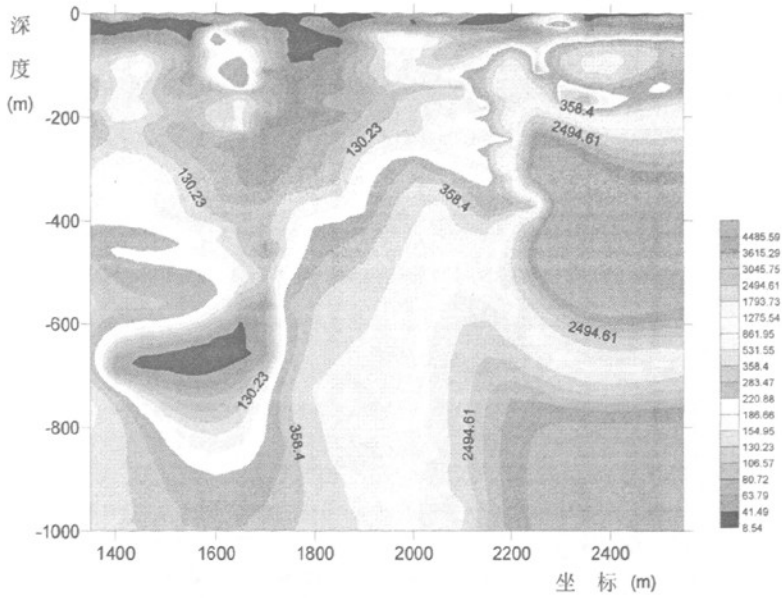


图 5-20 NH01 线原始 MT 信号反演的电性剖面图

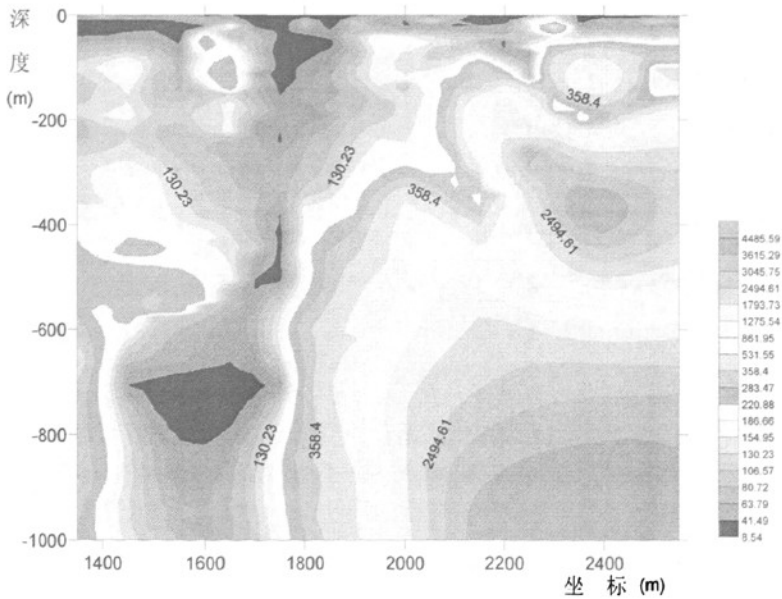
图 5-21 NH01 线 MT 信号经 RLS 滤波后反演的电性剖面图  
(仅滤除 50Hz 的干扰)

图 5-21 仅滤除 50Hz 干扰后反演得到的电性剖面图，与图 5-20 比较可以看出，在测点坐标位于 2000m 到 2400m 分辨率得到了很大的提高，在深度 200m 到 400m 之间，可以明显的分辨出高阻体的形态特征。同时比较浅部的特征可以看出一致性很好，表明 RLS 滤波对于高频部分的损失是十分微小的。

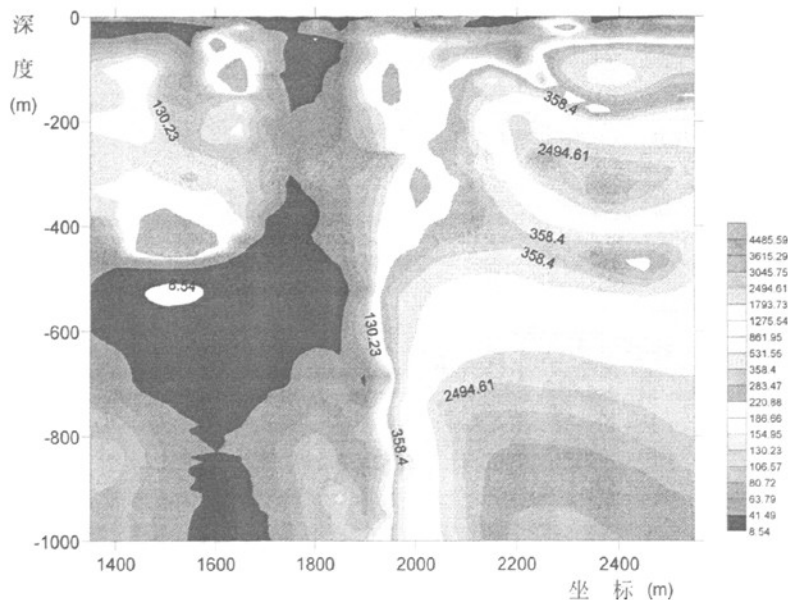


图 5-22 NH01 线 MT 信号经 RLS 滤波后反演的电性剖面图  
(滤除 50Hz 及其 3、5、7 次谐波的干扰)

图 5-22 滤除 50Hz、150Hz、250Hz 和 350Hz 的干扰后反演得到的电性剖面图，与图 5-20 和图 5-21 比较可以看出，测点坐标位于 2000m 到 2400m，在深度 200m 到 600m 之间，地质体的电性特征更加清晰。测点坐标位于 1300m 到 1800m 的深部的低阻特性表现更加明显。

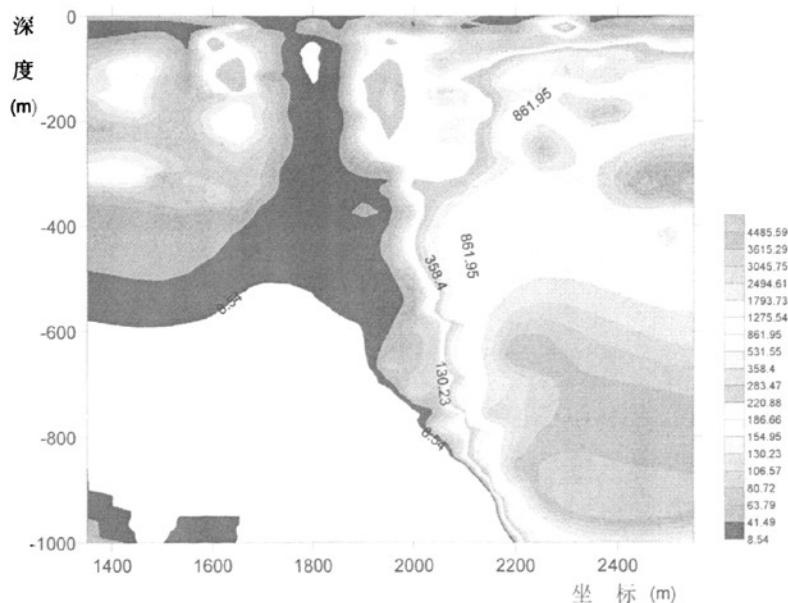


图 5-23 NH01 线 MT 信号经 RLS 滤波后反演的电性剖面图  
(滤除 50Hz 和至 13 次之间的齐次谐波干扰)

图 5-23 滤除 50Hz 和直到 13 次的所有奇次谐波干扰后反演得到的电性剖面图，测点坐标位于 2000m 到 2400m 的深部的高阻体细节部分清晰。测点坐标位于 1300m 到 1800m 深部的低阻特性表现更加突出。

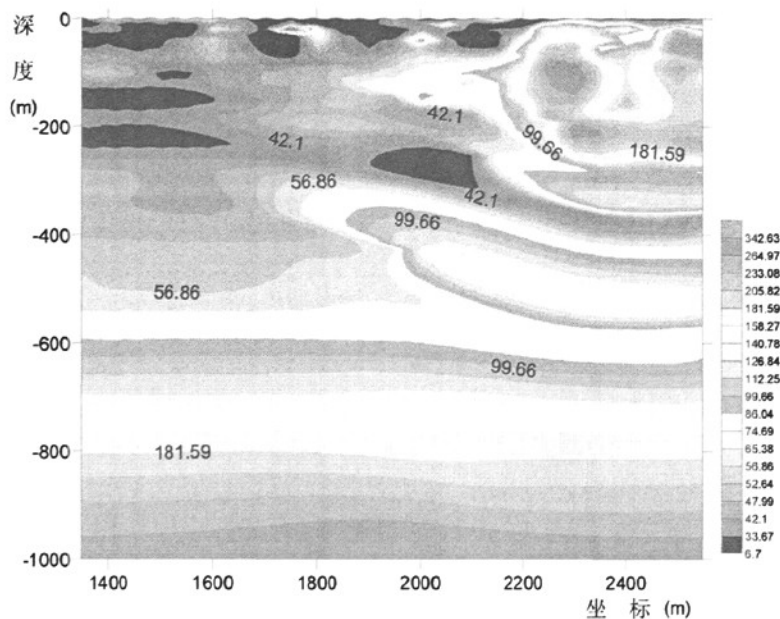


图 5-24 NH01 线原始 MT 信号反演的电性剖面图 (停电后)

图 5-24 是在联系矿区停电后采集的 MT 数据反演得到的电性剖面图。通过比较有民用电干扰的电性剖面图，可以得出通过 RLS 滤波器对工频及其谐波干扰进行压制后，能获得电性剖面上更加真实的信息的，如测点坐标位于 2200m 到 2500m，在深度 300m 到 400m 之间的低阻层。

值得注意的是进行更高次的谐波干扰的滤波后，可能会因为有用信号的频谱和谐波干扰的频谱混叠，使得有用信号的信息在滤波过程中损失。在实际中，工频干扰的谐波能量是逐步衰减的，大部情况下对于 9 次或稍高次以上的谐波能量与信号的能量相当，这时进行 RLS 滤波处理，就可能会带来有用信号的损失。因此，在具体的问题，首先要分析整个信号的特征，再有针对性的进行 RLS 滤波处理。实际中，在对信号进行频谱分析后，结合大地电磁信号采集时的具体环境，可分辨干扰的主要来源。对本文所采用实测数据进行大量的频谱分析后，能得到一个共同特征：信号受到了 50Hz 及其奇次谐波的干扰。在其它情况下，也可能受到的干扰不是 50Hz，或非正弦波干扰，由上一章仿真可知，在对实测信号进行处理时，可以通过观测信号的时域波形与频谱分析相结合的方法，发现信号的周期性干扰特性，通过构建相应的信号进行 RLS 滤波，同样可以取得较好



的效果。

综上所述, LMS 算法和 RLS 算法的自适应滤波器在应用中, 各有特点。LMS 滤波可以对窄带干扰进行有效的压制; RLS 滤波以其快速收敛的特性, 在自适应噪声消除上能得到良好的效果。

## 第六章 结论与展望

### 6.1 本文的主要研究成果

自适应滤波理论发展已接近四十多年了,在理论上已趋向于成熟,应用领域也十分广泛。然而在地球物理学方向,自适应滤波理论除了在地震上有所应用之外,在电磁法信号处理方面却鲜有论述和应用<sup>[50][49][54][56][55]</sup>。

本文主要研究内容就是利用自适应滤波理论应用于大地电磁信号的处理。

1、研究论述了大地电磁法信号处理方法和研究现状。研究总结了大地电磁信号特性和频谱特征,为对大地电磁信号进行处理提供了理论依据。并研究分析了大地电磁测深法中的噪声及其特点,理论推导了噪声对抗估算的影响及信号相关性分析。

2、研究了基于 LMS 算法和 RLS 算法自适应滤波器的性能特征。在简述自适应滤波原理的基础上,总结分析了自适应滤波器的典型应用。理论推导了 LMS 算法和 RLS 算法,对两种算法的失调、参数选择等特性进行了研究

3、对 LMS 滤波和 RLS 滤波的性能进行了仿真研究。

(1)对影响 LMS 算法滤波器性能的两个参数:滤波器阶数  $N$  和收敛因子  $\mu$  进行了系统的仿真,指出  $N$  和  $\mu$  对 LMS 滤波器的性能影响上收敛因子  $\mu$  比滤波器阶数要灵敏,特别指出滤波阶数  $N$  和  $\mu$  之间有着制约关系。指出尽管方法原理给出了各种限定,但  $N$  和  $\mu$  选择并无定量选择可能,只能通过仿真来找到最优的解。

(2)研究了 LMS 滤波器在窄带滤波上的应用,仿真研究表明 LMS 滤波能有效对窄带周期干扰信号和振动干扰引起的基线漂移现象进行有效的压制。

(3)研究了 RLS 滤波器在自适应噪声对消器的应用,从参考信号的选取方面进行仿真研究表明,无论选取参考信号的类型,只要保证参考信号与含噪信号中待分离的信号有很好的相关性,RLS 滤波都能得到良好效果;研究还表明,可以通过在分析含噪信号的时域周期性特征的基础上,构建相同频谱特性任意幅度和相位的周期信号作为参考信号,可以取得良好的滤波效果。同时指出,当构建周期信号与实际信号的频率有很小差异时,可以通过设置遗忘因子达到最佳滤波效果。

4、提出了信号截取扩展的方法,解决了由于实测信号每道数据采样点少,自适应滤波器的系数自适应调整过程中给实测信号引入噪声不可忽略的问题,有效提高了实测信号经自适应滤波后的数据质量。

5、研究了 LMS 滤波和 RLS 滤波对实测信号的处理效果。LMS 滤波的研究表明,能有效压制大地电磁实测信号的窄带干扰,特别是工频干扰的压制,并对基线漂移的矫正有良好的效果。RLS 滤波的研究表明,在对工频干扰有效压制的过程中,对其它频率成份的影响甚小;结合实测数据,研究了 RLS 滤波器进行工频及其谐波干扰滤除后对电阻率、相位、相关度及测线反演的电性剖面的影响。

6、对 EH-4 系统的原始时间序列 Y 文件进行了正确的读取,对 Y 文件的数据结构进行了分析,编制了计算机程序,实现了自动读取数据,获得原始时间序列的十进制数据,为对自适应滤波理论应用于大地电磁信号处理提供了丰富的原始资料。实现了将自适应滤波处理后数据重构并写入 Y 文件,再由 EH-4 系统的采集和处理软件 IMAGEM 进行处理,重新生成处理后数据的功率谱文件和阻抗文件,避开了对标定文件的读取。

## 6.2 本文不足与展望

1、大地电磁信号数据资料处理本身是一项非常复杂的工作。国内外许多研究人员在完善现有处理方法的基础上,势必会有更多的方法被提出。本文就尝试将自适应滤波理论引入到大地电磁信号处理。尽管在对工频干扰和振动干扰上取得了良好的效果,但大地电磁信号资料的处理包含的内容远不止这些,对于能否在其它方面有所应用,还不得而知,是后续的研究方向之一。

2、自适应滤波理论本身已得到了非常大的发展,本文作为初步尝试,将最小均方算法和递归最小二乘法成功应用于实测大地电磁信号的滤波处理。同时,自适应理论还有很多算法,如共轭梯度法,变换域自适应算法等,也包括对各种方法的改进,这些方向在大地电磁法中资料的处理是否带来更好效果,也是一个值得探讨的问题。

3、传统的大地电磁信号去噪的各种方法都有着自身的优点,怎样实现自适应滤波去噪与传统的去噪方法进行联合处理是值得讨论的问题。

## 参考文献

- [1] A.A.考夫曼,凯勒著. 大地电磁测深法[M]. 北京: 地震出版社,1987
- [2] 石应骏,刘国栋等著. 大地电磁测深法教程[M]. 北京: 地震出版社,1985
- [3] 陈乐寿,王光镔著. 大地电磁测深法[M]. 北京: 地质出版社,1990
- [4] 汤井田,何继善著. 可控源音频大地电磁法及其应用[M]. 长沙: 中南大学出版社,2005
- [5] 何继善,等编译. 可控源音频大地电磁法[M]. 长沙: 中南工业大学出版社,1990
- [6] A. N. Tikhonov. Determination of the electrical characteristics of the deep strata of the Earth's crust [J]. Dokl.Akad.Nauk USSR, 1950,73:295-311
- [7] L. Cagniard. Basic theory of the magneto-telluric method of geophysical prospecting [J]. Geophysics, 1953,18(2):605-635
- [8] W. E. Sims, F. X. Bostick, H W Smith. The estimation of magnetotelluric impedance tensor elements from measured data [J]. Geophysics, 1971,36:538-542
- [9] F. X. Bostick. Electrmagnetic array profiling (EMAP) [J]. 56th Annual SEG Meeting,Houston, 1986,12(2):42-100
- [10] 王家映. 我国大地电磁测深研究新进展. 地球物理学报, 1997,40(增刊):206-216
- [11] 魏文博. 我国大地电磁测深新进展及瞻望[J]. 地球物理学进展, 2002,17(2):245-254
- [12] 杨长福,徐世浙. 国外大地电磁研究现状[J]. 物探与化探, 2005,29(3):246-247
- [13] 严家斌. 大地电磁信号处理理论及方法研究: [博士论文].长沙:中南大学,2003
- [14] T. M. Gamble, W. M. Goubau, J. Clarke. Error analysis for remote reference magnetotelluric[J], Geophysics, 1979,44:959-968
- [15] 张全胜,王家映. 大地电磁资料的去噪方法[J]. 石油地球物理勘探, 2004,39(增刊):17-23
- [16] 田绍耕. 远参考法大地电磁测深[J]. 石油地球物理勘探, 1983,3:232-235
- [17] 熊识仲. 远参考道大地电磁测深的实际应用[J]. 石油地球物理勘探, 1990,5:278-282

- [18] 杨生,鲍光淑,张全胜. 远参考大地电磁测深法应用研究[J]. 物探与化探, 2002,26(1):27-31
- [19] 杨生. 大地电磁测深法环境噪声抑制研究及其应用: [博士论文].长沙: 中南大学,2004
- [20] 陈清礼,胡文宝,苏朱刘,等. 长距离远参考大地电磁测深试验研究[J]. 石油地球物理勘探, 2002,37(6):145-148
- [21] 邓明,李哲,魏文博,等. 带远参考测量方式的海底大地电磁同步采集技术[J]. 地质与勘探, 2003,39(5):77-80
- [22] D.Egbert, R.Booker. Robust estimation of geomagnetic transfer function [J]. Geophys.J.R.astr.Soc,1986, 87, 173-194
- [23] D.Sutarno, K.Vozoff. Robust M-estimation of magnetotelluric impedance tensors. Expl. Geophys. 1989,20:383-398
- [24] A. D. Chave, D. J. Thomson, M. E. Ander. On the robust estimation of power spectra, Coherences and transfer functions. Journal of Geophys Research, 1987,92(B1):633-648
- [25] 江钊,刘国栋,孙浩,等. Robust 估计及其在大地电磁资料处理中的初步应用. 见:刘国栋,邓前辉,主编.电磁方法研究与勘探.北京:地震出版社,1993.60-69
- [26] 张全胜,杨生. 大地电磁测深资料去噪方法应用研究. 石油物探,2002,41(4):493-499
- [27] 何兰芳,王绪本,王成祥. 应用小波分析提高 MT 资料信噪比[J]. 成都理工学院学报,1999, 26(3):299-302
- [28] 徐义贤,王家映. 基于连续小波变化的大地电磁信号谱估计方法[J]. 地球物理学报,2000,43(1):676-683
- [29] 严家斌,刘贵忠. 基于小波变换的脉冲类电磁噪声处理[J]. 煤田地质与勘探,2007,35(5):61-65
- [30] 李桐林,翁爱华,林君. 海洋环境中大地电磁测深阻抗的 Robust 估计[J]. 长春科技大学学报,1999,29(1):81-83
- [31] 王书明,王家映. 高阶统计量在大地电磁测深数据处理中的应用研究[J]. 地球物理学报,2004,47(5):928-934
- [32] 汤井田,化希瑞,曹哲民,等. Hilbert-Huang 变换与大地电磁噪声的压制[J]. 地球物理学报,2008,51(2):603-610
- [33] 苏朱刘,胡文宝,张翔. 电磁资料中的物理去噪法[J]. 工程地球物理学报,2004,1(2):110-115
- [34] 张翔,刘晓敏,肖小玲,等. 基于支持向量机的去噪在电法勘探中的应用[J].

- 石油天然气学报,2005,27(3):338-340
- [35] 侯彦威,王信文,张卜文,等. 中值空间滤波去噪技术研究[J]. 勘探地球物理进展,2009,32(1):55-57
- [36] 柳建新,严家斌,何继善,等. 基于相关系数的海底大地电磁阻抗 Robust 估算方法[J]. 地球物理学报,2003,46(2):241-245
- [37] 陈乐寿,刘任,王天生著. 大地电磁测深资料处理与解释[M]. 北京:石油工业出版社,1989
- [38] 刘国栋,陈乐寿著. 大地电磁测深法研究[M]. 北京:地震出版社,1990
- [39] 张木生. 大地电磁测深仪器中的几个关键技术. 见:刘国栋,邓前辉,编. 勘探地球物理专辑(第二集,电磁测深).北京:地质出版社,1989.1-9
- [40] 王焯. 深大长隧道的电磁测深法应用研究:[硕士学位论文],长沙:中南大学,2005
- [41] 化希瑞. 高频大地电磁系统数据处理方法研究:[硕士学位论文],长沙:中南大学,2007
- [42] 孙洁,晋光文,白登海,等. 大地电磁测深资料的噪声干扰[J]. 物探与化探,2000,24(2):119-127
- [43] EH-4 操作手册[R]. 劳雷公司,1998
- [44] Bernard Widrow, Samuel D. Stearns. Adaptive Signal Processing [M],王永德,龙宪惠译. 北京:机械工业出版社,2008
- [45] Simon Haykin. Adaptive Filter Theory (Fourth Edition) [M], 郑宝玉译. 北京:电子工业出版社,2006
- [46] B. Widrow, M. E. Hoff. Adaptive switching circuits [J]. IRE WESCON Conv. Rec.,1960,4:96-104
- [47] B. Widrow. Adaptive filters I: Fundamentals. Rep. SEL-66-126(TR6764-6), Stanford Electronics Laboratories,stanford,CA
- [48] B. Widrow. Adaptive filters. Aspects of Network and System Theory, R. E. Kalman and N. DeClaris, eds., Holt, Rinehart and Winston, 1971:563-586
- [49] M Hattingh. A new linear phase, robust, non-linear smoothing method for stationary and non-stationary time or space series data. Communications and Signal Processing, 1988:98-104
- [50] K. B. Olsen, G. W. Hohmann. Adaptive noise cancellation for time-domain EM data. Geophysics. 1992,57(3):466-469
- [51] Paulo S. R. Diniz. Adaptive Filtering: Algorithms and Practical Implementation (Second Edition) [M], 刘郁林,景晓军,谭刚兵,等译. 北京:电子工业出版社

- 社,2004
- [52] 魏巍,刘学伟. 自适应噪声抵消技术在地震资料处理中的应用[J]. 石油天然气学报,2008,30(4):79-83
- [53] 邹艳碧,高鹰. 自适应滤波算法综述[J]. 广州大学学报,2002,1(2): 43-50
- [54] 曹建章,宋建平,唐天同. 瞬变电磁测量中的自适应滤波方法[J]. 煤田地质与勘探,1997,25(6): 44-47
- [55] 昌彦君,韩永琦,江浩. 瞬变电磁法中消除工频噪声的自适应滤波器研究[J]. 工程地球物理学报,2004,1(5):407-411
- [56] 姚同起,范国华,顾左文. 自适应滤波器在地磁数据噪音处理中的应用[J]. 地震地磁观测与研究,1995,16(2):12-18
- [57] 陶青,谢勤岚. 基于 RLS 算法的脑电信号的去噪[J]. 现代电子技术,2006,11:143-145
- [58] S. H. Ardalan. Floating-point analysis of recursive least-squares and least-mean square filters[J]. IEEE Trans. on Circuits and Systems,1986,CAS-33:1192-1208
- [59] J. M. Cioffi. Limited precision effects in adaptive filtering[J]. IEEE Trans. on Circuits and Systems,1987,CAS-34:821-833
- [60] 沈凤麟, 陈和晏. 生物医学随机信号处理[M]. 合肥: 中国科技大学出版社,1999
- [61] 刘海龙著. 生物医学信号处理[M]. 北京: 化学工业出版社,2006
- [62] 李正周. MATLAB 数字信号处理与应用[M]. 北京: 清华大学出版社,2008

## 致谢

时光匆匆，转眼三年的研究生学习生活就将结束，我在此向所有在学习和研究过程中给予我关心和帮助的老师、同学、朋友和家人表示衷心的感谢！

感谢我的导师汤井田教授。他的严谨求实、一丝不苟的治学精神和循循善诱、诲人不倦的指导风格，以及独到的学术见解，渊博的理论知识，使我获益良多。衷心感谢他对我严格要求、热情鼓励和悉心指导，激励我克服许多学习、研究中的困难。对待我的学位论文上，汤老师更是从选题角度、研究思路、内容框架等各个方面对我进行了耐心细致的指导，才使本文得以付梓。同时，在生活上，汤老师对我关心备至。在此我要对导师表示深深的敬意和感谢，并送上真挚的祝福！山海恩情，终生难忘！

感谢戴前伟教授、席振铎教授、严家斌老师、肖晓博士、王飞燕师妹对我的研究工作给予的指导和帮助。

感谢孔勤根老师、杜华坤老师、周文斌老师对我学习和生活上的关心和照顾。还对物探所给予过我帮助的各位老师表达我深深的谢意！

感谢我所有的师兄姐妹对我的支持、鼓励和帮助。这三年的学习和生活将会是我生命中最难忘的美好回忆，我会永远记得你们，我爱你们，也祝福你们永远平安幸福！

感谢我的父母，多年来，他们为我的成长付出了极大的心血，他们的生育、养育之恩，我将铭记于心。衷心的祝愿他们健康长寿！

感谢我的爱人余琼霞，我们同甘共苦，风雨共度，她对我支持和鼓励一直是我前进的动力。

感谢所有支持和帮助过我的人！



## 攻读硕士学位期间主要研究成果

### 一、攻读硕士期间发表的论文

汤井田, 余灿林, 黄磊, 席玉萍. 基于 LMS 算法的自适应滤波器在 MT 数据处理中的应用. 工程地球物理学报 已录用

### 二、攻读硕士学位期间参加的科研、生产工作

- |   |      |
|---|------|
| [1] 西藏芒康地区盐井曲孜卡温泉 EH-4 高频大地电磁探测         | 2006 |
| [2] 湖南省桃源县冷家溪金矿地质物探勘察                   | 2006 |
| [3] 内蒙古太仆寺旗铜、金多金属矿 EH-4 高频大地电磁探测        | 2007 |
| [4] 河南省西峡县电法勘探                          | 2007 |
| [5] 广西省罗城县电法勘探                          | 2008 |
| [6] 云南省怒江州兰坪“三江”中南段<br>铜、铅、锌、金多金属矿床综合勘查 | 2008 |
| [7] 安徽省庐江县泥河 EH-4 高频大地电磁探测              | 2009 |