

# 工程地震信号去噪技术研究

## 摘要

由于工程地震探测目的层较浅，工作条件和背景复杂，导致干扰严重，如何消除各种干扰信号，提高地震信号的信噪比是工程地震勘探所要解决的一项主要任务。随机噪声没有统一的规律，在整张记录上随机出现，比较难以去除。因此如何有效消除随机噪声是人们一直追求的目标。而小波变换是一种信号的时间—尺度(时间—频率)分析方法，具有多分辨分析的特点，在时频两域都具有表征信号局部特征的能力。本文尝试采用小波变换这一新方法消除工程地震资料中的随机干扰。

论文首先针对地震信号的噪声特点及形成原因，对目前使用的各种去除相干噪声和随机噪声的方法进行简要介绍并分析其优缺点。然后对小波分析理论做详细的介绍，基于多尺度分析理论讨论了二进正交离散小波的原理和正交小波的构造方法。在多分辨率的基础上进行了小波的分解与重构，基于小波分解的分频特性，可以利用小波变换压制噪音。引申出小波阈值消噪的原理、方法，其中阈值的确定是小波变换压制随即噪声的关键。对模型信号进行多层分解去噪，利用不同阈值处理的结果不同，最佳阈值需要根据多种阈值的求取及设置的效果获得。

利用小波变换的特点，在 Matlab 小波工具箱的平台上对工程地震勘探的共炮点反射资料和浅层地震映像资料进行了单道和整个剖面数据的处理，分别用小波域阈值去噪处理方法，小波包阈值去噪方法压制随机噪声，对处理效果进行了分析。证明小波变换是工程地震信号噪音压制的有效方法，进一步加以优化后，可直接用于生产实际。

**关键词：**工程地震信号，分辨率，小波变换，去噪

# Research of Engineering Seismics Data

## Denoise Disposal Technology

### Abstract

Because the engineering seismic exploring layer is shallow , working condition and background are complicated , the results are badly disturbed. How to remove kinds of noises in engineering seismic data processing and how to improve the resolution of seismic data are main task in geophysical exploration . Random noise has no uniform regularity , it is showed in whole record paper and very hard to remove. Therefore how to effectively get rid of random noises is a goal which many people want to reach. Wavelet Transform is a method of time-scale (time-frequency), which has multi-resolution characteristics. It can express partial characters in time and frequency domain. This article tries to use the new method of wavelet transform to remove disturbance in engineering seismic data processing.

First of all , the article gives a brief introduction about all kinds of methods which are used to remove coherent noise and random noise , and analyses their advantages and disadvantages according to the features and formation reasons of seismic signal noises . Then it describes the theory about wavelet transform in detail and the principle of discrete dyadic wavelet transform and the construction of orthogonal wavelet are discussed on the base of multi-dimension analysis tools. At the same time this article gives the algorithm of decomposition and reconstruction based on multi-resolution . Because of the frequency division in wavelet decomposition , we can use wavelet transformation to remove noise. The principle and method of wavelet threshold to remove noise are given and it is very important to make sure of the threshold in removing noise with wavelet transformation. When model signal use multi-layer decomposition

to remove noise , the results are different with different threshold .And the best threshold needs to obtain according to the calculation and setting in different kinds of threshold.

According to the characters of wavelet transformation , on the plat of Matlab wavelet function toolbox, this article processes single track and whole profile data about engineering seismic exploring reflection and shallow seismic image , uses the methods of de-noising by threshold filter in wavelet domain and de-noising method by threshold filter in wavelet packet domain to handle random noises in theory models and practical data, and analysis treatment effect. The experiment shows that performance of the method based on wavelet transform to remove disturbance in **engineering seismic data** is good and effectiveness. After the imaging system brought forward by this thesis being optimized, it can be directly used in the practical work.

**Key words: Engineering seismic data, resolution, wavelet transform, de-noise**

## 独 创 声 明

本人声明所提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。据我所知，除了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，也不包含未获得( )或其他教育机构的学位或证书使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示谢意。

学位论文作者签名： 朱峻岭      签字日期： 2007年5月26日

## 学位论文授权使用授权书

本学位论文作者完全了解学校有关保留、使用学位论文的规定，有权保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和磁盘，允许论文被查阅和借阅。本人授权学校可以将学位论文的全部或部分内 容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存、汇编学位论文。(保密的学位论文在解密后适用本授权书)

学位论文作者签名： 朱峻岭

导师签字： 柳荣欣

签字日期：2007年5月26日

签字日期：2007年5月26日

学位论文作者毕业后去向：

工作单位： 青岛工程地震研究所

电话：

通讯地址：

邮编：

## 0 前言

### 0.1 研究概况及研究意义

地震勘探采集到的野外资料中有关地下构造和岩性的信息叠加在干扰背景上且被一些外界因素所扭曲,信息之间往往是互相交织的,因此不宜直接利用野外资料作地质解释,需要对地震勘探资料进行数字处理以改造野外地震资料,并从中提取有关地质信息,从而为地震勘探的地质解释提供可靠资料。地震资料数字处理包括若干个步骤:数据预处理、静校正、动校正、水平叠加、信号去噪、偏移处理等。其中,信号去噪被用于从地震资料中提取有用信息,去除干扰,提高地震资料信噪比。从干扰背景中提取出有用信息、提高地震资料信噪比和分辨率是地震资料处理的首要任务。

工程地震探测主要用于工程地质和环境地质勘察以及地震小区划与地震安全性评价,其主要特点为探测目标小而浅,工作条件和背景复杂。工程地震勘探施工区域大部分位于城镇内;也有可能位于繁华商业区内,交通要道附近,工厂周围,甚至紧邻飞机场。工程地震探测受地表因素、城市噪声、人为干扰等影响十分严重,在资料采集时,以上因素使得信号延时、畸形、失真,甚至导致信号成为废道。由于干扰的影响,使得工程地震资料的分辨率降低,不能准确的反映地下断裂构造等地质现象,工程地震资料中包含的干扰信息也要比油气勘探地震多得多,因此,这对地震资料处理提出了更高的要求,即要求处理过程能够从强噪声背景中提取出微弱有用信号,去除干扰信号,特别是高频噪声,提高地震资料信噪比和分辨率,并使该处理成为整个处理流程中的关键。只有信号的可靠性高,才能谈论它的表现力,只有在一定信噪比的基础上,才能提高信号的分辨率,才能更好的分辨小断层、小构造及岩性的变化。

目前工程地震探测采用方法主要有折射波法、反射波法和透射波法以及映像法和瑞雷面波法。本文主要研究对象为工程地震勘探(浅层地震勘探)的共炮点反射资料及浅层地震映像资料。

由于工程地震勘探工期短,投资少等原因,目前在该领域的信号处理尤其是对浅层地震映像资料的消噪方面尚无十分理想有效的方法。常用的降噪方法是比

较简单的滤除方法,让信号通过一个低通或带通滤波器,缺点是在降低噪声的同时,也会使信号变得平滑,损失突变信息,很难获得有较高分辨率的地震剖面资料,进而无法满足探测要求。为了提高浅震探测精度,针对工程地震特点,找出一种去除噪声效果比较理想的方法是业界的当务之急。

本文根据以上这些实际问题尝试将具有独特优点的小波变换这一新的技术方法应用于处理浅层共炮点地震记录和浅层地震映像记录,提高地震资料的信噪比,进而提高工程地震资料的探测精度。以期解决目前浅层工程地震中的映像资料分辨率低的难题,这对于工程地震探测有较大的实际意义。

小波变换是 80 年代中后期逐渐发展起来的一种数学分析方法,因为它在时域和频域都具有很好的局部化性质,较好地解决了时间和频率分辨率的矛盾,对信号的低频成分,采用宽时窗可使得时域分辨率低而频域分辨率高;对信号的高频成分,采用窄时窗可使得时域分辨率高而频域分辨率低。正交小波变换通过 Mallat 的多分辨率分解来实现。通过低通滤波器和高通滤波器将信号的频谱分解到不同的频率范围内,从而得到多个子带信号;此外,由于正交变换具有去除信号中的相关性和信号能量集中的功能,因此,通过小波变换能把信号的能量集中到某些频带的少数系数上,然后通过其它频带上的小波系数置零或者给予小的权重方法,即可达到有效抑制噪声的目的。

随着小波变换理论的逐渐成熟,在地震勘探中的应用日益广泛、深入。对它的理论和特性进行学习,并将其应用到工程地震勘探资料处理中具有重要的现实意义。虽然小波变换方法在地震资料噪音压制工作中仍处于起步阶段,但无可比拟的多尺度分析特性使其成为浅层工程地震信号去噪的主要方法是可能的。

## 0.2 地震信号去噪处理的历史和现状

相干噪声在时间上的出现具有规律性,有明显的运动学特征,它和有效波存在着频谱差异、视速度差异或到达时间的差异等,因此可用滤波、方向特性、相干性等来去除相干噪声。去除相干噪声主要利用有效波和相干噪声的差异对相干噪声进行滤波。过去采用模拟电滤波器进行滤波,但模拟电滤波器存在着严重的缺点,如结构复杂、改变特性较困难、存在不需要的相位移等,后来广泛采用了数字滤波的方法。数字滤波主要利用有效波和噪声之间频率和视速度方面的差异

来压制噪声,分别称为频率滤波和视速度滤波。又因频率滤波只需对单道数据进行运算,故称为一维频率滤波。实现视速度滤波需同时处理多道数据,故称为二维视速度滤波。一维频率滤波需要使用一维傅立叶变换将地震信号变换到频率域,使其频谱与滤波器的传输函数相乘,达到滤波的目的。二维视速度滤波是建立在二维傅立叶变换基础上的,沿地面直测线观测到的地震波是一个随时间和空间变化的波,通过二维正、反傅立叶变换可以得到其频率波数谱和频率波数谱的时空函数。如果有效波和噪声的平面简谐波成分有差异,则有效波的平面谐波成分以与噪声的平面谐波成分不同的视速度传播,则可用二维视速度滤波将它们分开,达到压制噪声,提高信噪比的目的。

随机噪声没有统一的规律,它在整张记录上随机出现,频带很宽,视速度不确定,无一定的传播方向,比较难以去除,因此不能采用去除相干噪声的方法去除随机噪声。去除随机噪声方法的理论依据是:假设地质结构的变化相对于测线来说较为缓慢(这个假设在大多情况下是合理的),这样,地震剖面上相邻地震道共深度点的有效信号具有较强的相关性,而随机噪声是没有相关性的,从而利用该相关性增强有效信号能量,抑制噪声能量。常用的随机噪声去除方法有  $f-x$  域预测滤波方法<sup>[14]</sup>、相干加强去噪方法<sup>[15]</sup>、KL 变换方法<sup>[16]</sup>等,这些方法在实际应用中都取得了较好的效果。

地震信号去噪的很多方法都要用到傅立叶变换,对于确知信号和平稳随机过程,傅立叶变换是信号分析和处理的理论基础,有着非凡的意义,起着重大的作用。但是,傅立叶变换有它明显的缺陷,信号任何时刻的微小变化会牵动整个频谱;反过来,任何有限频段上的信息都不足以确定在任意时间小范围的信号。实际信号往往是时变信号、非平稳过程,了解它们的局部特性常常是很重要的。人们通过预先加窗的方法使频谱反映对间局部特性,即采用短时傅立叶变换。短时傅立叶变换是用时间窗的一段信号来表示它在某个时刻的特性,显然,窗越宽,时间分辨率越差,但为提高时间分辨率而缩短窗宽时,又会减低频率分辨率。因此短时傅立叶变换不能同时兼顾时间分辨率和频率分辨率。小波变换的出现较好地解决了时间和频率分辨率的矛盾,它在时域和频域都具有很好的局部化性质,是对信号进行分析和处理的强有力的工具。

小波变换能将信号在多个尺度上进行小波分解,各尺度上分解所得的小波变

换系数代表原信号在不同分辨率上的信息。由于信号和随机噪声在不同的尺度上进行小波分解时,存在一些不同的传递特性和特征表现,如模极大值与尺度大小的特性关系等,这些特征的取得对信号分析是非常有用的,许多研究者利用这些特性进行信号的去噪处理,并已取得了较好的效果。Witkin<sup>[17]</sup>首先提出了利用小波分解中不同尺度信号的空间相关去除噪声的思想。Mallat<sup>[18]</sup>也指出,通过寻找小波变换系数中的局部极大值点并据此重构信号,可以很好地逼近未被噪声污染前的原始信号。1995年,Donoho<sup>[19]</sup>提出了一种新的基于阈值处理思想的小波域去噪技术,直接对小波变换系数取一阈值,仅由保留下来的较大的小波系数重构原信号。小波变换的这些理论被广泛用于地震信号去噪处理中,并取得了较好的效果。

### 0.3 研究内容及技术路线

#### 0.3.1 研究内容

(1)分析工程地震勘探的特点,工程地震信号中的噪声类型与特点以及形成原因,并简要介绍目前地震勘探中使用的各种去除相干噪声和随机噪声的方法及其优缺点。

(2)讨论小波变换的基本原理与数学基础;如何根据地震波来选取小波基,并对地震数据进行分解与重构;研究小波阈值去噪方法,提出基于二次小波变换的小波域阈值去噪方法以及如何选择适当的阈值;对常规小波域阈值去噪方法进行改进,提出基于小波包分析的阈值去噪方法。

(3)总结小波和小波包阈值去噪方法应用于实际资料压制随机噪音的效果。并指出基于小波变换的噪音压制方法的有效性和不足,提出今后的改进方向。

#### 0.3.2 技术路线

(1)小波阈值去噪方法压制随机噪声。选择小波和小波分解的层次,将地震资料分解为不同频带的信号,然后在不同频带设置阈值压制噪音。重构阈值处理后的信号即得到随机噪音压制后的地震信号。利用不同的阈值求取和设置方法进行处理,从而确定最佳阈值。

(2)小波包相关阈值去噪方法压制随机噪音。选择一个小波并确定所需分解的层次,然后对信号进行小波包分解;对于一个给定的熵标准,计算最佳树;对于每一个小波包分解系数,选择一个恰当的阈值并对系数进行阈值量化;根据最低层的小波包分解系数和经过量化处理系数,进行小波包重构;根据前面的消噪效果,调节阈值大小再次进行消噪。

(3)利用多个实际地震资料进行处理,根据具体情况调整去噪方法,分析随机噪音压制效果,说明所采用小波变换方法对噪音压制的有效性,并指出存在的问题。

### 0.3.3 具体内容安排

第一章简单介绍浅层工程地震勘探中所使用的基本方法与工作特点、浅层地震信号噪声的特点及形成原因,并总结目前地震勘探中所使用的各种去除相干噪声和随机噪声的方法及优缺点,指出小波分析去噪方法的独特优点。

第二章概述小波分析的思想来源和发展,说明小波和小波基函数,小波变换、离散小波变换、以及基于 Mallat 塔式分解和重构方案的小波快速算法,阐述如何利用滤波器组实现小波分解与重构等,在最后详细阐述 matlab 中提供的离散小波分解和重构函数。

第三章详细讨论小波阈值去噪法及小波包相关阈值去噪法,以及如何根据地震波来选取小波基,尺度参数和阈值。

第四章将小波阈值去噪,小波包去噪方法应用于实际工程地震剖面资料,分析小波变换压制随机噪声的效果。

第五章总结本文所做的工作和成果,指出研究中存在的不足以及对将来的研究方向。

# 1 工程地震勘探中的噪声分析

## 1.1 工程地震概要

随着人类经济社会的不断发展与进步,人类活动越来越往城市集中,因此城镇的发展建设的速度急剧加快,对地下地质情况的探测与地震安全评价的任务和要求越来越多,常规的钻探方法远远不能满足城镇建设的需求,急需新的地球物理探测方法来解决这一问题。地震勘探<sup>[1]</sup>方法属于地球物理方法中十分重要的也是解决以上问题最有效的探测方法,它是利用人工方法引起地壳振动,如利用炸药爆炸产生人工地震,再用精密仪器记录下爆炸后地面上各点的震动情况。利用记录下来的资料,推断地下地质构造的特点。

工程地震勘探,人们又称之为浅层地震勘探,以勘探地面以下 100m 范围内,有时甚至是地下几米内的地质构造、岩土结构、力学性质为目的。工程地震勘探主要为城市规划建设、工业建设、公共设施建设等提供必要的工程地质依据。因此工程地震勘探往往具有激发能量较小,勘察范围较窄,勘查网度较密,勘探精度较高等特点,既快速又准确。

工程地震探测采用方法主要有折射波法、反射波法和透射波法以及映像法和瑞雷面波法。本文主要研究对象为工程地震勘探(浅层地震勘探)的共炮点反射资料及浅层地震映像资料。

地震勘探的生产工作,基本上可分为三个环节。

(1)野外工作。这个阶段的任务是布置测线,人工激发地震波,并用野外地震仪把地震波传播的情况记录下来。

(2)室内资料处理。它的任务是根据地震波的传播理论,利用计算机对野外取得的资料进行各种处理和加工,去除各种噪声,突出有效信号,得到反映地下地质构造的大概形态的地震剖面以及相关的地震波速度资料。

(3)地震资料的解释。由于地下地质构造的复杂性,地震剖面上的许多现象,既可能反映地下的真实情况,也可能具有某些假象。地震资料的解释工作,就是要运用地震波传播理论,综合地质、钻井和其它物探资料,对地震剖面进行深入的分析研究,对各反射层相当于什么层位做出正确的判断,对地下地质构造的特点做出说明,绘制出反映主要目的层位的构造图,最后异常点提出钻探井位。

目前工程地震勘探有待解决的问题如下:

- (1)在采集阶段,降低野外噪声特别是高频噪声。
- (2)解决强低频信号与弱高频信号被同时记录的问题。
- (3)高保真处理的问题。
- (4)克服常规处理各环节对分辨率的不良影响。
- (5)在理论上研究岩层对地震波的吸收的机制及低速带的作用。

## 1.2 地震信号中的噪声

根据干扰波的特点可将它们分成两大类<sup>[2]</sup>:规则干扰波和不规则干扰波。我们把所有的干扰波统称为地震噪声,把规则干扰波称为相干噪声,把不规则干扰波称为随机噪声。相干噪声包括面波、多次波、折射鸣震等,随机噪声包括环境噪声、测量误差、地面微震等。前者在时间上的出现具有规律性,后者在时间上的出现具有随机性。在接收有效波的同时总是有这两类干扰波存在,因此,地震勘探自始至终都有压制干扰波提高信噪比的问题,为此,有必要了解干扰波的特点及其形成机制。

### 1.2.1 相干噪声(规则干扰波)

#### (1)声波

在坑中、浅井(或浅水中)、空中用炸药爆炸或用重锤撞击地面时,都能产生声波。其特点是速度稳定(340m/s左右),频率高,延续时间长,在地震记录上呈现强而尖锐的波至。

#### (2)面波

当震源较浅时,在大地和空气的分界面附近,由震源激发可直接产生面波。它们的传播速度略小于横波,频率低(有时只有十多赫兹),能量沿垂向方向衰减快,沿水平方向衰减缓慢,延续时间长,在地震记录上呈扫帚状,且有频散现象。面波虽然在某种情况下包含对解释有用的信息,但通常被认为是干扰。

#### (3)工业电干扰

当地震测线通过高压输电线路时,地震检波器电缆会感应 50Hz 的电压,形成在整张地震记录上或部分地震记录道上出现 50Hz 的正弦干扰波。其振幅大小

受输电电压、输电线粗细、检波器电缆与输电线的距离、检波器电缆的漏电情况等制约。

#### (4)虚反射

虚反射是指从震源首先向上到达地面发生反射,然后向下传播再从地下界面反射的波,它伴随在由震源直接向下传播经界面反射的正常一次波之后。由于它的干涉使正常反射波波形复杂化,相位数目增多,虚反射的波形、频率、视速度甚至有时振幅都与正常反射相似,难以分辨,利用垂直叠加或反褶积有可能压制它。

#### (5)多次反射

当地下深部存在强波阻抗界面时能产生多次反射波。其特点与正常反射波相似,只是传播速度低于相同时间的正常反射波,时距曲线斜率大,对于简单的多次波,其旅行时间与对应的一次波近似为倍数关系。

#### (6)重复冲击

在井中和水中爆炸时,爆炸产生的气泡的脉动作用形成重复冲击,其特点是波的视速度与一次波相同,使后来的正常反射受到干扰。

#### (7)侧面波

在海洋地震勘探中,如果测线两旁海底有巨大凸起物(如暗礁、沉船),那就有可能产生侧反射波,水中侧反射的特点是视速度为海水的波速(1500m/s)。陆地勘探时,在地形变化剧烈的黄土高原或陡地层情况下也会产生侧反射。

#### (8)底波

在浅海地震勘探时,如果靠近海底激发,就会在淤泥底面产生类似于面波形状的底波,其特点是频率低,视速度小(大约 10~20Hz,1000m/s),横向衰减慢,延续时间长。

#### (9)交混回响和鸣震

交混回响是海洋地震勘探时海水层中多次反射的总效应,也叫鸣震。有时也专指浅水层中相继到来的多次波互相混合在一起所形成稳定的正弦震荡的情况,而不包括分开的相邻多次波。有时陆地上也记录到交混回响。目前在数字处理时主要用反褶积来消除其影响。

## 1.2.2 随机噪声(不规则干扰波)

随机噪声是由各种不可预知的因素综合作用而成,没有统一的规律,它在整张记录上随机出现,频带很宽,视速度不确定,无一定的传播方向,比较难以去除。根据随机噪声的特点和产生机制,结合地震勘探的实际情况,可将随机噪声划分为三大类型。

### (1)环境噪声

这类噪声是工区内固有的,在地震激发前就存在的。它来自于风力干扰,树木、草丛的摇动,建筑物的微震以及其它工、农业设施带来的地表微震,还有来自地下的地壳微震等。与激发震源无关的地面扰动统称为微震。微震干扰的特点是频带宽(1~150Hz),统计相关半径为6~9m,强度不一,取决于激发接收瞬间的周围条件。

### (2)次生噪声

这类噪声是放炮后产生的,主要包括由于介质的不均匀造成的弹性波的散射,以及来自于任意方向的、相位变化毫无规律的波的叠加等。

### (3)系统噪声

这类噪声是地震仪器、采集站和大、小线等在接收和处理过程中所产生的。随着地震采集设备的不断更新改进,系统噪声对地震勘探的影响已非常微弱,因此,我们主要是针对环境噪声和次生噪声进行分析研究。

## 1.3 常规噪声去除方法分析

相干噪声在时间上的出现具有规律性,有明显的运动学特征,随机噪声没有一定的规律,在地震资料中无处不在,具有强烈的随机性。对不同类型的噪声有针对性地进行处理,对提高地震资料的信噪比和分辨率有十分重要的作用。下面分别介绍目前去除相干噪声和随机噪声的各种处理方法。

### 1.3.1 相干噪声的去除方法

#### (1) 切除法

它对有相干干扰的区域进行切除,使数据采样值在规定的时窗内为零。此方

法在切除相干干扰的同时有效波也被切除了。此外，沿地震道使时窗内时间采样值为零将引起谱估值值发生畸变。但因此法简单，当其它技术不足以有效衰减噪声时，人们仍采用这种方法。

### (2) f-k 滤波<sup>[3]</sup>

这是一种常用的去除相干干扰的方法，这种方法是在频率-波数域进行滤波。首先，将地震数据由时-空(t-x)域转换到频率-波数域(f-k)，在 f-k 域内相干干扰将主要集中在某一扇形区内，如果有效波集中的区域能和相干干扰明显分开，那么在 f-k 域内把相干干扰集中区域切除掉再反变换到 t-x 域相干干扰就可以得到滤除。但是，频率域的切除往往造成假频效应，使地震记录出现假同相轴、有效波波形畸变，给解释带来困难。另外，有效波和相干干扰常常混叠在一起，在滤除相干干扰的同时，相应的有效波部分也受到压制影响。因此滤波在实际使用中受到一定的限制。

### (3) $\tau$ -p 变换

这是另一种常用的去除相干干扰的方法，也是目前石油工业压制面波的一个标准<sup>[4]</sup>。类似于 f-k 滤波， $\tau$ -p 变换也是把信号变换到另一个域。它是将地震记录由 t-x 域变换到  $\tau$ -p 域，也就是变换到以地震波垂直波慢度分量( $\tau$ )水平分量(p)空间。也可以看成是以切线斜率与截距为坐标的空间，所以  $\tau$ -p 变换通常也称为倾斜叠加，也是希望在  $\tau$ -p 域中相干干扰波能与有效波可靠的分离。实际上，有效波与相干干扰波并无一个明显的界限。此外，在 t-x 域内的一条直线变换到  $\tau$ -p 域内是扩散开的，充满  $\tau$ -p 域的大部分区域，只不过是能量不同罢了。因此，在压制相干干扰波的同时有效波也受到了损害。

### (4) t-k 滤波<sup>[5]</sup>

这种方法是在时间-波数(t-k)域中进行滤波，主要用于消除线状噪声和散射噪声。在做 t-k 滤波时，首先求各个时间上的时间偏移距采样值，在对偏移距做傅氏变换后将其变换到时间-波数域，然后设计一个一维最优陷波滤波算子在波数位置上消除特殊频率的噪声。将该算子与时间序列相褶积后，压制噪声的频率-波数分量。为消除噪声频率分量，滤波将从负波数延续到正波数。此项运算完成后，对每一滤波后的时间序列做反傅氏变换回到时间-偏移距域。当噪声在频率-波数域中特性较窄时，该方法能较好地去除相干噪声。

(5) f-x 滤波<sup>[5]</sup>

这种方法是在频率-偏移距(f-x)域中进行滤波,主要用于消除线状噪声和散射噪声。除滤波域不同以外, f-x 滤波与 t-k 滤波几乎一致。在 f-x 滤波中,每道数据做傅氏变换后变到频率-偏移距域。每一频率上的数据由空间采样值组成。然后,设计一种一维最优陷波滤波器消除与噪声有关的特定波数,最后将复算子与复空间序列相褶积。在对所有频率分量进行滤波之后,通过对各道数据做反傅氏变换回到时间-偏移距域中。和 t-k 域滤波一样,当噪声在频率-波数域中特性较窄时,该方法能较好地去除相干噪声。通常当相干噪声的相速度低、宽度窄时,使用 t-k 滤波,当相干噪声具有高相速度和窄宽度时,采用 f-x 滤波。

(6) 一种滤除局部相干干扰的方法<sup>[6]</sup>

当相干干扰在时间上是局部的情况下,可像外科手术那样在相干噪声周围开一个窗口,该算法可估算出窗内的噪声,自动校正振幅差异和相位差异,对该窗进行一维空间滤波,舍弃除噪声以外的一切波,以估算出噪声。然后自适应地从窗内的数据中减去该噪声以获得信号估算值,再将信号估算值加上时差放回地震记录中。该算法只应用于数据受噪声干扰的那一部分,而未受噪声干扰的部分没有改变,处理效果比较令人满意。但需用户沿干扰波方向开窗,自动化程度不高,受处理人员水平影响较大。

(7) 去线性相干波场技术<sup>[7]</sup>

该方法主要用于消除记录上的折射鸣震和散射波。其基本思想是通过空间道相关识别出线性相干波场,然后从地震道中予以剔除。其数学表达为

$$S_0(t) = x_0(t) - N_0(t) \approx x_0(t) - \frac{1}{M} A(t) \quad (1-1)$$

$$\text{式中 } A(t) = \sum_{k=0}^{M-1} x(t+k\tau) = \sum_{k=0}^{M-1} S_k(t+k\tau) + \sum_{k=0}^{M-1} N_k(t+k\tau) \approx MN_0(t) \quad (1-2)$$

式中  $S_0(t)$  为有效信号,  $x_0(t)$  为观测信号,  $N_0(t)$  为噪声,  $M \geq T/\tau$ ,  $T$  为有效波主周期,  $\tau$  为线性相干波场的道间时差。

由于空间相关是对干扰波进行的,而有效波的求取是逐道进行的,所以不存在有效波混波及蚯蚓化问题。该方法直接把干扰波能量从地震道中剔除,去噪效果较为明显。该方法效果取决于线性波场的相干性好坏,相干性越好,效果越好。

(8) 小波变换结合 f-k 滤波方法<sup>[8]</sup>

该方法将  $f-k$  滤波算子和小波变换串联应用,用于消除地震剖面中的地滚波和低频噪声。具体方法是首先用  $f-k$  域滤波切除地滚波,这时大部分地滚波会被滤掉,也会滤掉部分与噪声具有相同频率分量的相关信号,然后利用小波变换将一维信号变换到二维频率-时间( $f-t$ )平面上,使信号的不同频率分量或不同时间上的相同频率分量在小波变换域内能被很好地分离开来。通常,地滚波被变换到低频率、高波数区域,高频噪声被变换到高频率、高波数区域。在每一小区域内,信号的时间特征被清楚地体现出来。切除  $f-k$  滤波后地震剖面中的剩余噪声,并通过二维反变换恢复被  $f-k$  滤波切除的有用信号。该方法是一种比较有效的滤波方法,但在切除噪声时,可能会损失有效信号。

#### (9)基于模糊判别的方向滤波技术<sup>[3]</sup>

该方法主要由三部分组成:先检测出地震记录中的线性同相轴,再从中识别出相干干扰波,最后对识别出的相干干扰波进行方向滤波处理。对相干干扰的检测和识别是整个处理流程的关键。该方法对整个地震记录  $t-x$  域内进行处理,不需做任何变换,不会引入假频和假同相轴。自动识别相干干扰波然后加以滤除,被滤除的部分主要集中在相干干扰覆盖区域,其他部分不受影响。在尽可能压制相干干扰的同时,有效波在各个频段的能量得到很好的保持。本方法的关键是判别相干干扰波时,如果采用的模糊准则和模型如果不够完善,可能出现错误的判断。

### 1.3.2 随机噪声的去除方法

#### (1) $f-x$ 域预测滤波<sup>[9]</sup>

其基本原理是:假定在频率-空间( $f-x$ )域相干信号是可预测的,而随机噪声是不可预测的。据此可设计求出每一频率片上的预测滤波算子,再把预测滤波算子分别作用于对应的每一空间方向数据系列,便可预测出相干信号,压制随机噪声。该方法在实际资料处理中得到了广泛的应用,是公认的压制地震数据中随机噪声、有效增强地震数据中相干信号连续性的一种很好的方法。但该方法在使用时对所有相干信号进行加强,不管它们的有效反射信号,还是相干干扰。另外,由于高频段信噪比较低,求取的预测算子受噪声成分的影响较大,从而使得滤波去噪处理后的剖面高频段有效信号严重畸变,降低信号的保真度和剖面的信噪

比。

### (2)多项式拟合方法<sup>[10]</sup>

该方法在实际地震资料处理中也使用较多。其基本思想是根据有效信号在空间上的相似性,用多道相关的方法确定时窗内有效波同相轴的时空位置,然后求出有效波在这一时窗内的标准波形,并根据各道的相关系数对各道进行能量分配,完成有效波时间、振幅两方面的拟合。拟合后的剖面数据的信噪比有很大提高,且剖面数据的高频成分不受损失,能保持原有信号的分辨率,同时也能保持原始各道的相对振幅,但使用该方法有时会出现假同相轴和蚯蚓化现象。

### (3)KL 变换<sup>[11][12]</sup>

KL 变换是正交变换的一种,这种正交变换对应的向量是由样本  $X$  的协方差矩阵  $C_X=XX^T$  所对应的特征向量  $U$  组成,即

$$Y=U^T X=\sum_{i=1}^r x_i \mu_i \quad (1-3)$$

我们称  $Y$  为  $X$  的 KL 变换。称

$$X=UY=\sum_{i=1}^r y_i \mu_i \quad (1-4)$$

为  $Y$  的 KL 展开。我们把每一个特征向量称为一个主分量。由公式可以看出, KL 变换产生了一系列正交主分量,第  $i$  个特征值是第  $i$  个主分量相干能量大小的量度,因而取较大的若干个主分量重建原始信号,相当于原始信号中相干能量的重建。在高分辨率勘探采用小道距的情况下,认为相邻道的反射波有效成分在波形和能量上具有较强的相关性,而随机噪声不具有相关性,因此可用该方法提取出相干信息,消除随机噪声。在用方差作为衡量标准时, KL 变换是一种最佳变换。但在实际应用时存在着一些问题:①由于 KL 变换主要利用相邻道信号在同一时刻的相关性,所以同相轴是水平的情况有较好的去噪效果,但对同相轴是倾斜的或弯曲的则有困难;②KL 变换没有快速算法,而地震数据量又较大,因此计算成本高。

### (4)奇异值(SVD)分解<sup>[11]</sup>

设  $X$  为  $M \times N$  阶矩阵,秩为  $r$ ,则存在  $M$  阶正交矩阵  $U$ ,其列由  $XX^T$  的特征向量组成, $N$  阶正交矩阵  $V$ ,其行由  $X^T X$  的特征向量组成,使

$$U^T X V = D \text{ 或 } X = U D V^T \quad (1-5)$$

$$\text{式中 } D = \begin{bmatrix} \sum^r & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad \sum^r = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r) \quad (1-6)$$

而  $\sigma_i = \sqrt{\lambda_i}$ , ( $i=1, 2, \dots, r$ )  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_r > 0$  是矩阵  $X^T X$  的非零特征值的全体。称  $\sigma_i$  ( $i=1, 2, \dots, r$ ) 为  $X$  的奇异值, 而  $X = U D V^T$  称为  $X$  的奇异值分解式。矩阵  $X$  可分解为  $r$  个特征向量, 每个特征向量在  $X$  中所占能量成分由对应的特征值决定。在处理地震资料时, 信号的相关性较好, 故有效信号集中在较大的特征值所对应的特征向量上。选取较大的特征值对应的特征向量进行信号重建, 可以较好地去除随机噪声。SVD 分解算法在同相轴是水平时有较好的去噪效果, 在同相轴是倾斜或弯曲时则效果不佳。

#### (5) 利用小波变换去除高频随机噪声<sup>[13]</sup>

该方法以小波奇性分析中得出的一些结论作为理论依据, 利用连续小波变换情况下信号与噪声呈现出的不同性质来确定信噪比较低的部分, 去掉相应的正交小波分量, 再经反变换后便可达到压制噪声的目的。使用该方法可以自动判定低信噪比区间, 且无论在时间域或频率域均可局部地进行去噪处理。经该方法处理的剖面, 平均信噪比、视觉信噪比和视觉分辨率均可得到改善, 但该方法在处理信号幅值远小于噪声幅值的情况时效果不够理想。

## 2 小波分析的基本理论

### 2.1 傅立叶变换

小波变换最初是为了克服 Fourier 变换的不足而提出来的。傅立叶分析是信号处理中的经典技术，是处理平稳信号最常用也是最主要的方法。从适用的观点看，人们通常所说的傅立叶分析是指傅立叶变换和傅立叶级数。

函数  $f(x) \in L^2(\mathbb{R})$  表示平方可积的空间，即能量有限的信号空间<sup>[20]</sup>的连续傅立叶变换定义为

$$\hat{f}(w) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x)e^{-iwx} dx \quad (2-1)$$

$$\text{其逆变换定义为: } f(x) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \hat{f}(w)e^{iwx} dw \quad (2-2)$$

傅立叶变换是时域到频域互相转化的工具，从物理意义上讲，傅立叶变换的实质是把  $f(x)$  这个信号波形分解成许多不同频率的正弦波的迭加和，这样就是对  $f(x)$  的研究转化为对其权系数，即其傅立叶变换  $\hat{f}(w)$  的研究。从式(2-1)可以看出傅立叶变换中的标准基是由正弦波及其高次谐波组成的，因此它在频域内具有局部化性质。

虽然傅立叶变换能分别从时域和频域对信号的特征进行刻画，但却不能将两者有机的结合起来。这是因为信号的时域波形中不包含任何频域信息；同样，其傅立叶谱是信号的统计特征，是整个时域内的积分，完全不具备时域信息。也就是说，对于傅立叶谱中的某一频率，不知道该频率是在什么时候产生的，而实际信号往往是时变信号，非平稳过程，了解它们的时间与频率的局部特征常常是很重要的。比如，在地震勘探中，波在地下传播，其波速在什么位置产生突变，如何估计在突变处其速度的变化幅值。这样，用傅立叶变换分析非平稳信号时面临一对最基本的矛盾：时域和频域的局部化矛盾。

傅立叶变换不具备空间域(或时间域)的局部性，其根本原因在于它的基函数族  $\{e^{iwx}\}$  不具有紧支集，即  $\{e^{iwx}\}$  不在某个有限的区间外恒等于零，因此要想从  $\hat{f}(w)$  来研究信号  $f(x)$  的局部特征是困难的，因为信号  $f(x)$  的局部特征完全在其

谱系数  $\hat{f}(\omega)$  中铺展开了。当然傅立叶变换并未损失关于  $f(x)$  的信息，只不过是把它分散在系数  $\hat{f}(\omega)$  中去了<sup>[21]</sup>。

为了克服傅立叶分析不能做局部分析的弱点，Dennis Gabor 于 1946 引入了窗口傅立叶变换，他的做法是用一个有限窗宽的光滑函数去乘所要研究的对象，然后对它做傅立叶变换

$$Gf(\omega, b) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x)g(x-b)e^{-i\omega x} dx \quad (2-3)$$

从这里可以看到，这种变换确实能做局部性研究。然而，窗口能随位置参数  $b$  变化而移动，但其窗口函数  $g(x)$  不变，其窗口的大小，形状与研究对象  $f(x)$  的局部特征无关，即当窗口函数  $g(x)$  确定后， $b$ 、 $\omega$  只能改变窗口的形状，这样窗口傅立叶变换实质上是具有单一分辨率的分析。而要改变分辨率，则必须重新选择窗函数  $g(x)$ ，若选择的  $g(x)$  窄(即时间分辨率高)，则频率分辨率低；如果为了提高频率分辨率使  $g(x)$  变宽，伪平稳假设的近似程度便会变差。因此，联合的时频分辨率是有限制的，存在着基本的折中，即为取得好的时间分辨率(使用短的时间窗)而牺牲频率分辨率，反之亦然。因此窗口傅立叶变换用来分析平稳信号尚可，但对于地震信号这类非平稳信号而言，在信号变化剧烈时刻，必然对应于含有迅速变化的高频分量，要求较高的时间分辨率，而在变化比较平缓的时刻，主频是低频，则要求较高的频率分辨率。窗口傅立叶变换不能兼顾两者，暴露出它的不足。

## 2.2 小波变换

小波变换(或小波分析、小波转换)是指用有限长或快速衰减的、称为母小波(mother wavelet)的震荡波形来表示信号。该波形被缩放和平移以匹配输入的信号。小波变换是傅里叶变换的发展，小波变换克服了 Fourier 变换时一频域局部性差的特点，也克服了窗口 Fourier 变换的固定分辨率、做信号分析时无快速算法的缺点。

### 2.2.1 小波分析概述

小波分析<sup>[22]-[26]</sup>是八十年代发展起来的一个新的数学学科，它的出现曾在科

技界引起了一场轩然大波，被誉为是自 Fourier 变换以来的一个新的里程碑，是泛函分析、Fourier 变换、调和分析和数值分析的完美结晶。小波分析的思想来源于伸缩和平移方法，小波分析方法的提出，可以追溯到 1910 年 Haar<sup>[27]</sup>提出的小“波”规范正交基及 1938 年 Little Wood-Paley 对 Fourier 级数建立的 L-P 理论。其后，Calderon 于 1975 年用其早年发现的再生公式给出抛物型空间上  $H^1$  de 原子分解，这个公式后来成为许多函数分解的出发点，它的离散形式已接近小波展开，只是还无法得到组成一正交系的结论。1981 年 Stromberg 对 Haar 系进行了改进，证明了小波函数的存在性。1982 年 Battle 在构造量子场论中使用了类似 Calderon 再生公式的展开。

1984 年法国物理学家 Morlet<sup>[28][31]</sup>在分析处理地震信号时，首次引入“小波”(Wavelet)的概念，并应用一种无限支集的非正交小波将信号分解在时间与尺度域，对于大小不同的尺度成分采用相应粗细的时域或空域取样步长，从而可以聚焦到信号的任意细节。之后，他与理论物理学家 Grossmann 一起开创性地提出了连续小波变换的几何体系<sup>[32]</sup>，从而奠定了小波分析的基础。

真正的小波热出现在 1986 年，法国著名数学家 Meyer 从理论上对小波分析作了一系列研究工作，创造性地构造出了具有一定衰减性质的光滑函数  $\Psi$ ，其二进制伸缩和平移系

$$\psi_{j,k}(x) = 2^{-j/2} \psi(2^{-j}x - k), \quad j, k \in Z \quad (2-4)$$

构成了  $L^2(\mathbb{R})$  空间的规范正交基<sup>[33][34]</sup>，一举打破长期以来人们认为这样的函数不可能存在的设想，从而激起了人们对小波研究的极大热情。

1988 年 Daubechies 完善了由 Haar 开头的工作，构造了一系列具有有限支集的小波正交基<sup>[35][36]</sup> (被称为 Daubechies 基)，有机地将信号处理的概念与泛函分析理论联系起来，成为目前小波理论研究的最重要的文献之一。1989 年从事信号处理的 Mallat 巧妙地将计算机视觉领域的多尺度分析<sup>[37][38]</sup>的思想引入到小波分析中，给出小波函数的构造及信号按小波变换的分解及重构，从而成功地统一了在此之前的 Stromberg、Meyer、Lemarie 和 Battle 提出的具体小波函数的构造，研究了小波变换的离散化情形，并将相应的算法——现今称为 Mallat 算法有效地应用于图象分解和重构。Mallat 算法在小波分析中的地位相当于快速傅里叶变换(FFT)在傅里叶分析中的地位。之后，Mallat 和 Daubechie 合作研究发现

尺度函数、小波函数与其对应的共轭滤波器组之间有着——对应的关系：不仅从尺度函数和小波函数可以得到对应的共轭滤波器组，而且，也可以从一组共轭滤波器出发，得到它们对应的尺度函数和小波函数，把数学上的多分辨分析和数字信号处理中的多采样率滤波器紧密地联系起来。

进入九十年代后，小波理论与方法又有了许多新进展。1990年 Kovacevic 和 Vetterli 提出了双正交小波理论<sup>[39]</sup>，根据这一理论，分析小波和重构小波函数可以采用两种不同的函数系。同年，崔锦泰和王建忠<sup>[40]</sup>将其推广为 FIR 和 IIR 互对偶的非正交滤波器组形式，从而构造了基于样条函数的所谓单正交小波函数。另外一个重要的进展是 Coifman 和 Wickerhauser 提出的“小波包”理论<sup>[41]</sup>，给出了最佳小波基准则，其全局的频率细化估计突破了小波分析等 Q 结构和 STFT 频带带宽的限制，为信号自适应频带划分提供了可能。近年来，Donoho 提出了内插小波<sup>[42]</sup>的概念，Geronimo, Hardin 和 Massopust 设计了一种具有分形结构的小波函数<sup>[43]</sup>，后有人将其引申为高维小波函数<sup>[44][45]</sup>。目前，这些已成为小波分析研究的新热点。

小波变换自身具有四大优点：①快速的小波分解与恢复算法；②有正交的小波基；③多分辨(调焦)功能；④具有良好的时-频域局部性。经过十几年的发展，小波分析不仅在理论和方法上不断取得突破性的进展，而且它的应用范围越来越广，包括数学本身的许多学科、信号分析、量子力学、模式识别、地震勘探数据处理、边缘检测、机械故障诊断、非线性逼近、分形和混沌学、计算机图形学、数字通信、雷达成像、图象处理、计算机视觉、编码压缩、生物医电、时变估计和检测以及语音信号处理等诸多领域<sup>[46]</sup>。在数学方面已用于数值分析、曲线曲面的构造、微分方程求解、控制论等领域；在信号分析方面已用于包括信号的分解与重构、信号去噪、滤波等领域；图象分析处理方面已用于包括图象压缩、去污染、CT 成像、彩色复印等领域。其涉及面之广、影响之大、发展之迅猛是空前的。目前，小波分析已成为一门多学科综合、交叉发展的技术领域。

小波变换在地震数据处理中主要用于以下几个方面：(1)地震资料解释<sup>[56]</sup>；(2)去噪<sup>[46]-[49]</sup>；(3)地震数据压缩<sup>[28]-[30]</sup>；(4)地震记录道内插<sup>[50]</sup>；(5)提高地震资料分辨率<sup>[48][49]</sup>；(6)数值计算<sup>[17][18][51]</sup>(如波场延拓，波动方程反演等)；(7)地震数据特征分析<sup>[52]</sup>；(8)地震资料采集中小波采样<sup>[53]</sup>。

从理论上，可以把小波变换分为连续小波变换(CWT)、连续信号离散参数的

小波级数变换(WST)以及离散信号离散参数的离散小波(包)(DWT)变换等。作为一种数学工具,每一种小波变换都有其一定的适用范围,实际应用时一定要结合小波变换的固有特点,面向更能发挥小波函数时频局部性特点的问题,只有这样才能得到好的结果。对于不适合小波时频局部化处理的问题,应避免一味追求“时尚”,滥用小波变换的现象。

### 2.2.2 小波和小波基函数

小波函数的确切定义为:设实值函数  $\psi(t)$  为一平方可积函数,也即  $\psi(t) \in L^2(\mathbb{R})$ , 其傅里叶变换  $\Psi(\omega)$  满足条件

$$\int_{\mathbb{R}} \frac{|\Psi(\omega)|^2}{\omega} d\omega < \infty \quad (2-5)$$

则称  $\psi(t)$  为一个基本小波或小波母函数,并称式(2-5)为小波函数的可容许性条件。比如  $\psi(u) = (1-u^2)e^{-u^2/2}$ , 它是Gauss函数的二阶导数,其形状如同墨西哥帽子。

由小波的定义知:小波函数一般具有以下特点:

(1)能量集中在一个小区域上——它们在时域都具有紧支集或近似紧支集,原则上讲,任何满足可容许性条件的  $L^2(\mathbb{R})$  空间的函数都可作为小波母函数(包括实数函数或复数函数、紧支集或非紧支集函数、正则或非正则函数等)。但一般情况下,常常选取紧支集或近似紧支集的(具有时域的局部性)具有正则性的(具有频域的局部性)实数或复数函数作为小波母函数,以使小波母函数在时频域都具有较好的局部特性。

(2)波动性——由于小波母函数满足可容许性条件(2-5),则必有  $\Psi(\omega)|_{\omega=0} = 0$ , 也即直流分量为零。由此断定小波必具有正负交替的波动性。

将小波母函数  $\psi(t)$  进行伸缩和平移,设其伸缩因子(又称尺度因子)为  $a$ , 平移因子为  $\tau$ , 令其平移伸缩后的函数为  $\psi_{a,\tau}(t)$ , 则有

$$\psi_{a,\tau}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-\tau}{a}\right) \quad \alpha > 0, \tau \in \mathbb{R} \quad (2-6)$$

式中  $\psi_{a,\tau}(t)$  为依赖于参数  $a, \tau$  的小波基函数。当尺度因子  $a$ 、平移因子  $\tau$  取连续

变化的值，称 $\psi_{\alpha, \tau}(t)$ 为连续小波基函数。

目前常用的小波函数有：Haar 小波，Daubechies 小波，Symlets 小波，Coiflets 小波，Meyer 小波，Gaussian 小波；Mexican hat 小波，Morlet 小波等。大部分的小波函数没有解析式，只有少数几个小波函数如 Haar 小波等有解析式。图 2-1 列出了几种常用于分析信号的小波基函数，纵横坐标分别表示振幅和时间。

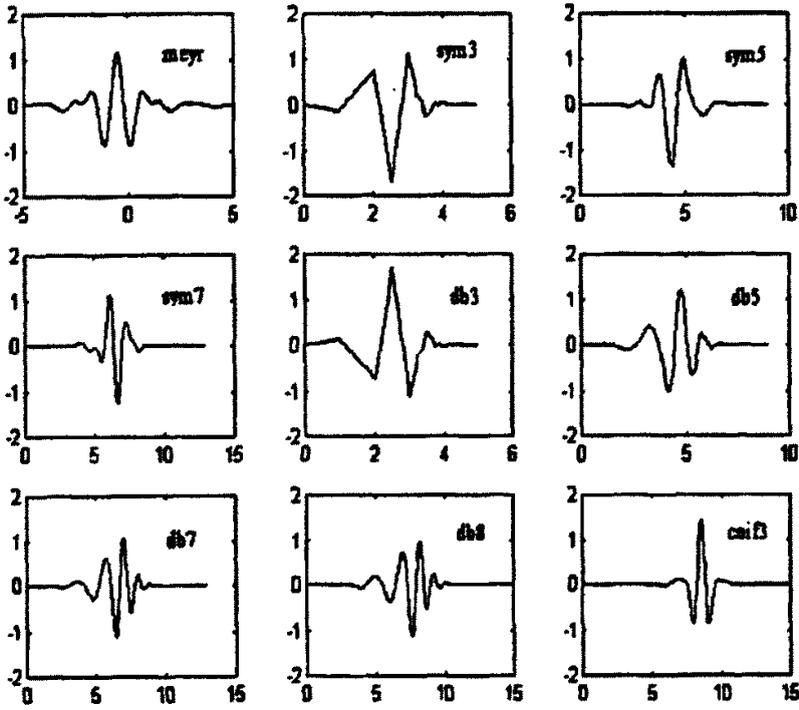


图 2-1 几种常用于分析信号的小波基函数

同一个信号利用不同的小波基函数分析的结果是不同的，因为不同的小波基函数与信号的相似度不同。在信号处理的实际工作中，根据不同的需要选择小波基，尽量构造与源信号相似的小波，或者从信号中提取子波加以改造，使之符合小波函数的条件。

### 2.2.3 连续小波变换(CWT)

将任意  $L^2(\mathbb{R})$  空间中的函数  $f(t)$  在连续小波基下进行展开，将这种展开称为函数  $f(t)$  的连续小波变换(即 CWT)，其表达式为

$$W_f(\alpha, \tau) = \langle f(t), \psi_{\alpha, \tau}(t) \rangle = \frac{1}{\sqrt{\alpha}} \int_{\mathbb{R}} f(t) \overline{\psi\left(\frac{t-\tau}{\alpha}\right)} dt \quad (2-7)$$

由 CWT 的定义可知, 小波变换同傅里叶变换一样, 都是一种积分变换。同傅里叶变换类似, 我们称  $W_f(\alpha, \tau)$  为小波变换系数。由于小波基不同于傅里叶基, 因此小波变换与傅里叶变换有许多不同之处, 其中最重要的是, 小波基具有尺度  $\alpha$ 、平移  $\tau$  两个参数, 因此, 将函数在小波基下展开, 就意味着将一个时间函数投影到二维的时间-尺度相平面上, 并且, 由于小波基本身所具有的特点, 将函数投影到小波变换域后, 有利于提取函数的某些本质特征。从时频分析的角度来看, 小波变换是一种变分辨率的时频联合分析方法。当分析低频(对应大尺度)信号时, 其时间窗很大, 而当分析高频(对应小尺度)信号时, 其时间窗减小。这恰恰符合实际问题中高频信号的持续时间短、低频信号持续时间较长的自然规律。

## 2.2.4 连续小波变换的逆变换(ICWT)

若采用的小波  $\psi_{\alpha, \tau}(t)$  满足可容许性条件, 则其逆变换公式为

$$f(t) = \frac{1}{C_\psi} \int_0^{+\infty} \frac{d\alpha}{\alpha^2} \int_{-\infty}^{+\infty} W_f(\alpha, \tau) \psi_{\alpha, \tau}(t) d\tau = \frac{1}{C_\psi} \int_0^{+\infty} \frac{d\alpha}{\alpha^2} \int_{-\infty}^{+\infty} W_f(\alpha, \tau) \frac{1}{\sqrt{\alpha}} \psi\left(\frac{t-\tau}{\alpha}\right) d\tau \quad (2-8)$$

式中  $\int_{\mathbb{R}} \frac{|\psi(\omega)|^2}{\omega} d\omega < \infty$ , 即对  $\psi_{\alpha, \tau}(t)$  提出的容许条件。 $\frac{1}{\sqrt{\alpha}} \psi\left(\frac{t-\tau}{\alpha}\right)$  称为基小波的一个对偶, 该对偶是不唯一的。

## 2.2.5 二进小波变换

由连续小波变换的概念知道, 在连续变化的尺度  $\alpha$  及时间  $\tau$  值下, 小波基函数  $\psi_{\alpha, \tau}(t)$  具有很大的相关性, 信号  $f(t)$  的连续小波变换系数  $W_f(\alpha, \tau)$  的信息量是冗余的。虽然在某些情况下其冗余性是有益的, 但在很多情况下, 我们需要考虑的是压缩数据及节约计算量, 因此我们希望在不会丢失原信号  $f(t)$  信息的情况下, 尽量减少小波变换系数的冗余度。因此考虑使用离散小波变换。为便于计算机实现, 可对小波函数进行二进制离散, 把经这种离散化后的小波和相应的小波变换, 称为二进小波和二进小波变换。二进小波对连续小波只在尺度上进行二进制离

散，而位移仍取连续变化，公式表示为

$$\Psi_{2^j, \tau}(t) = 2^{-\frac{1}{2}} \Psi\left(\frac{t-\tau}{2^j}\right) \quad (2-9)$$

二进小波介于连续小波和尺度平移均离散的小波之间，它只是对尺度参量进行了离散化，而在时间域上的平移量仍保持连续变化，因此二进小波变换仍具有连续小波变换的时移共变性，这是它较之离散小波变换不同的，还具有某些连续性的独特优点。

设小波函数为  $\psi(t)$ ，其傅里叶变换为  $\psi(\omega)$ ，如果存在两个正常数  $A$  和  $B$ ，且  $0 < A \leq B < \infty$ ，使得

$$A \leq \sum_{j \in \mathbb{Z}} \left| \hat{\psi}(2^{-j}\omega) \right|^2 \leq B \quad (2-10)$$

则称  $\psi(t)$  为二进小波。称上式为二进小波的稳定性条件。对于  $f(t) \in L^2(\mathbb{R})$ ，定义函数序列

$$W_{2^j} f(t) = f(t) * \Psi_{2^j}(t) = \frac{1}{2^j} \int_{\mathbb{R}} f(t) \Psi\left(\frac{t-\tau}{2^j}\right) dt \quad (2-11)$$

为二进小波变换。

### 2.2.6 离散二进小波变换

实际中经常遇到的信号都是有限长的离散信号，为了定义离散信号二进小波变换，引入如下定理：

定理：设原信号是一个能量有限离散信号  $D = [d_n]_{n \in \mathbb{Z}}$ ，假设存在两个常数  $C_1 > 0$ ， $C_2 > 0$ ，使  $\hat{\varphi}(\omega)$  满足

$$\forall \omega \in \mathbb{R} \quad C_1 \leq \sum_{v \in \mathbb{Z}} \left| \hat{\varphi}(\omega + 2v\pi) \right|^2 \leq C_2 \quad (2-12)$$

则存在一个函数  $f(t) \in L^2(\mathbb{R})$  (不唯一)，使

$$S_1 f(n) = d_n \quad (2-13)$$

因而，任意有限能量的离散信号  $D = [S_1 f(n)]_{n \in \mathbb{Z}}$  可表示成一个连续信号  $f(t)$  在尺度 1 上被平滑后的均匀采样。由此可以给出离散信号二进小波变换的定义。

定义: 设  $\{d_n\}_{n \in \mathbb{Z}} \in l^2$ ,  $f$  为满足条件  $S_1 f(n) = f * \varphi(n) = d_n$  的函数, 其中  $\varphi$  满

足  $\left| \hat{\varphi}(\omega) \right|^2 = \sum_{k=1}^{+\infty} \hat{\psi}(2^k \omega) \hat{\chi}(2^k \omega)$ , 则称

$$\{W_{2^k} f(n)\}_{n \in \mathbb{Z}} = W_{2^k}^d f \quad k=1, \dots, \infty \quad (2-14)$$

为  $\{d_n\}_{n \in \mathbb{Z}}$  的离散二进小波变换。

实际中分解是有限步的, 故若  $K \in \mathbb{N}$ , 则称  $\{\{W_{2^k}^d f\}_{k=1, \dots, \infty}, S_{2^k}^d f\}$  为  $\{d_n\}_{n \in \mathbb{Z}}$  的有限离散二进小波变换。有限离散信号的二进小波变换可以用如下的 Mallat 快速算法实现。

### 2.3 多分辨率分析与 Mallat 算法

多分辨率分析的算法是从 Burt 和 Adelson<sup>[33]</sup>的拉普拉斯塔形算法(Laplacian Pyramid)转化而来的。Burt 和 Adelson 在图象编码中, 为减少数据冗余度以获得紧凑代码, 提出了拉普拉斯塔形算法。1989 年, Mallat<sup>[34][38]</sup>首先把塔形算法应用到小波分析中, 在小波正交基的基础上形成了多分辨率分析, 并提出用多分辨率分析概念定义小波, 将以往各种正交小波基的构造统一了起来。在正交小波基构造的框架下, Mallat 给出了信号分解为不同频道的算法及其重构算法, 即著名的 Mallat 算法。

#### 1. 多分辨率分析

一个信号在不同尺度上的多分辨率分析, 就是在不同分辨率情况下显示信号的特征。其实质就是把信号在一系列不同层次空间进行分解。在大尺度空间中, 对应于信号大致的概貌; 小尺度空间中, 对应于信号的细微部分。随着尺度由大到小的变化, 在各尺度上可以由粗及精地观察信号。这就是多分辨的思想。图 2-2 是对多分辨率分析的形象解释。

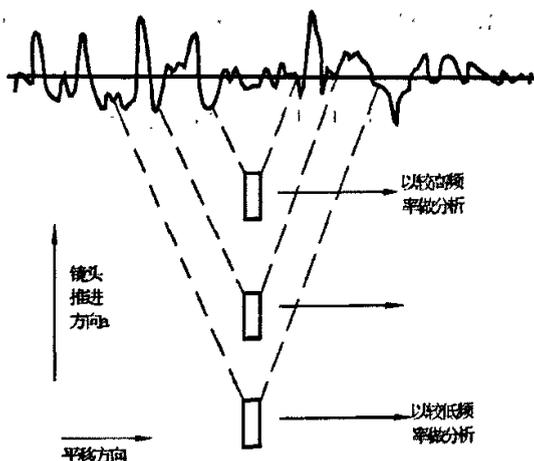


图 2-2 多分辨率分析的图形解释

根据 Mallat<sup>[50]</sup>和 Daubechies<sup>[51]</sup>提出的理论,多分辨分析定义为能量有限空间  $L^2(\mathbb{R})$ 中的一系列闭子空间  $\{V_j\}_{j \in \mathbb{Z}}$ ,并满足以下条件:(1)一致单调性;(2)渐近完全性;(3)伸缩性;(4)平移不变性;(5)正交基存在性;(6)类似性。并且所有的闭子空间  $\{V_j\}_{j \in \mathbb{Z}}$  都是由同一尺度函数伸缩后的平移系列张成的尺度空间。

## 2. Mallat 塔形算法

设某信号  $f(x) \in V_j$ , 是一给定分辨率为  $2^j$  的多分辨分析,  $\phi(x)$ 和  $\psi(x)$ 分别是相应的尺度函数和小波函数。下面对  $f(x) \in V_{j+1}$  进行分析。由于已知  $f(x) \in V_j$ , 所以有

$$A_j f(x) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} C_{j,k} \phi_{j,k}(x) \quad (2-15)$$

$$\text{又因为 } \langle \phi_{j,k}, \phi_{j+1,m} \rangle = \bar{h}(k-2m) \quad (2-16)$$

$$\langle \phi_{j,k}, \psi_{j+1,m} \rangle = \bar{g}(k-2m) \quad (2-17)$$

$$\text{于是有 } A_j f(x) = A_{j+1} f(x) + D_{j+1} f(x) \quad (2-18)$$

$$\text{其中 } A_{j+1} f(x) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} C_{j+1,m} \phi_{j+1,m}(x) \quad (2-19)$$

$$D_{j+1} f(x) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} D_{j+1,m} \psi_{j+1,m}(x) \quad (2-20)$$

$$\bar{C}_{j+1,m} = \sum_{k=-\infty}^{\infty} \bar{h}(k-2m)C_{j,k} \quad (2-21)$$

$$D_{j+1,m} = \sum_{k=-\infty}^{\infty} \bar{g}(k-2m)C_{j,k} \quad (2-22)$$

记  $H_{m,k} = \bar{h}(k-2m)$ ,  $G_{m,k} = \bar{g}(k-2m)$ , 在信号处理中, G 和 H 被叫做正交镜像滤波器<sup>[52]</sup>。Daubechies 和 Mallat<sup>[54]</sup>在文献中分别给出了一些常用的滤波器系数  $h(n)$  和  $g(n)$  的数值列表。可将式(2-21)和(2-22)写成以下简洁的形式:

$$\left. \begin{aligned} C_{j+1} &= HC_j \\ D_{j+1} &= GC_j \end{aligned} \right\} (j = 0, 1, \dots, J) \quad (2-23)$$

式(2-23)便是 Mallat 的塔式分解算法。称  $A_j f$  是  $f(x)$  在  $2^j$  分辨率下的连续逼近,  $D_j f$  是  $f(x)$  在  $2^j$  分辨率下的连续细节信号;而相应的数列  $C_j$  和  $D_j$  分别称为分辨率  $2^j$  下的离散逼近和离散细节信号。

在式(2-21)两边同时与函数  $\varphi_{j,k}$  作内积, 得到:

$$\text{即 } C_{j,k} = \sum_{m=-\infty}^{\infty} h(k-2m)C_{j+1,m} + \sum_{m=-\infty}^{\infty} g(k-2m)D_{j+1,m} \quad (2-24)$$

$$C_j = H^* C_{j+1} + G^* D_{j+1} \quad (j = J, \dots, 0) \quad (2-25)$$

其中  $H^*$  和  $G^*$  分别是 H 和 G 的对偶算子, 也可理解为 H 和 G 的共轭转置矩阵。式(2-25)便是 Mallat 的塔式重构算法。

小波分解和小波重构的迭代过程如图 2-4 示。重要的是, 小波分解和小波重构还可以用二通滤波器组表示, 如图 2-5 示。

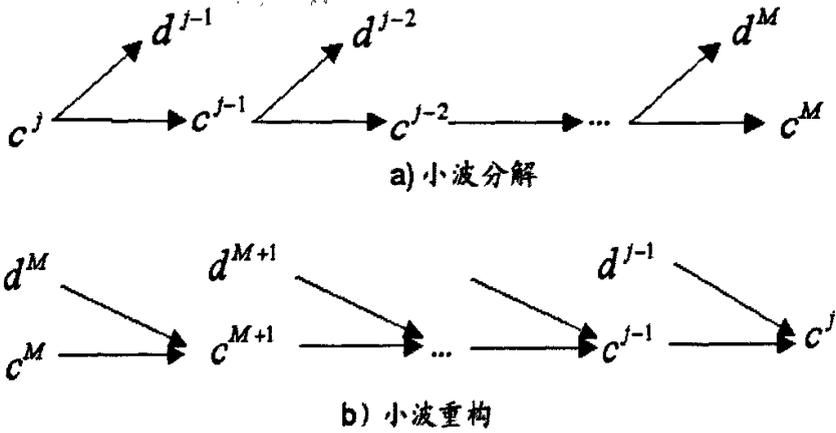


图 2-4 小波分解与小波重构的迭代过程

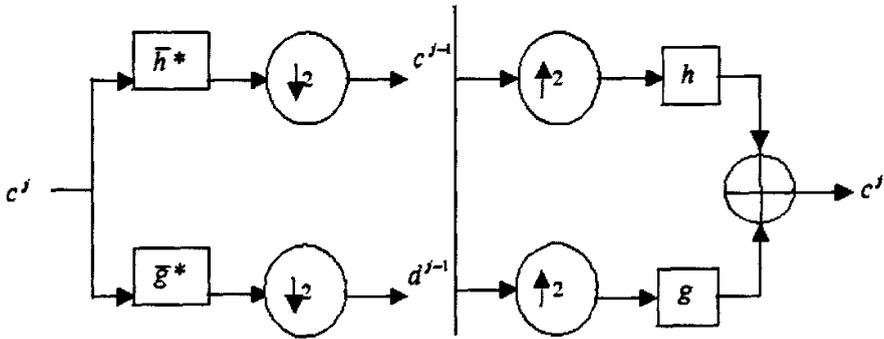


图 2-5 小波分解与重构的二通道滤波器表示

## 2.4 地震波的小波分解与重构

根据 Mallat 分解与重构算法对一地震道数据进行分解与重构。利用低通滤波器求取逼近系数  $A_1$ ，使用高通滤波器求取细节系数  $D_1$ ，然后再分解  $A_1$  为  $A_2$  和  $D_2$ ，再分解  $A_2$  为  $A_3$  和  $D_3$ 。如此类推。然后再对细节系数和逼近系数进行重构。获得重构的细节系数和逼近系数  $D_3$ 、 $D_2$ 、 $D_1$  和  $A_1$ 。其重构逼近系数  $A_1$ ，反映时间序列趋势周期，最高分辨率的重构细节系数  $D_3$  反应时间序列的次级周期， $D_2$  反映更短的周期，如此类推。

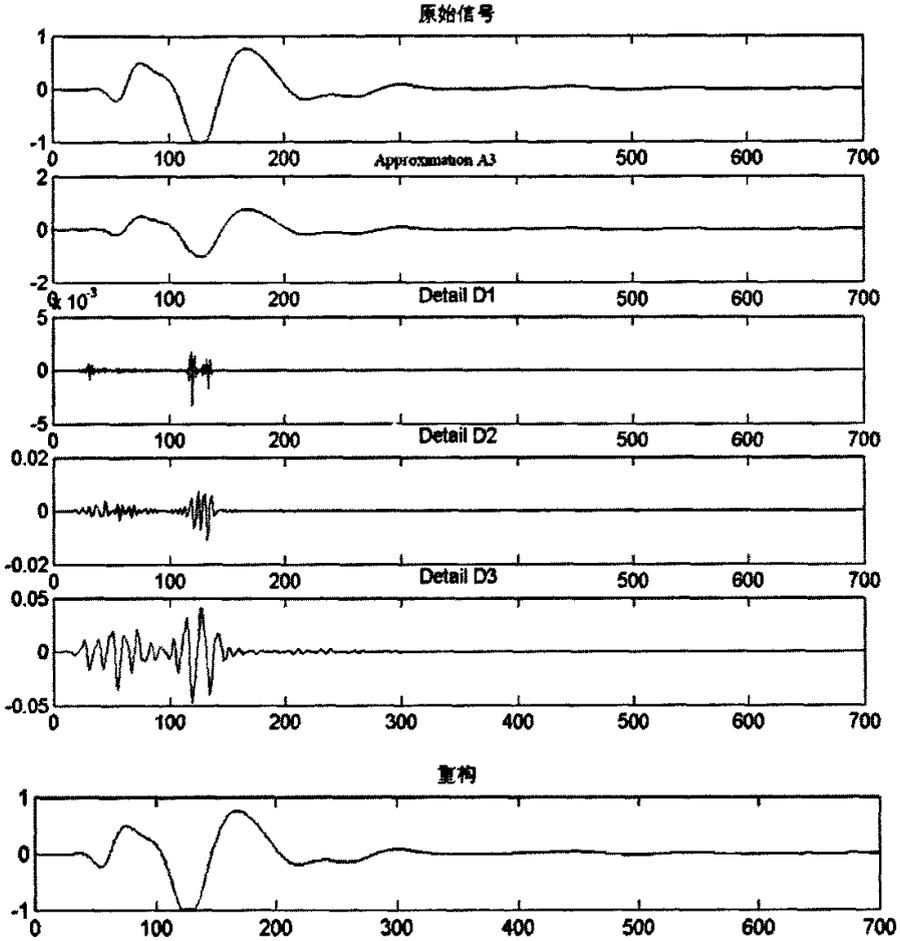


图 2-3 原始信号在三个尺度下的分解与重构

本文采用多分辨率对一道地震数据  $f(k)$  进行分解与重构，其算法示意图，如图 2-3，重构公式为：

$$f(k) = A_n(k) + \sum_{i=1}^n D_i(k) \quad (2-26)$$

当  $n=3$  时， $f(k) = A_3 + D_3 + D_2 + D_1 = a_3 + d_3 + d_2 + d_1$

从图 2-3 中可以看出，利用小波变换的正交分解性将地震记录在时间域分解成不同尺度下的地震记录。其中  $A_3$  是最低频的系数。

## 2.5 本章小结

本章阐述了小波变换的原理，给出了连续小波变换方法、离散小波变换方法

以及基于 Mallat 塔式分解和重构方案的小波快速算法, 并且结合单道地震波阐述了如何利用滤波器组实现小波分解与重构。小波变换的一个重要应用就是表征信号的突变(瞬态)特征, 因为这一特征为我们处理地震信号提供了新途径。本章通过对小波变换的一些论述, 引申出了基于小波变换的阈值处理地震信号的算法。

### 3 基于小波变换的小波域阈值去噪方法

从带噪地震信号中滤除噪声提高地震信号的信噪比,在地震信号处理中是非常有实际意义的工作。利用传统的自适应滤波(如维纳滤波、卡尔曼滤波等)进行地震信号去噪,需要知道噪声的某些特征或统计性质。在无任何噪声先验知识的情况下,要想从带噪地震信号中分离出有效的地震波信号,使用传统的自适应滤波显得非常困难。小波变换能将信号在多个尺度上进行小波分解,各尺度上分解所得的小波变换系数代表原信号在不同分辨率上的信息。由于信号和随机噪声在不同的尺度上进行小波分解时,存在一些不同的传递特性和特征表现,往往可以被利用来进行信号的去噪处理。事实证明这种去噪处理已取得了较好的效果。Witkin 首先提出了利用小波分解中不同尺度信号的空间相关去除噪声的思想。Mallat 也指出,通过寻找小波变换系数中的局部极大值点并据此重构信号,可以很好地逼近未被噪声污染前的原始信号。1995年,Donoho 提出了一种新的基于阈值处理思想的小波域去噪技术<sup>[31][43]</sup>。它与其它小波去噪方法相仿,也是对信号先求小波变换,再对小波变换值进行去噪处理,最后反变换得到滤波后的信号,所不同的是这种方法是直接对小波变换系数取一阈值,仅由保留下来的较大的小波系数重构原信号,因此阈值的选取成为这类算法的关键。

#### 3.1 基于小波变换的阈值去噪方法

小波阈值去噪方法与其它小波去噪方法相仿,也是对信号先求小波变换,再对小波变换值进行去噪处理,最后反变换得到滤波后的信号,所不同的是这种方法是直接对小波变换系数取一阈值,仅由保留下来的较大的小波系数重构原信号。该方法处理流程如图 3-1 所示。



图 3-1 小波变换阈值去噪方框图

具体来说,令地震信号

$$d(n)=s(n)+u(n) \quad (n=1\sim N) \quad (3-1)$$

式中,  $s(n)$ 为有用的信号,  $u(n)$ 为噪声序列。假定  $u(n)$ 为零均值且服从高斯分布的随机序列。对于(3-1)式两边做小波变换, 则

$$WT_d(a, b)=WT_s(a, b)+WT_u(a, b) \quad (3-2)$$

即两个信号的小波变换等于各个信号小波变换的和。

再令  $u(n)$ 是零均值、独立分布的平稳随机信号, 记

$$u=(u(0) \ u(1) \ \cdots \ u(N-1))^T,$$

显然

$$E\{uu^T\}=\sigma^2_u J \triangleq Q \quad (3-3a)$$

式中,  $E\{uu^T\}$ 代表求均值运算,  $Q$ 是  $u$ 的斜方差矩阵。

令  $W$ 为小波变换矩阵, 对于正交小波变换, 它是正交阵。令  $d$ 和  $s$ 分别为对应  $d(n)$ 和  $s(n)$ 的向量, 向量  $D$ ,  $S$ 和  $U$ 分别为  $d(n)$ ,  $s(n)$ 和  $u(n)$ 的小波变换, 即

$$D=W_d, \quad S=W_s, \quad U=Wu$$

由(3-2)式, 有  $D=S+U$ 。

令  $P$ 是  $U$ 的协方差矩阵,

因为  $E\{U\}=E\{Wu\}=WE\{u\}=0$ ,  $W$ 为正交阵, 且  $Q=\sigma^2_u J$ 。

$$\text{所以 } P=E\{UU^T\}=E\{Wuu^T W^T\}=WQW^T \quad (3-3b)$$

由此, 可得一个重要的结论: 平稳白噪声的正交小波变换仍然是平稳的白噪声。由该结论可知, 对于(3-1)式的加法型噪声模型, 经正交小波变换后, 最大程度地去除了  $s(n)$ 的相关性, 其能量将集中在少数稀疏的、幅度相对较大的小波系数上。而噪声  $u(n)$ 经正交小波变换后仍然是白噪声, 因此其小波系数仍然是不相关的, 他们将分布在各个尺度下的所有时间轴上, 且幅度不是很大。这一结论就为抑制噪声提供了理论依据, 即在小波变换的各个尺度上保留那些信号的小波系数, 而将其它点置为零, 或是最大程度地减小, 然后利用处理后的小波系数做小波反变换, 即可达到抑制噪声的目的。

对地震信号进行二进小波变换, 得到小波变换系数  $W_j^d(n)$  ( $j=0\sim J, n=1\sim N$ )。选取阈值对小波变换系数进行处理, 有两种常用的处理方法: 硬阈值处理和软阈值处理, 硬阈值处理是把信号小波变换系数的绝对值与阈值比较, 小于或等于阈值的小波系数变为零, 大于阈值的点保持不变。软阈值处理则是把比较后小波系

数大于阈值的点变为该点与阈值的差值。用公式表示为:

$$\text{硬阈值处理: } \overline{W}_{2'}^d(n) = \begin{cases} W_{2'}^d(n) & |W_{2'}^d(n)| \geq \lambda \\ 0 & |W_{2'}^d(n)| < \lambda \end{cases} \quad (3-4)$$

$$\text{软阈值处理: } \overline{W}_{2'}^d(n) = \begin{cases} \text{sgn}[W_{2'}^d(n)][|W_{2'}^d(n)| - \lambda] & |W_{2'}^d(n)| \geq \lambda \\ 0 & |W_{2'}^d(n)| < \lambda \end{cases} \quad (3-5)$$

其中,硬阈值对应于最简单的处理方法,而软阈值具有很好的数学特性,并且所得到的理论结果是可用的。图 3-2 中的原始信号为一线性信号,设置阈值为 0.4,在 Matlab 环境下自动生成硬阈值和软阈值,不同阈值处理后的信号差别较大。纵横坐标分别表示幅值和样本序号。

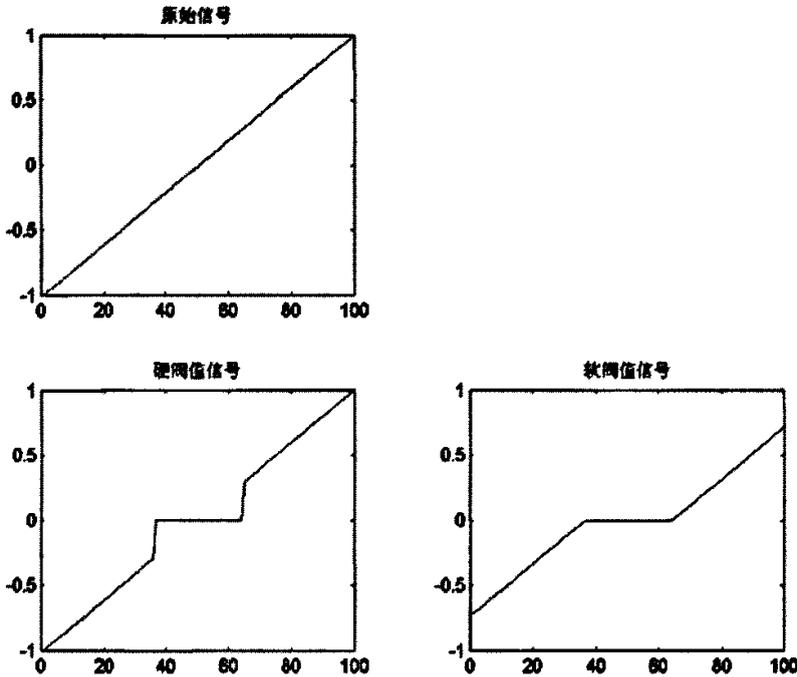


图 3-2 硬阈值与软阈值比较

在最简单的模型中,认为  $u(n)$  是高斯白噪声  $N(0,1)$ , 并且噪声水平  $\sigma$  认为等于 1。消噪的目的是减小噪声部分的值,以恢复信号  $d(n)$ 。在我们的实际工程中,地震资料中的有用信号通常表现为低频信号或是一些比较平稳的信号,而噪声信号则通常表现为高频信号。所以消噪过程可按如下方法进行处理:首先对信号进行小波分解(如图 3-3 进行三层分解),则噪声部分通常包含在  $D_3$ 、 $D_2$  和  $D_1$  中,因而,可以以门限阈值等形式对小波进行处理,然后对信号进行重构即可以达到

消噪的目的。对  $d(n)$  消噪的目的就是要抑制信号中的部分噪声，从而在  $d(n)$  中恢复出真实信号  $s(n)$ 。

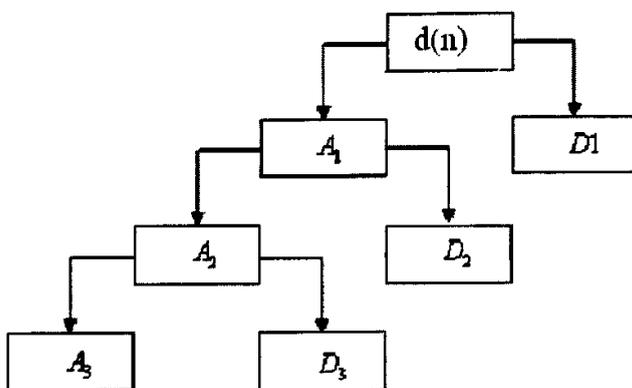


图 3-3 分解过程

一般来说，一维信号的阈值消噪过程可按以下三个步骤：

(1)选择小波和小波分解的层次，计算信号  $S$  到第  $N$  层的小波分解。

(2)高频系数的阈值选择。对于从第 1 到  $N$  层的每一层，选择一个阈值，并且对高频系数用软阈值进行处理。

(3)根据第  $N$  层的低频系数和从第一层到第  $N$  层的经过修改的高频系数，计算出信号的小波重建。

为了说明这种方法在地震数据中的应用，下面对一合成地震记录采用小波变换去噪。合成地震信号，把地下介质看成是无限均匀、各向同性的理想弹性介质时，其子波数学表达式可表示为  $f(t) = e^{-at} \sin(\omega t)$ 。其中， $a$  为衰减常数； $\omega$  为地震子波角频率。取  $a = 3/10\pi$ ， $\omega = 2\pi$  Hz，采样点数为 1024 个，采样频率为 100Hz。地震子波同反射系数卷积得到合成地震信号(图 3-4)。在合成地震信号上叠加在合成地震信号上叠加 5% 的高斯白噪声，可以看到地震信号的高频部分噪声占主要地位，其振幅变化剧烈，影响地震数据的解释。用本文方法去噪所得结果如图 3-4，从中可以看出这种方法较好地除去了高频噪声，提高了地震信号的分辨率。重构后的信号基本保持了原合成地震信号的结构，最大反射振幅发生处的位置相同<sup>[29][46]</sup>，反映了小波变换具有在保持信号频谱特性下去噪的特点。

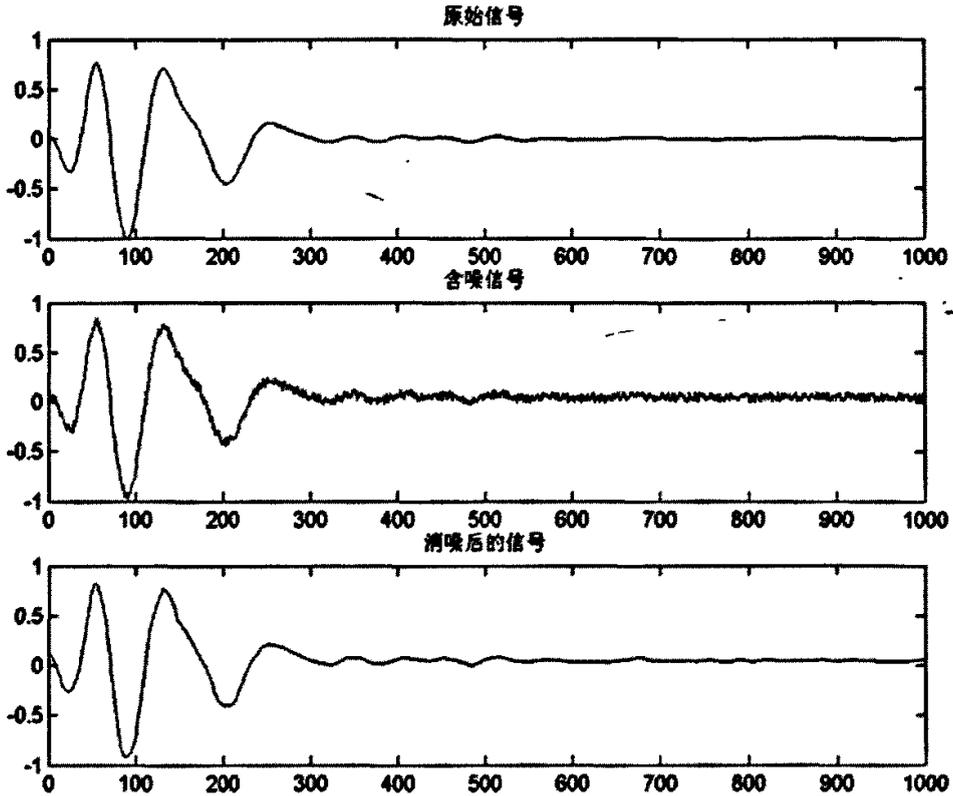


图 3-4 合成地震记录去噪示意图

小波消噪处理的方法一般有三种。

(1)强制消噪处理。该方法把小波分解结构中的高频系数全部变为 0，即把高频部分全部滤除掉，然后再对信号进行重构处理。这种方法比较简单，重构后的消噪信号也比较平滑，但容易丢失信号的有用成分<sup>[56]</sup>。

(2)默认阈值消噪处理。该方法利用 `ddencmp` 函数产生信号的默认阈值，然后利用 `ddencmp` 函数进行消噪处理。

(3)给定阈值消噪处理。在实际的消噪处理过程中，阈值往往可以通过经验获得，而且这种阈值比默认阈值更有可信度。在进行阈值量化处理中可以用 `wthresh` 函数进行。

下面我们分别利用以上三种消噪方法对一道模拟地震数据进行处理，其结果如图 3-5 所示，从图中可以看出：强制消噪处理后的信号，虽整体趋势与原始地震信号相似，但其整个曲线中出现了不同的畸变，效果并不理想；默认阈值消噪处理后的信号较好地除去了高频噪声，提高了地震信号的分辨率，重构后的信号

基本保持了原合成地震信号的结构，最大反射振幅发生处的位置相同，与原始信号比较吻合；给定阈值消噪处理，效果与强制消噪相仿，虽理论上比默认阈值更有可信度，但在实际应用中，很难选取一个合适的阈值，主要凭深厚的地震知识及经验来定，此例中给定的阈值就不太理想，未能达到良好的消噪目的。

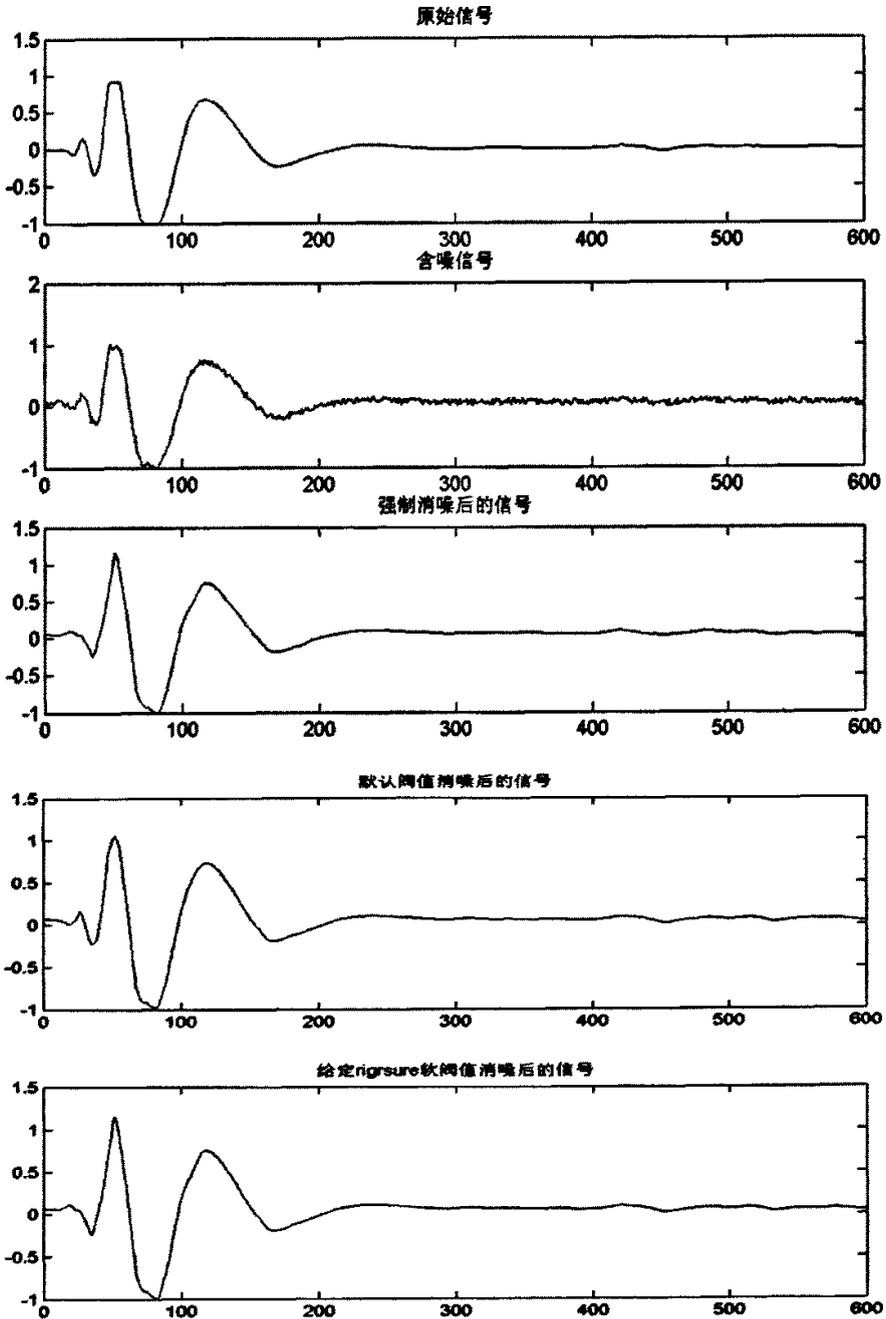


图 3-5 模拟地震记录消噪方法

使用常规的小波域阈值去噪方法虽然能够去除部分随机噪声,而且对地震信号保真度较好,但去除随机噪声效果有时仍不够理想,还会有部分随机噪声残留下来。我们在实际应用时考虑到地震信号的有效反射波频率通常较低,而噪声频率通常都较高,因此认为在高频部分噪声占有绝对优势。在对信号进行小波变换时,通常认为在尺度 1 上主要是噪声,但实际上其中往往还含有部分有用信号。本文提出的方法是对尺度 1 上小波系数再进行 5 个尺度的小波变换,认为二次小波变换的尺度 1 上的小波系数完全被噪声控制,因此将二次小波变换的尺度 1 上小波系数置为零,将其余尺度的小波系数重构。将重构的结果作为第一次小波变换的尺度 1 上小波系数,然后再和第一次小波变换其他尺度的小波系数重构得到去噪后的原信号。这样可以较好地去除高频随机噪声,而基本不影响有效信号。

在去除高频随机噪声后,可以使用常规小波域阈值去噪方法对处理后的地震信号进行再次处理,以进一步去除随机噪声。经使用合成剖面 and 实际地震剖面验证,该方法均有较好的效果。我们将该方法称为基于二次小波变换的小波域阈值去噪方法。

## 3.2 小波基的选择和尺度参数的确定

### 3.2.1 小波基的选择

小波变换不同于傅立叶变换,因为小波分析中所用的小波函数具有多样性,此外,应用不同的小波解决同一个问题也可能会产生不同的结果,所以我们在对地震资料进行小波处理时,必须考虑选择最优小波基。

连续小波变换是一种冗余变换,子波在空间两点之间的关联增加了分析解释变换结果的困难。而离散正交小波变换则不会出现这种缺陷。选择和构造一个正交小波要求其具有一定的紧支集、平滑性和对称性。紧支集保证有优良的空间局部性质;对称性保证子波的滤波特性有线性相移,不会造成信号的失真;平滑性保证频率分辨率的高低。但是上述三点不可能同时得到满足。紧支撑性与平滑性二者不可兼得,要求小波具有较高的光滑性,必须要求增加小波支集的长度;反之,为了保证小波分析的局部特性,利用算法实现,支集的长度要尽量小,但这又保证不了光滑性。综合考虑,我们必须采取某种折衷作法,保证一定的紧支撑

性、对称性和平滑性来选择正交小波。

我们通过对地震数据进行小波分析后的重构信号与原始信号的误差大小,来选取最优小波基。这是选用 sym4 小波对一个地震道数据进行的离散小波变换,其变换结果如图 3-6 所示。

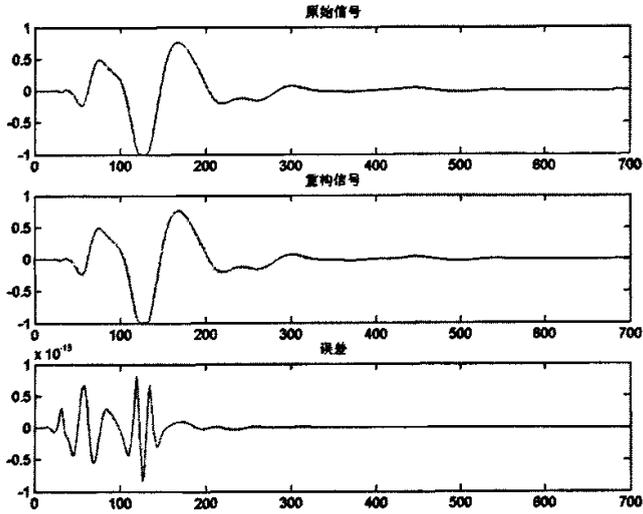


图 3-6 地震数据的离散小波变换

由图 3-6 可以看出,地震波的原始信号和重构信号基本一样,只是有微小的误差,误差数量级为  $10^{-13}$ 。这说明我们所选用的小波分解和重构信号是可行的。

下面我们考虑两种情况来对误差结果进行分析:

- (1)滤波器长度不同(同一家族小波,如选择小波,滤波长度均为  $2N$ )。
- (2)滤波器长度相同(不同家族小波,如选择 db 族小波和 sym 族小波)。

其中误差分析的标准有:最大误差和平均误差。

表 3-1 滤波器长度不同的误差结果分析比较

	sym1	sym2	sym3	sym4	sym5	sym6	sym7	sym8	sym9
平均误差	-3.50 E-18	-3.39 E-18	-6.98 E-18	-1.19 E-18	-1.55 E-18	9.16 E-19	-3.17 E-18	3.78 E-18	-2.50 E-18
最大误差	5.55 E-16	2.24 E-13	5.44 E-12	8.36 E-14	4.37 E-14	2.33 E-15	2.25 E-13	1.41 E-13	1.71 E-13

表 3-2 滤波器长度相同的误差结果分析

	db3	sym3	db6	sym6
平均误差	-4.30 E-16	-6.98 E-18	1.46 E-18	9.16 E-19
最大误差	1.33 E-11	5.44 E-12	1.26 E-12	1.33 E-15

由表 3-1 的误差分析得知,对于紧支撑长度较小的  $\text{sym}1$ ,  $\text{sym}2$  和  $\text{sym}3$  小波,由于小波的光滑度不够,重构地震波的误差都比较大。而对于  $\text{sym}7$ ,  $\text{sym}8$  和  $\text{sym}9$  小波,随着滤波长度的增加,紧支集区间也相应变大,虽然小波的光滑度得到了保证,但是小波的局部性下降,其误差也逐渐增大。故在  $\text{sym}N$  小波族中,  $\text{sym}4$  和  $\text{sym}6$  小波在进行地震波重构中误差较小,于是这两种小波能够很好的顾及正交小波的紧支集和平滑性。而从表 3-2 的误差分析得知,对于滤波器长度相同的不同小波类型来说,  $\text{sym}$  族小波都优于  $\text{db}$  族小波。

### 3.2.2 尺度参数的确定

因噪声具有一定的频带宽度,噪声应存在于一定范围的尺度参数的分解结果中,故选择合适的尺度参数既是保证噪声得到完全去除的前提,同时又使得处理的工作量尽可能少。我们在进行二进小波分解时要确定分解的尺度数目,一般分解 3 到 5 个尺度为宜。

图 3-7 是多尺度小波分解去噪法对一地震道数据的处理结果,分别对含噪信号进行了 2, 3, 4, 5 尺度分解的去噪处理。从 4 种尺度的处理结果可见,2 次分解的处理结果中仍然存在噪声成分,从 3 次分解起噪声成分几乎不存在。随分解层数的增大,去噪后波形基本没有变化,5 次分解与 4 次分解的去噪结果一致。这说明,此地震信号中噪声只存在于前四个尺度的分解结果中,故采用 4 次分解去噪即可消除地震信号中的噪声。

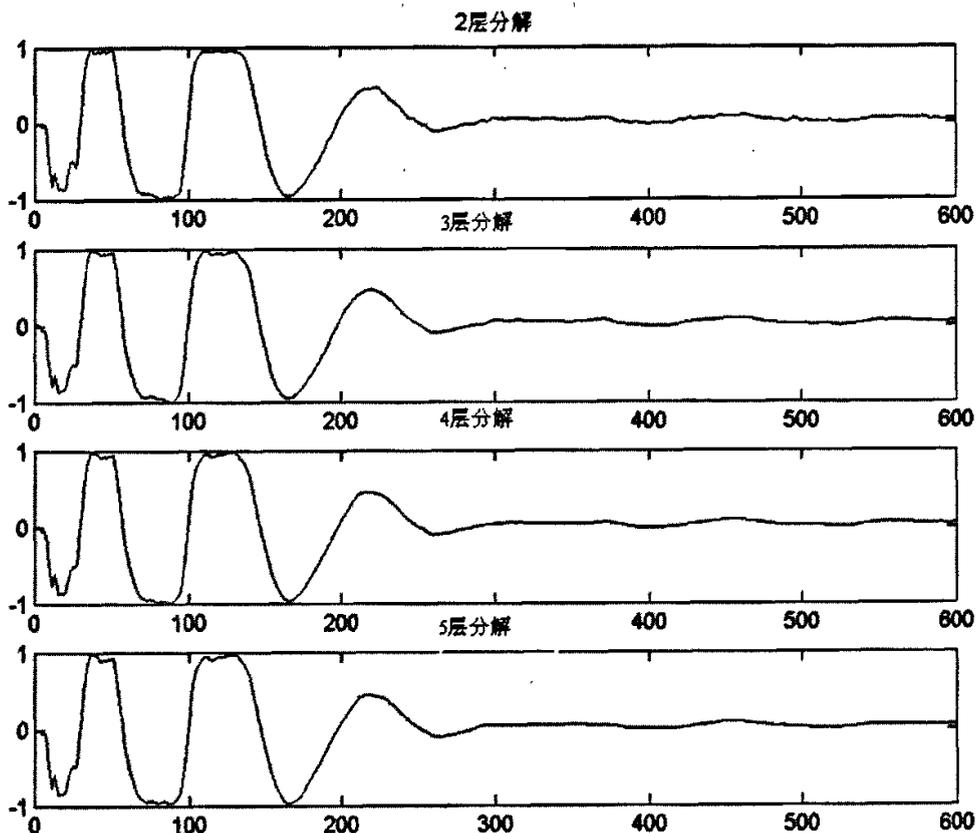


图 3-7 多尺度小波分解去噪示意

### 3.3 小波消噪中阈值的选择

在用小波系数进行信号去噪时，阈值的选取是整个算法中的关键，阈值选取的合适与否直接影响信号去噪的效果和重构信号的失真程度。如果阈值选取过大，虽然能够减少重构信号中残留的噪声部分，但会使信号有较大的失真，因为大的阈值同样抑制了有效信号中较小的小波系数；反之，减低阈值能减小重构信号的失真，但恢复的信号中残留的噪声也增多了。因而阈值的选取不仅关键，通常也存在一定的难度。

阈值的选取主要基于以下两个滤波前提：

- (1)光滑性：滤波后信号  $\overline{s(n)}$  至少跟  $S(n)$  有同样光滑度。
- (2)适应性： $S(n)$  可得到一个最小均方误差估计。

Donoho 给出了基于正交小波变换的阈值  $T = \sigma \sqrt{2 \log(N)}$

其中  $\sigma$  为噪声标准差,  $N$  为信号采样点数。

在用小波进行信号的消噪过程中, 都要用阈值进行小波分解系数的量化处理, 其中最重要的环节是如何选取阈值和如何进行阈值量化, 它与小波基的选择和尺度参数的确定同样重要, 关系着消噪的效果。目前消噪中阈值的选择有四种, 分别是:

(1)Stein 无偏似然估计阈值(“rigrsure” 阈值)

采用基于 Stein 无偏似然估计原理的自适应阈值。阈值的选取规则为: 设  $P = [P_1, P_2, \dots, P_n]$ , 且  $P_1 \leq P_2 \leq \dots \leq P_n$ ,  $P$  的元素为小波包分解系数的平方按由小到大的顺序排列。定义风险向量  $R$ , 其元素为

$$r_a = \frac{[N - 2i - (n - i) + \sum_{k=1}^i p_k]}{N} \quad (i = 0, 1, \dots, N - 1) \quad (3-6)$$

以  $R$  元素中的最小值  $r_a$  作为风险值, 由  $r_a$  的下标变量  $a$  求出对应的阈值:

$$T_1 = \sigma \sqrt{p_a} \quad (3-7)$$

它是一种软阈值估计器。

(2)固定阈值(“sqtwolog” 阈值)

采用固定的阈值形式, 阈值为:

$$T_2 = \sigma \sqrt{2 \ln(N)} \quad (3-8)$$

该方法的原理依据是  $N$  个具有独立同分布的标准高斯变量中的最大值小于  $T_1$  的概率随着  $N$  的增大而趋近于 1。若被测信号含有独立同分布的噪声时, 经小波包变换后, 噪声的小波包分解系数也是独立同分布的。若具有独立同分布的噪声经小波包分解后, 它的系数序列长度  $N$  很大, 则根据上述原理可知: 该小波包分解系数最大值小于  $T_2$  的概率趋近于 1, 即存在一个阈值  $T_2$ , 使得该序列的所有小波包系数都小于它。小波包系数随着分解层次的加深, 其长度也愈来愈短, 根据  $T_2$  的计算公式, 可知该阈值也愈来愈小。在假定噪声具有独立同分布特性的情况下, 可以通过设置简单的固定阈值来去除噪声。

(3)混合型阈值(“heursure” 阈值)

是前两种阈值的综合(即一种折衷的办法), 是最优预测变量阈值选择。如果信噪比很小, SURE 估计有很大的噪声。如果有这种情况, 就采用这种固定阈值。

设  $P$  为  $N$  个小波包分解系数的平方和,

$$\text{令 } u = (P - N) / N \dots\dots, v = (\log_2 N)^{\frac{3}{2}} \sqrt{N}$$

$$\text{则 } T_3 = \begin{cases} T_1 & \dots\dots u \leq v \\ \min(T_1, T_2) & u > v \end{cases} \quad (3-9)$$

(4)最小最大准则阈值(“minimaxi” 阈值)

采用的也是一种固定的阈值,它产生一个最小均方误差的极值。在统计学上,这种原理用于设计估计器,因为被去噪的信号可看作与未知回归函数的估计式相似,这种极值估计器可在一个给定的函数集中实现最大均方误差最小化,而不是无误差。

$$T_4 = \begin{cases} \sigma (0.3936 + 0.1829) \log_2 N & \dots\dots N \geq 32 \\ 0 & N < 32 \end{cases} \quad (3-10)$$

式(3-7)~式(3-10)中,  $N$  为含噪信号在所有尺度上的小波包分解系数的个数总和,  $\sigma$  为噪声信号的偏差。在实际应用中,噪声信号的偏差  $\sigma$  往往未知,可由第一层小波包分解系数估计。

对任一阈值,去噪时可选择两种阈值函数:硬阈值函数,软阈值函数。函数表达示见(3-4)、(3-5)式。

我们知道,当对噪声  $e$  进行小波分解时,它同样会产生高频系数,所以,一个信号的高频系数向量是信号  $s$  的系数和噪声  $e$  的系数的叠加。由于 Minimaxi 和 SURE 阈值选取规则比较保守(即不容易丢失信号中的有用成分,只除去较少的噪声),信号  $s$  的高频信号有很少一部分在噪声范围内时,这两种阈值非常有用,可以将弱小的信号提取出来。另外两种阈值选择规则,可以更有效的去除噪声,但它有可能把有用的高频特征信号当作噪声信号消除。

用不同的阈值对图 3-8 中的地震模型进行消噪处理,获得的消噪效果大体一致,但是从误差分析的数据来看(见表 3-3),“heursure” 阈值消噪方法最优,有效的去除了噪音,并保持了原始信号的特征。

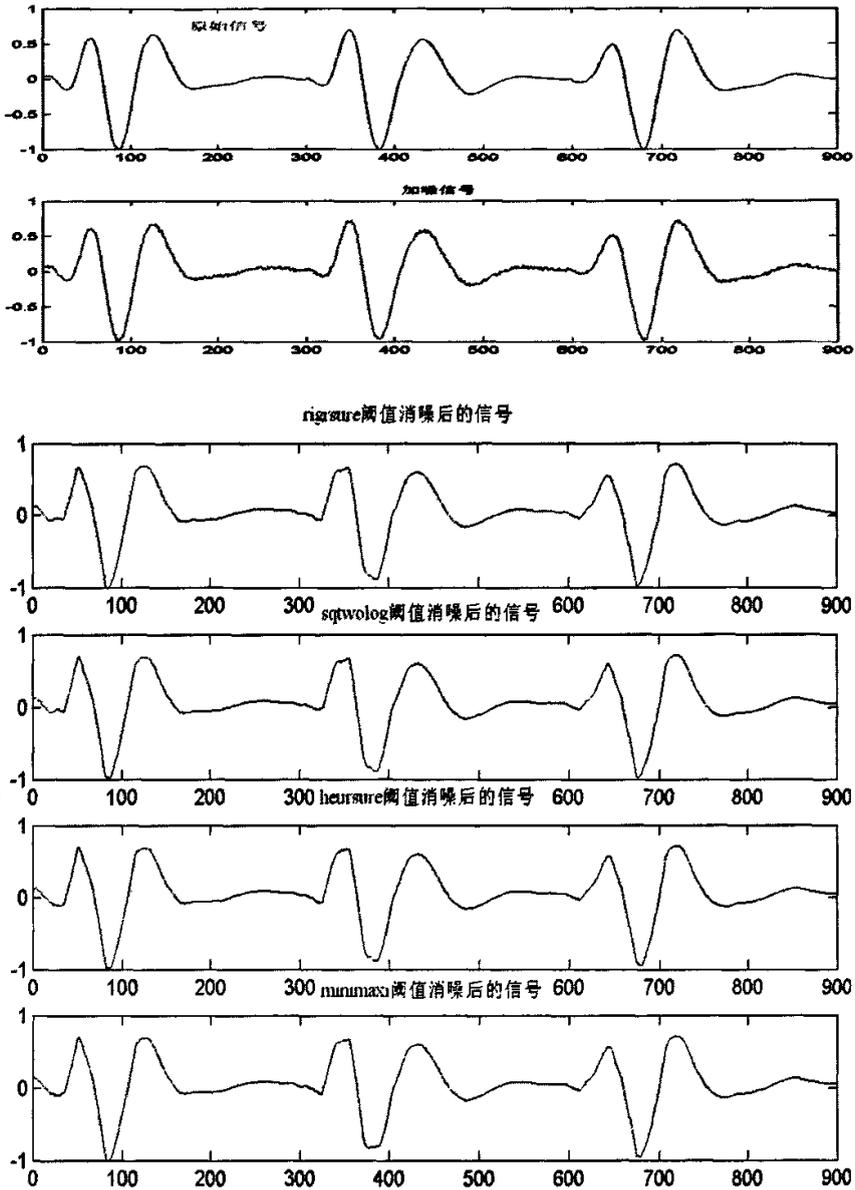


图 3-8 不同阈值对地震模型消噪结果

表 3-3 同一地震模型四种阈值消噪的误差比较

阈值选取	rigrsure	sqtwolog	heursure	minimaxi
平均误差	-0.0014595	-0.0010	5.5769e-005	3.1042e-004
最大误差	0.1682	0.1632	0.1625	0.1655

一般来说,对不同的噪声信号,不同的噪声强度,阈值的选取是不同的,且对于不同的分解层次即尺度或分辨率,阈值的选取往往是层次相关的,这样才能

更好的降低噪声的影响，使重建信号能保留原始信号的尖锐和陡峭变化的部分。在实际应用中，阈值的确定方法还有很多种，应具体问题具体分析。

### 3.4 小波包相关阈值去噪

在小波包分析中，其信号消噪的算法思想和在小波分析中的基本相同，所不同的就是小波包提供了一种更为复杂、也更为灵活的分析手段。因为小波包分析对上一层的低频部分和高频部分同时进行分解，而不仅仅将低频成分作二进分解，具有更加精确的局部分析能力。

如图 3-9 所示，信号  $S$  分解为近似部分  $A_1$  和细节部分  $D_1$ ，然后将这两部分在分别进行分解，一直进行下去，就称作小波包分解。如果将信号进行  $N$  层分解，那么第  $N$  层得到的分解信号个数为  $2^N$ ，它们的频宽是由低到高相邻接的<sup>[57]</sup>。可以对某层的数据进行处理，然后由所保留的小波包分解系数重构原信号。

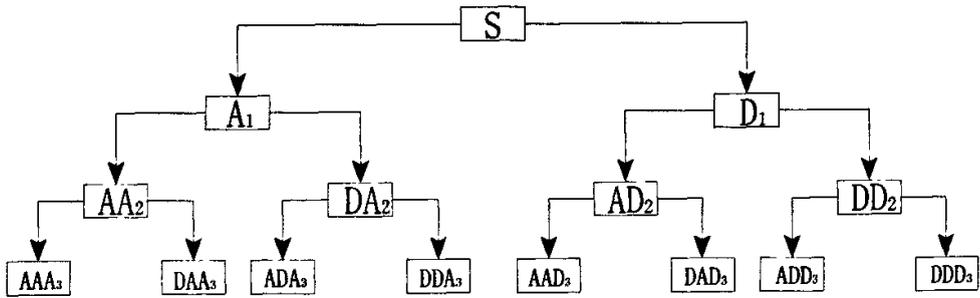


图 3-9 小波包分解树状图

图 3-10 和图 3-11 所示为一含噪地震单道 3 尺度的小波分解、小波包分解。图 3-9 中， $d_1$  为高频分量， $d_2$  为中频分量， $d_3$  为中低频分量， $a_3$  为低频分量。图 3-10 中， $s_{30}$  为低频分量， $s_{31}$  为中低频分量， $s_{32}$  为中频分量， $s_{33}$  和  $s_{34}$  位中高频分量， $s_{35} \sim s_{37}$  为高频分量。从图中可看出，他们在低频、中低频分量中的分解是一致的，及小波分解中的  $a_3$  和  $d_3$  分量，即小波分解中的  $a_3$  和  $d_3$  分量与小波包分解中的  $s_{30}$  和  $s_{31}$  分量完全相同。对于小波分解  $d_2$  和  $d_1$  中的中高频分量，在小波包分解中更详细地分解为  $s_{32}$ 、 $s_{33}$ 、 $s_{34}$ 、 $s_{35}$ 、 $s_{36}$  和  $s_{37}$ 。因此，小波包在分析信号的中高频方面比小波变换更具优势，特别是去噪方面，小波包变化能更好的分析噪声的时频特征。

对信号进行小波包分解时,可以采用多种小波包基。通常根据分析信号的要求,从中选择最好的一种小波包基,即最优基。最优基的选择标准是熵标准。在 MATLAB 的小波工具箱中可以通过 `besttree` 函数进行最优基的选择,即就是计算最佳树。

应用小波包分析对信号进行消噪处理是它的一个最基本的功能。一般地,按照如下步骤进行:

(1) 信号的小波包分解。选择一个小波并确定所需分解的层次,然后对信号进行小波包分解。

(2) 确定最优小波包基。对于一个给定的熵标准,计算最佳树。这一步不是必需的步骤,可根据不同的目的进行有选择性的使用。

(3) 小波包分解系数的阈值量化。对于每一个小波包分解系数,选择一个恰当的阈值并对系数进行阈值量化。

(4) 信号的小波包重构。根据最低层的小波包分解系数和经过量化处理系数,进行小波包重构。

在上述的各步中,最关键的是如何选取阈值和如何进行阈值量化,在一定程度上,它直接关系到对信号进行消噪处理的质量。

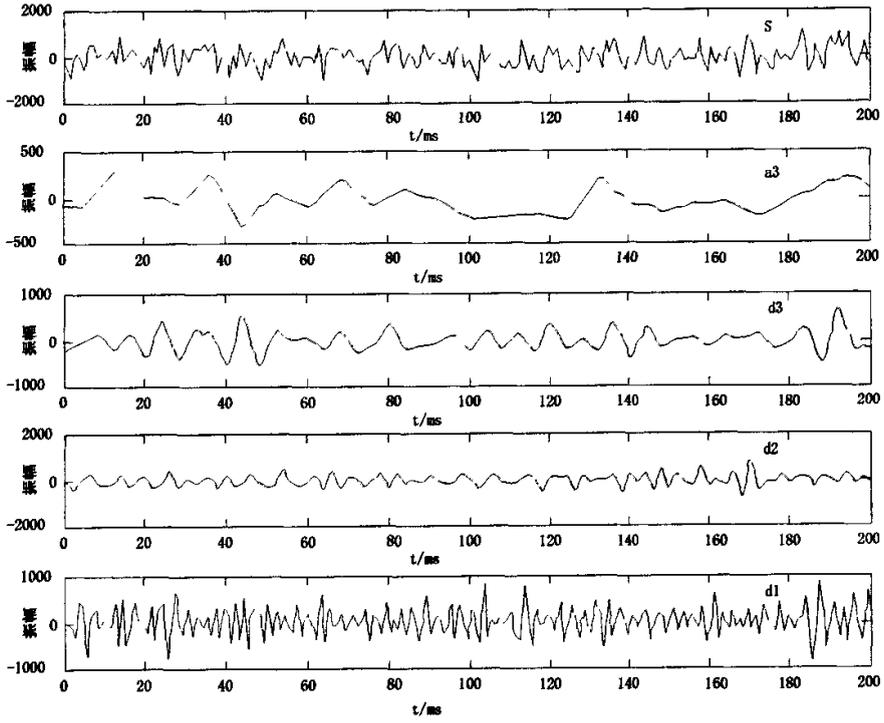


图 3-10 含噪地震道小波分解( $s=a_3+d_3+d_2+d_1$ )

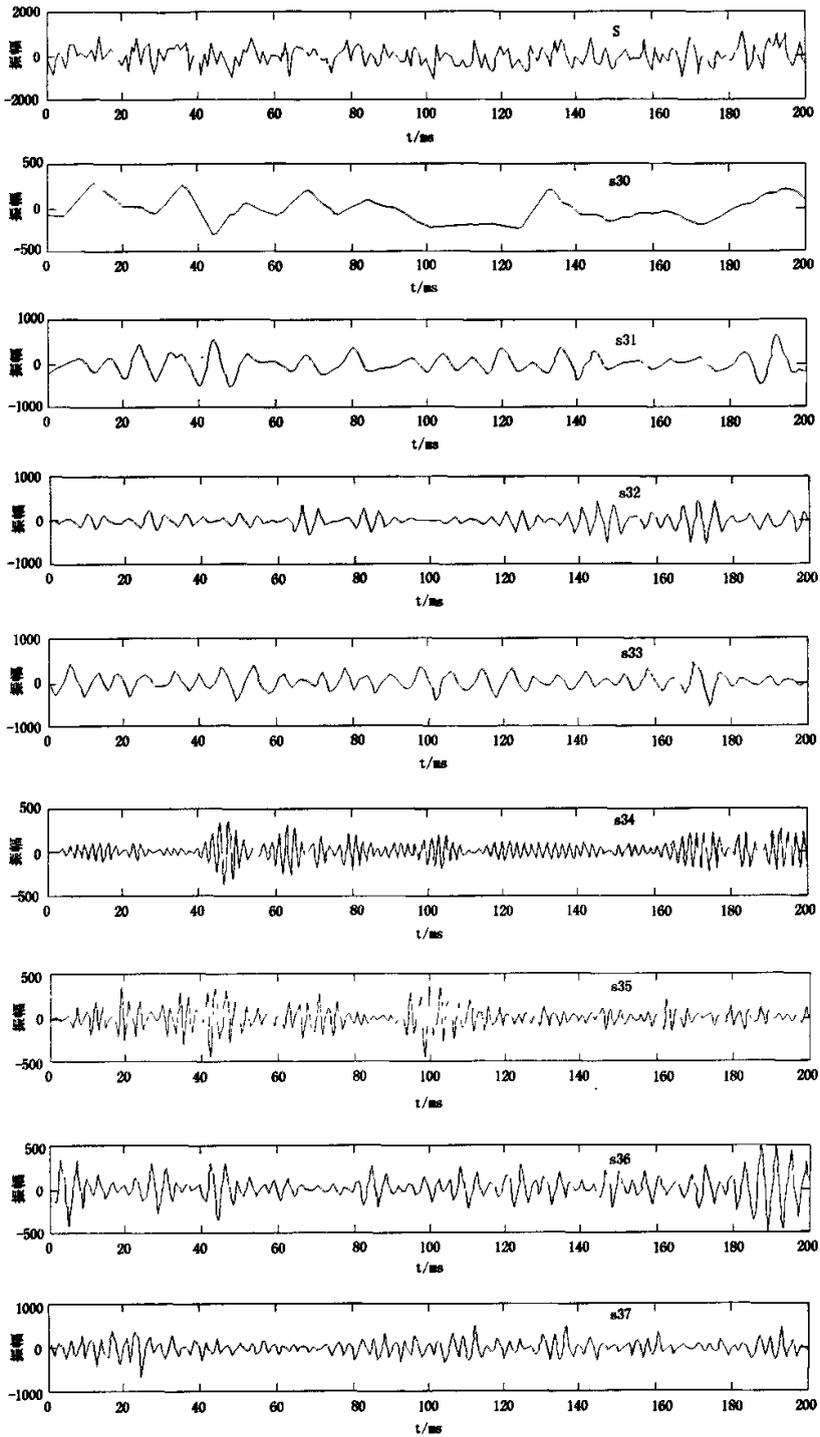


图 3-11 含噪地震道小波包 3 尺度分解

$$(s=s30+s31+s32+s33+s34+s35+s36+s37)$$

## 4 对实际地震资料的去噪处理效果分析

### 4.1 单道地震数据处理

#### 4.1.1 单道反射记录处理

图 4-1 所示青岛某工区的一道原始反射地震信号, 采样点数为 4096, 记录长度 2040ms。含有很强的随机噪声, 基本覆盖了有效信号, 对其进行小波阈值去噪处理, 采用 sym5 小波, 分解层数为 6, 阈值选用自适应阈值去噪, 取得了较理想的去噪效果, 毛刺被消除, 有效信号得以显现, 但振幅减小。

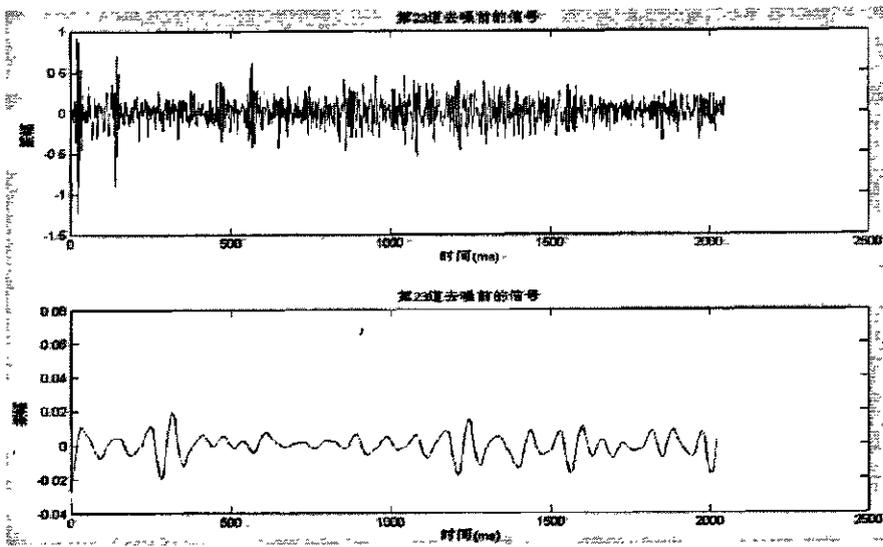


图 4-1 某反射记录中第 23 道去噪结果

图 4-2 中为另一道实际反射地震记录, 不仅存在随机噪声, 600ms 处、1100ms 处及 1700ms 处出现了相干噪声, 在去噪过程中经多次调试, 随机噪声基本被消除, 没有了毛刺现象, 相干噪声被保留。

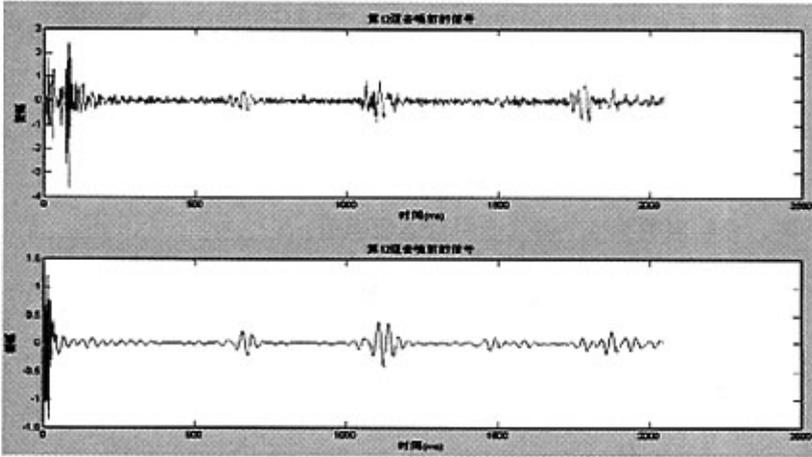


图 4-2 某反射记录中第 12 道去噪结果

我们再对图 4-3 中的反射数据进行去噪处理，B 为小波阈值去噪后的信号，C 为小波包相关阈值方法去噪后的信号，对比 A 可以看出均达到了去除随机噪声的目的。小波包相关阈值去噪的结果比小波更为精细。

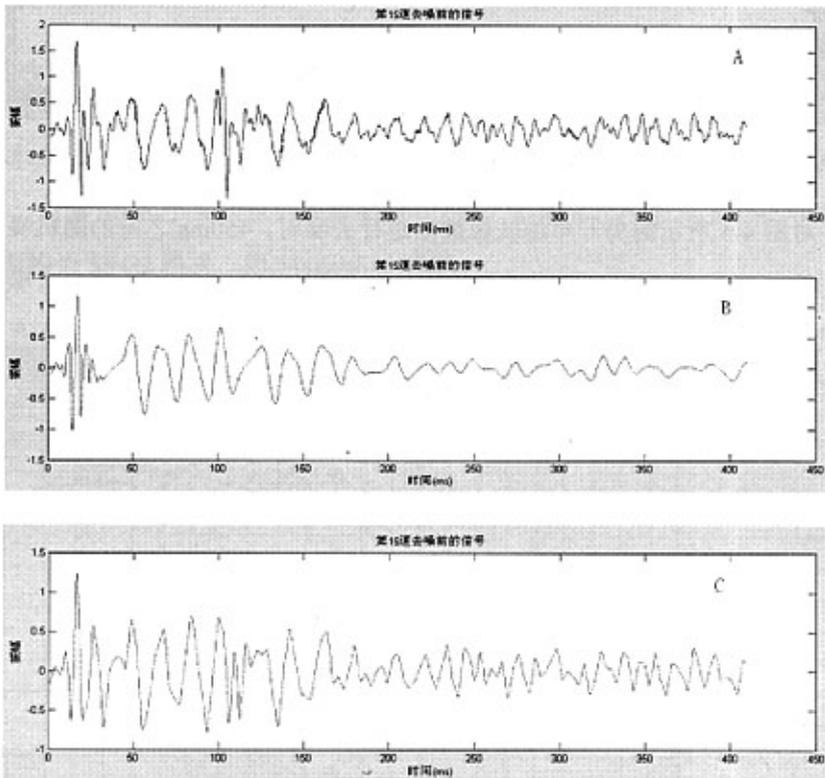


图 4-3 某反射记录中第 15 道的去噪结果

### 4.1.2 单道映像数据处理

我们对一道实际地震映像数据进行小波阈值去噪前后的对比,如图 4-4,随机噪声基本被消除,而且信号的保真度较好,能量没有衰减,在去噪过程中选用 sym4 小波,分解层数为 4,阈值选用自适应阈值。

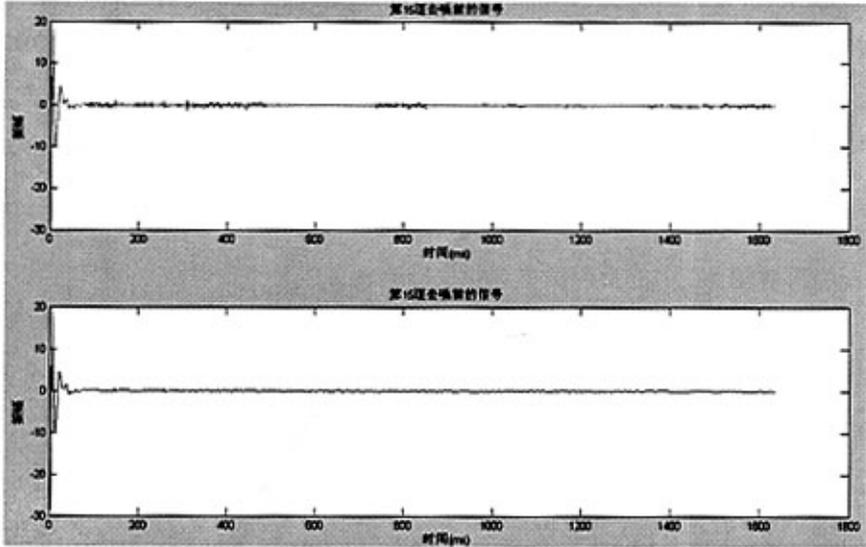


图 4-4 单道映像记录去噪结果

在对图 4-5 所示的另一单道映像数据进行去噪时,450ms 之前的随机噪声被压制,但 450ms 之后没有随机噪声的部分被改造,反而添加了噪声,去噪效果不理想。作者在映像数据的处理中多次遇到这种现象,说明小波去噪对于有些映像数据并不适合,如何解决这个问题还需在以后的工作中做进一步研究。

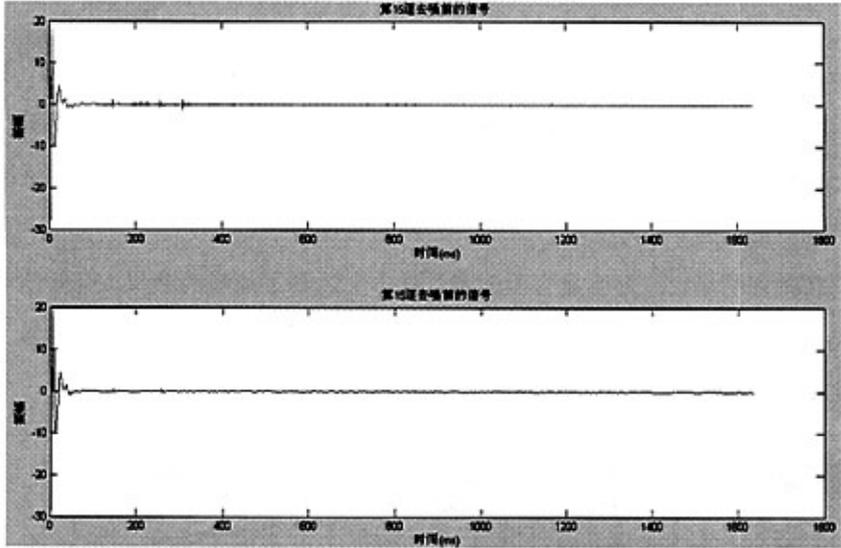


图 4-5 单道映像记录去噪结果

## 4.2 多道地震数据处理

### 4.2.1 含噪的反射剖面资料处理

对崂山校区某条测线实际反射地震记录进行去噪处理，所用地震记录总共 24 道，每道 4096 个采样点，采样率为 0.2ms，如图 4-6 所示。文中所用原始地震数据均为 SEG2 格式，用 Matlab6.5 成图。

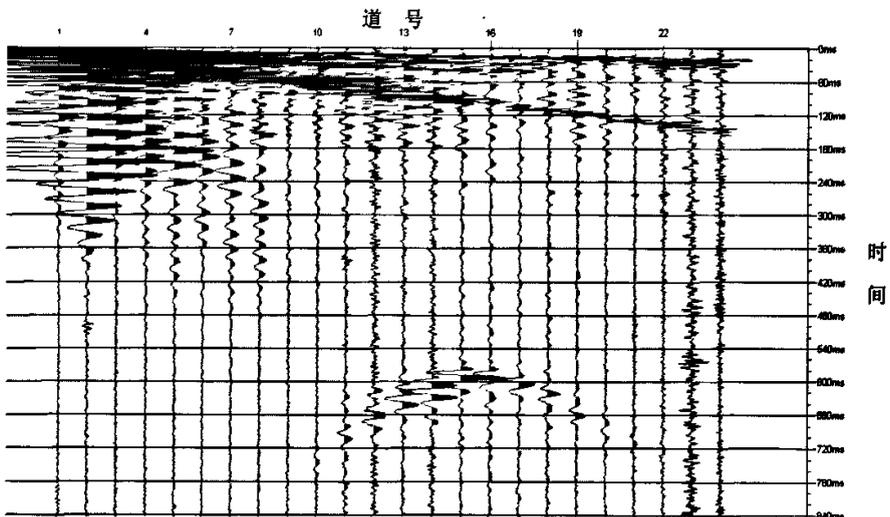


图 4-6 原始含噪反射剖面

从原始地震信号中可看出 11 至 14 道, 21 至 24 道有明显的随机干扰。图 4-7 是 Ormsby 频域滤波方法处理的剖面, 与原始剖面比较相干噪声有所衰减, 即 7 至 24 道、0 至 140ms 之间的斜线信息, 10 至 20 道、560 至 720ms 间的拱形信息得到一定程度压制。随机噪声仍然存在, 说明常规的滤波方法并不能达到去除随机噪声的目的。图 4-8 为应用小波变换的阈值去噪方法进行处理后的剖面, 可以看出同相轴变清晰, 波形明显有所改善, 基本上达到了消噪的效果。有效信号有所损失。图 4-9 为小波包阈值去噪方法处理后的剖面, 随机噪声基本被消除, 且信号保真度较好。

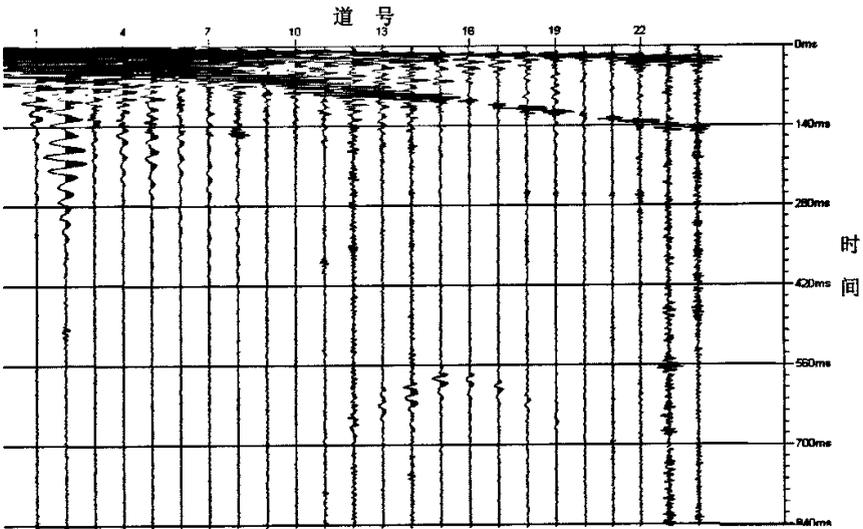


图 4-7 滤波方法处理的剖面

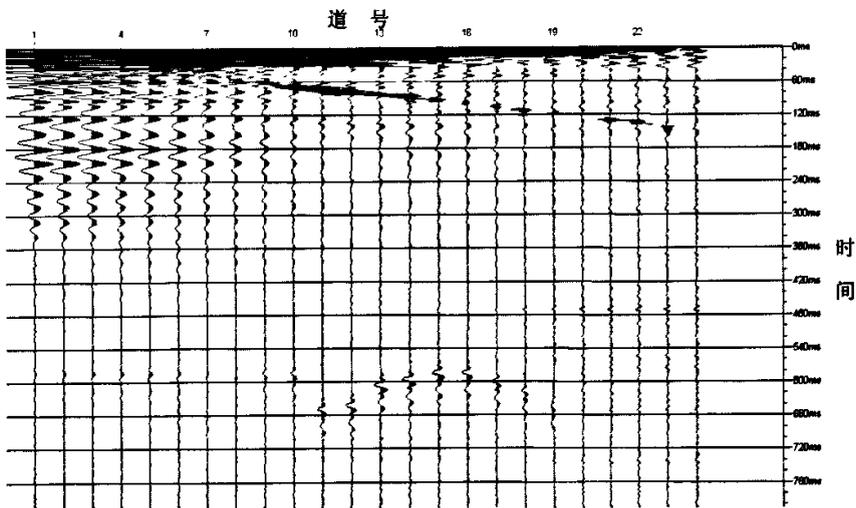


图 4-8 小波阈值去噪后的剖面

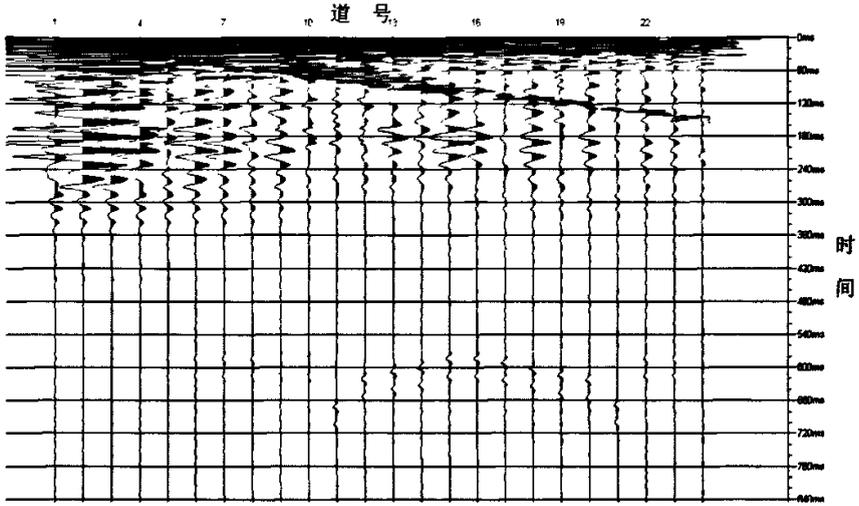


图 4-9 小波包分析去噪后的剖面

再对地震资料进行小波包相关阈值去噪前后的频谱图进行比较, 频率分布的整体趋势并未改变。图 4-10 显得比较杂乱无章, 随机噪声为宽频段, 与有效信息交织在一起, 这种情况下频率滤波的能力就受到了限制。小波包相关阈值去噪后中毛刺基本不存在, 去噪效果明显, 如图 4-11。

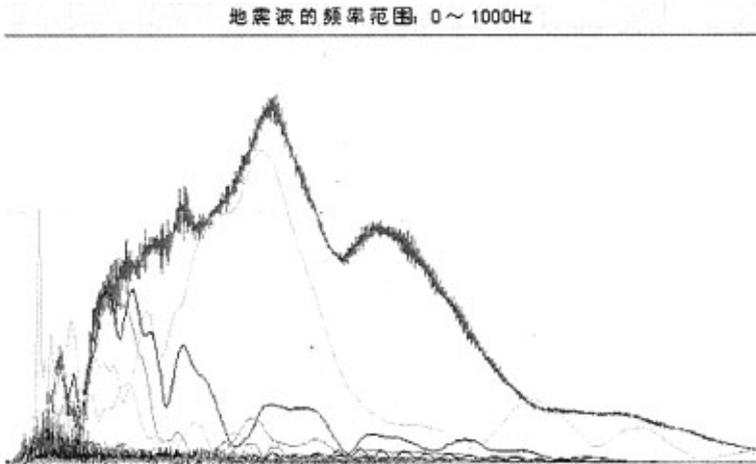


图 4-10 原始剖面所有道的频谱图

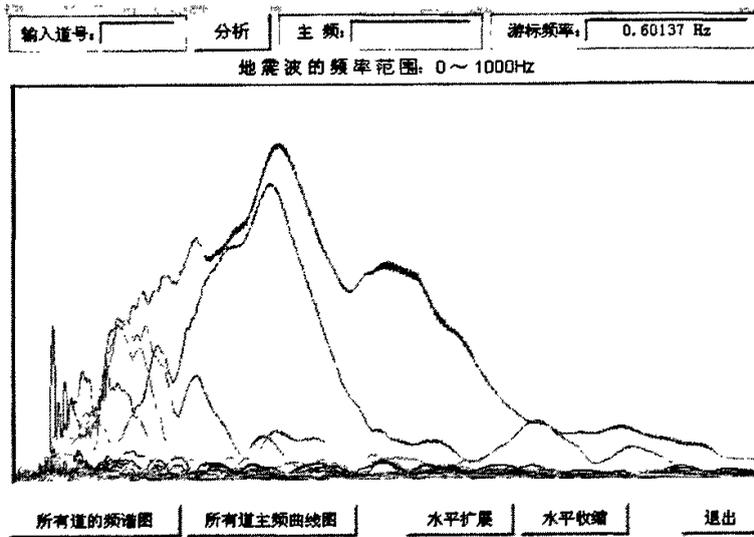


图 4-11 小波包去噪后所有道的频谱图

图 4-12 是同一工区另一条测线的原始反射记录，第 1 至 4 道存在较强的随机干扰，无法识别有效信号。用 Ormsby 频域滤波方法进行去噪的结果如图 4-13，信号保证度较好，随机噪声有所衰减，但仍有大量残留；用小波阈值去噪方法和小波包分析去噪方法对其进行处理，结果如图 4-14 和 4-15，噪声都得到了压制，剖面明显改善，但是 300ms 处的噪声均未能完全消除，出现了假同相轴，说明这两种方法在处理噪声很强，噪声幅值远大于信号幅值的情况时效果不够理想。

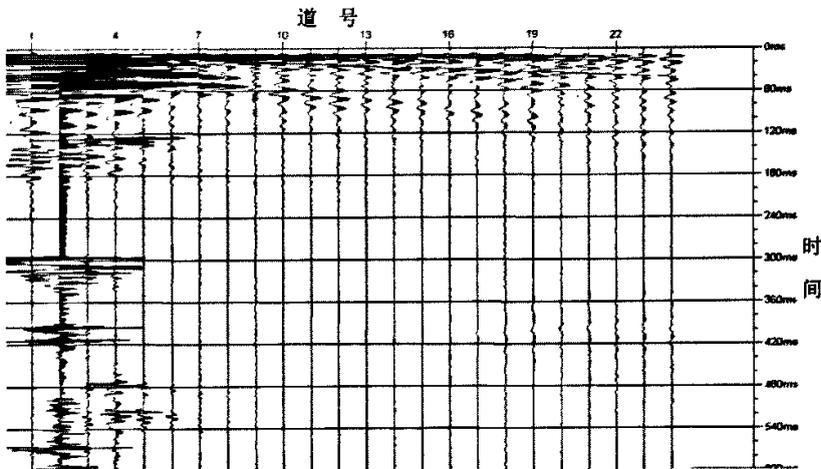


图 4-12 原始剖面

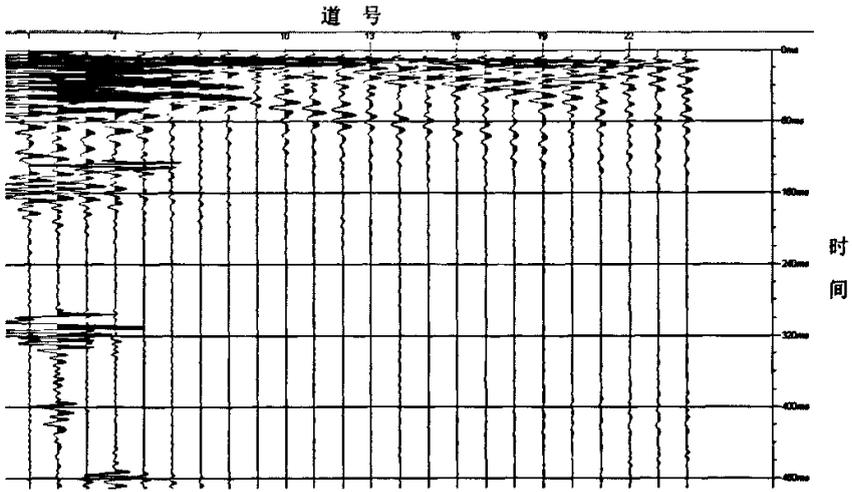


图 4-13 滤波方法处理的剖面

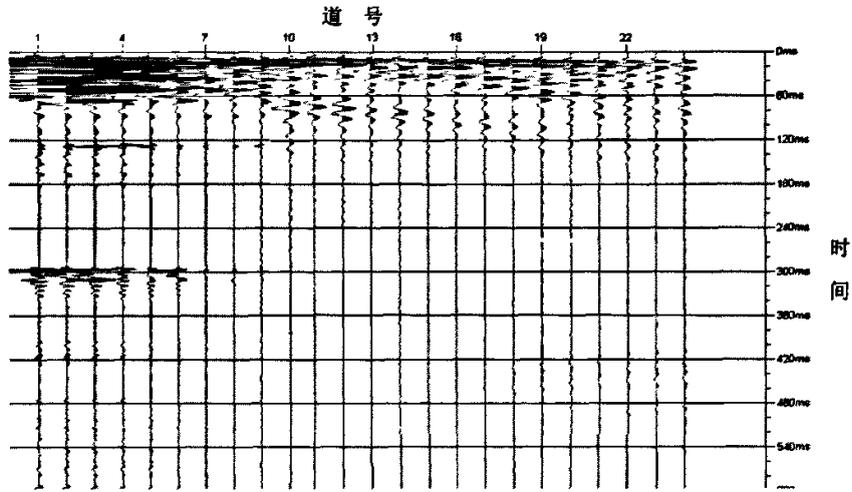


图 4-14 小波阈值去噪后的剖面

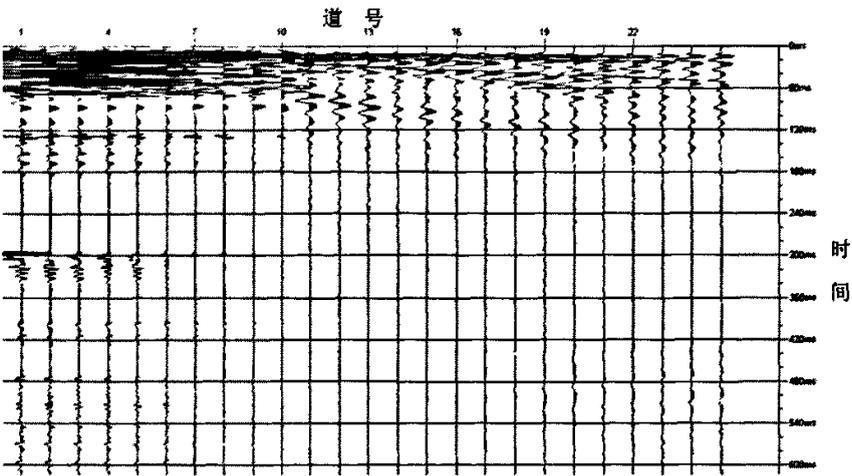


图 4-15 小波包分析去噪后的剖面

### 4.2.2 映像资料的去噪处理

我们对青岛某地区的地震映像数据进行去噪处理，原始映像剖面如图 4-16，每道采样点数为 2048，长度为 409.4ms，数据道数为 90 道。4-17 是对所有地震道进行小波阈值消噪后的结果，对比原始剖面可以看出 120ms 以下地震记录消噪效果不理想，产生了假同相轴。对其进行改进，选择干扰严重的 35 道进行单独消噪，所使用的是 sym5 小波及正交周期小波变换，将信号分解为 4 层，除了最低分辨率的低频系数外，其余小波系数采用软阈值法进行处理，使用的阈值为  $\text{sqtwolog}$  阈值。再与其他地震道合成整个剖面，效果较理想，如图 4-18。

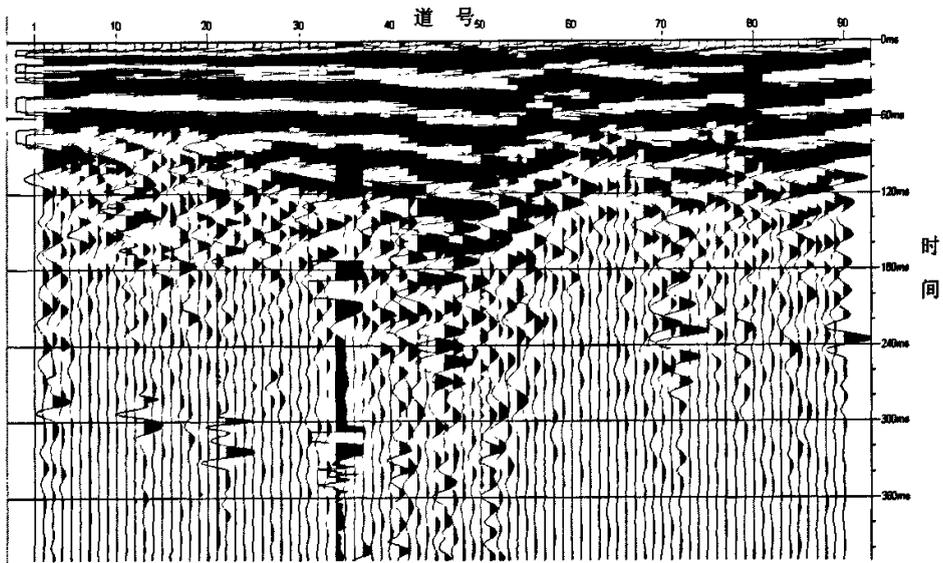


图 4-16 原始映像剖面图

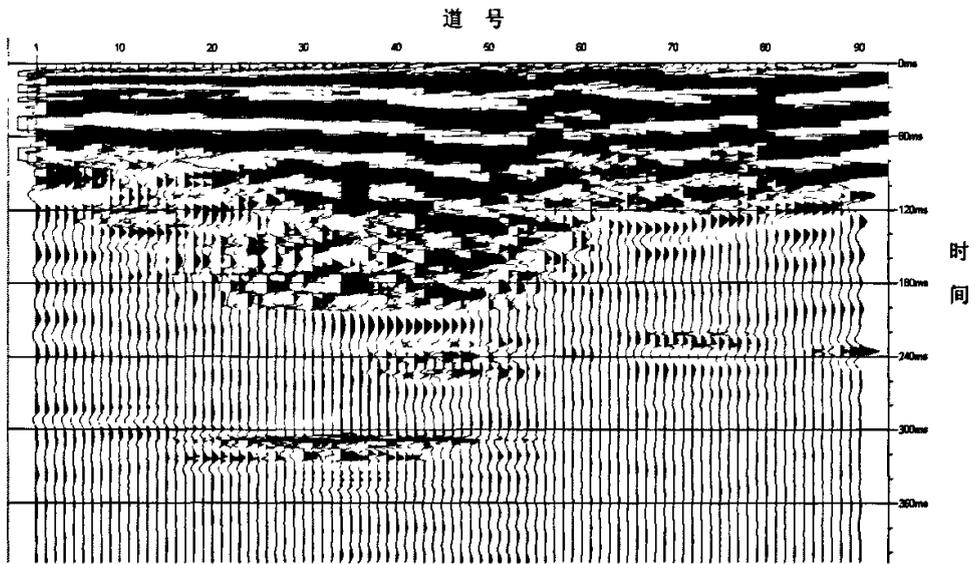


图 4-17 小波消噪后的剖面 1

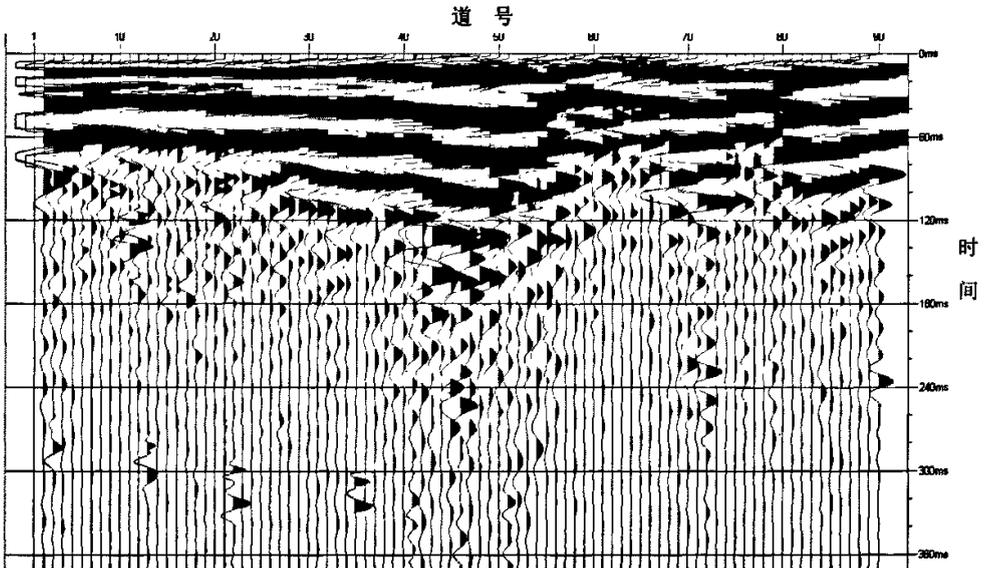


图 4-18 小波消噪后的剖面 2

下面对图 4-19 所示的另一实际地震映像记录进行处理,每道采样点为 4096, 采样率 0.4ms, 数据道数为 67 道。分别进行了小波域阈值消噪和小波包阈值消噪, 处理结果如图 4-20 和 4-21, 120ms 以下的噪声去除效果良好, 剖面变得更加清晰, 突出了浅层地震信号, 有利于同相轴追踪。两种方法的去噪结果相似。

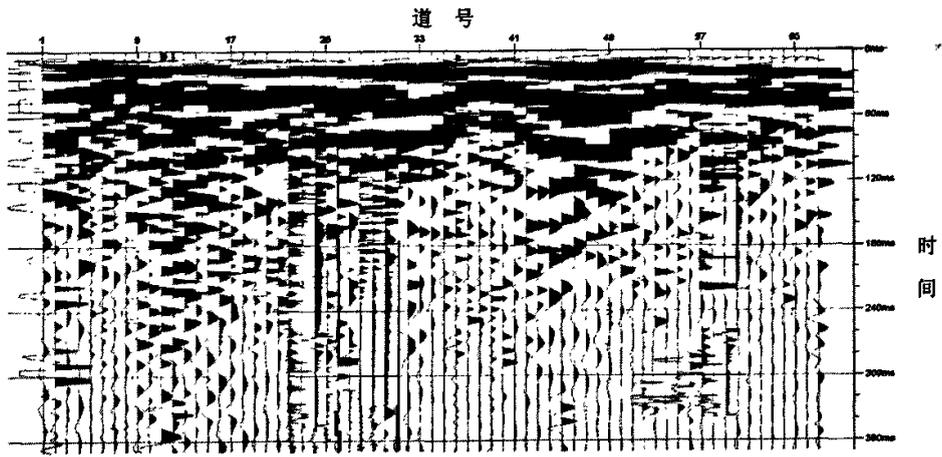


图 4-19 原始地震映像剖面

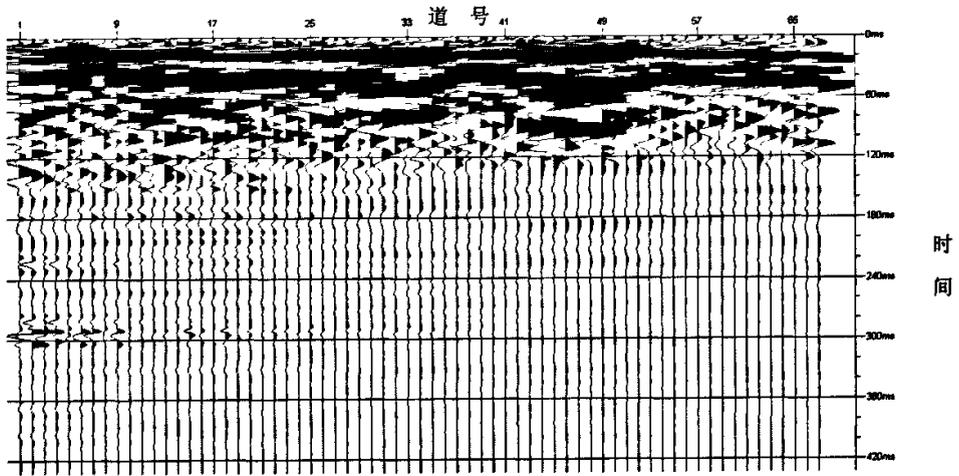


图 4-20 小波阈值消噪后的剖面  
道号

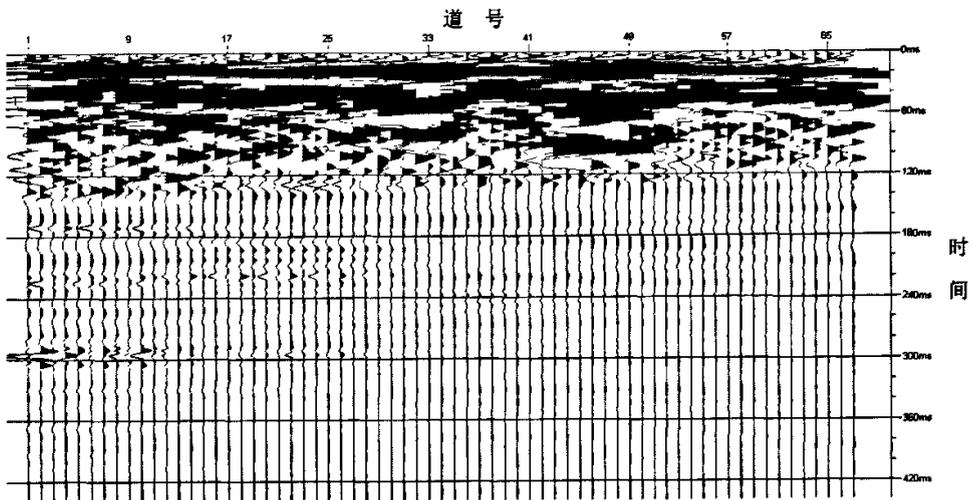


图 4-21 小波包阈值消噪后的剖面

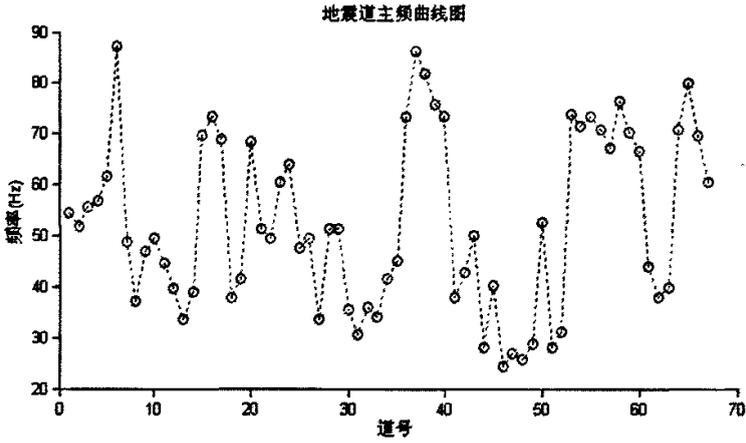


图 4-22 原始映像记录的地震道主频曲线图

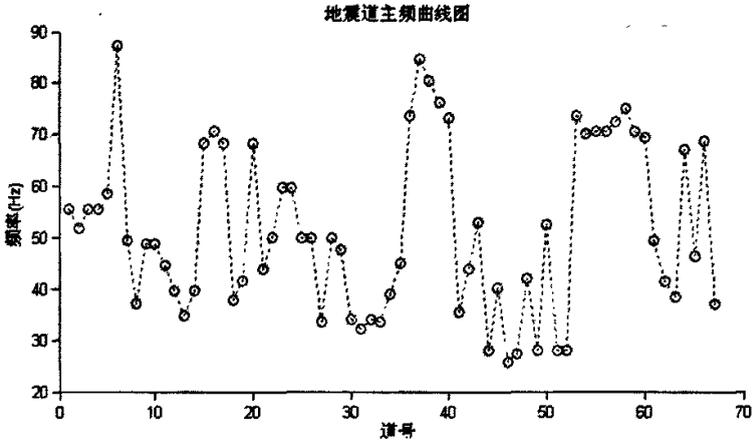


图 4-23 小波消噪后的地震道主频曲线图

图 4-22 和 4-23 为小波阈值消噪前后的地震道主频曲线图对比。在处理过程中基本没有改变信号的频率特征，主频稍微有所改变的地震道集中在 21 至 33 道，55 至 60 道，整体趋势是主频更加集中，说明噪声被滤除，相关性更好。

## 5 结束语

小波变换,这一继傅立叶变换之后发展起来的新的信号处理工具,从它一诞生就受到了有关学者的高度重视。在过去的十多年内,小波理论已取得了很大的发展,并在各个领域得到了广泛的应用,地震勘探领域也不例外。

在工程物探中勘探的主要目的是查明地下地质结构与构造,推断岩石性质与沉积环境以及对工程的质量与安全进行评价等。为了准确解决上述问题,必须提高地震资料的分辨率与信噪比。小波变换在去除噪声,提高信噪比方面效果比较理想。因为它在时域和频域都具有很好的局部化性质,可以将信号所携带的信息分解到任意细节加以分析,并且信号和噪声在小波变换的细节信息具有截然不同的特性,因此可将其用于地震信号去噪,以更为准确地区分有效信号和噪声,在最大限度去除噪声的同时,尽可能保留有效信号。

本文在 MATLAB 这一平台上,利用小波变换方法针对青岛地区工程地震实际探测的反射记录资料和地震映像资料进行了去噪处理并取得了一定的效果,由于时间等原因,本文只侧重对地震记录中的随机噪声进行了处理。相信小波变换方法以其自身无与伦比的优点成为浅层工程地震信号去噪的主要方法是可能的。

### 5.1 结论

本文研究了基于小波变换的随机噪音压制方法在工程地震信号中的应用,对多种实际地震记录进行了处理,并与其他噪音压制方法作比较,得结论如下:

(1) 基于噪声和信号经多尺度分析得到的小波系数具有不同的分布特性这一特点,用 Matlab 平台提供的各小波与小波包函数有针对性的进行编程,对工程物探中的实际工程地震探测资料进行去噪处理是可行的。将小波阈值去噪方法和小波包相关阈值去噪方法应用于共炮点反射资料及浅层地震映像资料,取得了明显的效果,表明该方法能够去除地震信号中的随机噪声,提高信噪比。

(2) 小波包阈值去噪与小波阈值去噪方法的实际处理效果均好于频域滤波。但在信号的不连续点附近及快速变化处出现了震荡,即所谓的伪吉布斯(Pseudo-Gibbs)现象,影响了去噪的质量,因此需要采取适当的方法,消除这种震荡。尤其是对于实际的地震资料,有很多情况下是存在不连续点或者快速变化处的。小

波包阈值去噪在某些处理过程中可以更精确地区分有效信号和噪声, 优于小波阈值去噪, 但也可能处理结果相似。对于噪声很强, 噪声幅值远大于信号幅值的情况, 小波阈值和小波包阈值去噪的效果都不够理想。

(3)在模拟地震信号和实际地震信号数据处理中, 通过试验分析了阈值的计算、各参数选取规则, 并比较其优缺点。阈值求取和设置没有普遍适用的方法, 由于时间和个人能力有限, 对给定阈值去噪中最优阈值的选取方法还只能依靠实验或对过程的先验知识。

## 5.2 展望

本文主要采用一维小波和小波包去噪方法, 对工程地震记录中的随机噪声有较好的滤除效果。对在总结本文研究工作中, 作者深感其中许多不足之处, 还需要进一步的深入研究, 如小波分解和其他去噪方法联合滤除规则干扰波, 二维小波分析的去噪效果等。对本文研究内容有如下展望:

(1)我们所采用的去噪方法大都具有一个共同的前提, 即假设地质结构的变化相对于测线来说较为缓慢(这个假设在大多数情况下是合理的), 这样, 在高分辨率勘探采用小道距的情况下, 在地震记录剖面上相邻地震道共深度点的有效信号在波形和能量上具有较强的相关性, 而随机噪声不具有相关性, 从而利用该特点提取信号, 抑制噪声。但实际上随机噪声并非完全是不相关的, 它会有一些部分和有效波是分不开的, 因此现有的去噪方法不能完全去除随机噪声。

(2)现有的去除随机噪声的方法大都具有滤波的性质, 当信号和噪声在频率域重叠时, 这些方法在消除噪声的同时, 也损失了有效信号。一般地说, 地震记录中频段信噪比大于 1, 低频和高频段信噪比低。去噪主要是消除强低频和高频噪声, 这必然要损失信号的低、高频成分, 使信号频带变窄, 分辨率下降。另外由于地层并非是一种理想的完全弹性介质, 地震波在其中传播时会造成能量的衰减, 地层对高频成分的吸收衰减高于低频成分, 因而地震信号中高频端的信噪比往往低于低频端。如果能改善高频部分的信噪比, 可使分辨率成倍增加。因此, 研究能同时提高信噪比和分辨率的去噪方法, 尤其是能提高高频端信噪比的方法仍是我们今后工作的重点。

## 致谢

衷心感谢导师薛荣俊教授的悉心指导和耐心帮助,从论文的选题到论文的撰写,每一步都倾注了老师的心血。薛老师扎实的专业理论功底,严谨、踏实的治学态度,敏锐的学术思想和卓越的实际工作能力都为我在以后的工作和学习中树立了学习的榜样。三年来,导师不仅在学习上给予了精心指导,更在生活上给予了无私的帮助。

感谢刘喜武老师对我的教导和帮助,刘老师渊博的专业知识和开阔的思路使我受益匪浅,为我在研究生学习期间指明了学习的方向,并对我以后走向工作岗位有着非常深远的意义。在此,谨向培育过我的两位导师致以诚挚的敬意!

在论文编写过程中得到了研究生王林飞、孙永根和许艳同学大量的支持、帮助,以及有益的思路和资料,在此向他表示诚挚的谢意!

感谢我的家人,感谢他们对我的支持鼓励和无微不至的关爱!

最后,衷心感谢所有关心、鼓励、帮助过我的老师和同学们!

## 参考文献

- [1] 陆基孟主编. 地震勘探原理上册, 北京:石油大学出版社, 1993
- [2] 何樵登, 熊维纲. 应用地球物理教程—地震勘探, 地质出版社, 1991
- [3] 柳媚, 于光明, 林建东等. 一种消除煤田地震勘探中相干干扰的新方法, 中国煤田地质, 10(4): 77~80, 1998
- [4] M. M. N. Kabir, Liu Faqi, D. Verschuur. Cascaded application of the linear radon and wavelet transforms in preprocessing, Presented 65th SEG Mtg: 1373~1376, 1995
- [5] R. A. Meek, A. Flinville. 应用 T-K 和 F-X 滤波去除地震数据中的相干噪声, SEG63 届论文集(中译本)
- [6] A. F. Linville, R. A. Meek. A procedure for optimally removing localized coherent noise, Geophysics, 7(6): 707~720, 1995
- [7] 张山. 线性相干噪声及其消除方法, 石油物探, 25(3): 14~22, 1986
- [8] 刘法启, 张关泉. 小波变换与 F-K 算法在滤波中的应用, 石油地球物理勘探, 31(6): 782~791, 1996
- [9] L. L. Canales. Random noise reduction, the 54th Annual Meeting of SEG, 1984
- [10] S. Yu, X. Cai, Y. Su. Seismic signal enhancement by polynomial fitting, Bulletin of Chinese Geophysical Society(International Series), vol. 1, Applied Geophysics, 57~65, 1989
- [11] 邱庚香, 熊彬, 梁锦文. 应用小波变换提高浅层地震记录分辨率. 桂林工学院学报. 2003, Vo 1. 23 (1): 159~163
- [12] LF. Jones and S. Levy. Signal-to-noise ratio enhancement in multichannel seismic data via the Karhunen-Loeve transform, Geophysical Prospecting, 35: 12~32, 1987
- [13] 张宇, 张关泉. 小波变换用于去除高频随机噪声, 石油地球物理勘探, 32(3): 327~337, 1997
- [14] A. T. Dennison. An introduction to synthetic seismogram techniques, Geophysics Prospecting, 8(2): 231~241, 1960
- [15] 熊葛. 地震数据数字处理技术, 石油工业出版社, 1984

- [16] Yang Fu-sheng, Qian Shao-xin. 3-D visoelastic wave equation inversion: application of wavelet transform, 64th SEG meeting, American, Expanded Abstracts, 10461048, 1994
- [17] A. Witkin. Scale space filtering, Proc. Int. Joint Conf, Artificial Intell, 1983
- [18] S. G. Mallat, J. L. Hang. Singularity detection and processing with wavelets, IEEE Traps on Information Theory, 38(2): 617~643, 1992
- [19] D. Donoho. De-noising by soft-Thre sholding, IEEE. Traps. On IT, 3: 613-627, 1995
- [20] 李鸣社. 地震勘探资料数字处理, 中国矿业大学出版社, 1989
- [21] 刘春生, 张晓春. 实用小波分析, 徐州: 中国矿业大学出版社, 2002: 10~11
- [22] M. Farge. Wavelet transforms and their applications to turbulence, Ann, Rev, Fluid Mech, 24: 395~457, 1989
- [23] 秦前清, 杨宗凯. 实用小波分析, 西安电子科技大学出版社, 1998
- [24] I. Daubechies. Ten lectures on wavelets, CBMS Lecture Notes Series, SLAM, 1992
- [25] [美]崔锦泰著, 程正兴译. 小波分析导论, 西安交通大学出版社, 1995
- [26] 刘贵忠, 邸双亮. 小波分析及其应用, 西安电子科技大学出版社, 1992
- [27] 强琳, 刘贵忠. 利用小波变换多尺度传播特性实现地震信号去噪, 西安交通大学学报, 32(1): 29~32, 1998
- [28] J. Morlet, G. Arens, E. Fourgeau and D. Giard. Wave propagation and sampling theory-partI:Complex signal and scattering multilayered media, Geophysics, 47(2), 203~221, 1982
- [29] J. Morlet, G. Arens, E. Fourgeau and D. Giard. Wave propagation and sampling theory-partII:Sampling theory and complex waves, Geophysics, 47(2):222~236, 1982
- [30] J. Morlet. Sampling theory and wave propagation, Proc. SI} Annu, Meet. Soc. Explor Geophys, Los Angeles, 1981
- [31] J. Morlet. Sampling theory and wave propagation, NATO ASI, Vol, FI, Issues on Acoustic Signal/Image Processing and Recognition, ed., C. I. Chen, Berlin:Springer, 1983
- [32] A. Grossmann, J. Morlet. Decomposition of Hardy function into square integrable

- wavelets of constant shape, SIAM J. Math. Anal, 15(4): 723~736, 1984
- [33] P. Burt and E. Adelson. The Lapacian Pyramid as a compact image code, IEEE Trans. on Communications, com. 31(4):532~540, 1983
- [34] S. Mallat. Multifrequency channel decomposition of images and wavelet models, IEEE Traps. en Acoustics\_ Speech and Sienal Processing. 37:2091~2110. 1989
- [35] I. Daubechies. Orthonormal Bases of Compactly Supproted Wavelet, Comm. On Pure and Applied Mathematics, 41(12):909~996, 1988
- [36] I. Daubechies, A. Grossmann and Y. Meyer. Thewavelet transform, time-frequency localization and signal analysis, IEEE Trans. IT, Vol. 34, 605~612, 1988
- [37] S. Mallat. Multiresolution Approximation and Wavelet Orthonormal Bases of LZ, Trans. On AMS, Vol. 315, 69~87, 1989
- [38] S. Mallat. A Theory for Multiresolution Signal Decomposition:The Wavelet Representation, IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 11(7): 874~893, 1989
- [39] J. Kovacevic, M. Vetterli. Perfect reconstrunction filter banla with rational sampling factors, IEEETrans. SP, 41(6): 1269~1273, 1995
- [40] C. K. Chuff, J. Z. Wang. A general framework of compactly supported splines and wavelets, CAT Report 219, Texas A&M University, College Station, 1990
- [41] R. R. Coifman, M. V Wickerhauser. Entropy-based algorithms for best basis section, IEEE Trans. on Information Theory, 38(3):713~718, 1992
- [42] D. L. Donoho. De-noising by soft-thresholding, IEEE Trans. IT, 41(3): 613~627, 1995
- [43] 唐张, 刘庆普, 胡留军. 地震信号去噪的小波方法研究. 哈尔滨工程大学学报. 2002, Vol. 23 (4): 86~90
- [44] Special Section on Fractals in Electrical Engineering, Proc. IEEE, 81(10), 1993
- [45] 龙瑞麟, 高维小波分析. 世界图书出版公司, 1995
- [46] A. Grossmann, RICronl Martione, J. Morlet. Reading and understanding continuous wavelet transforms, In: Wavelets, Time-Frequency Methods and Phase Space, 1st Int. Wavelets Conf., Marseille, 2~20, 1989
- [47] J. L. Larsonneur, J. Morlet. Wavelets and seismic interpretation, In: Wavelets,

- Time-Frequency Methods and Phase Space, 1st Int. Wavelets Conf., Marseille, 126~141, 1989
- [48] A. Chakraborty, O. David. Application of wavelet transform to seismic data, 64th SEG meeting, American, Expanded Abstracts, 725~728, 1994
- [49] A. Chakraborty, D. Okaya. Frequency-time decomposition of seismic data using wavelet-based methods, *Geophysics*, 47(2):203~221, 1995
- [50] 胡吕华, 李国华, 刘涛, 周志杰. 基于 Matlab 6.X 的系统分析与设计—小波分析, 西安电子科技大学出版社, 2004
- [51] 吴爱弟, 牟永光. 地震数据的小波包压缩方法, *石油大学学报*, 20(6), 1996
- [52] 徐伯勋, 白旭滨, 于常青. 信号处理及应用, 地质出版社, 1997
- [53] Goupillaud, A. Grossmann, J. Morlet. Cycle-octave and related transforms in seismic signal analysis, *Geoexploration*, 23:85~102, 1984
- [54] S. Mallat, Sifen Zheng. Characterization of Signals from Multiscale Edges, *IEEE Trans. on PAMI* 1992, 14(7):710~732
- [55] 王勇, 卞军, 张奎凤. 基于小波变换的地震信号降噪处理, *石油物探*, 37(3): 72~76, 1998
- [56] 孟昭波, 杨丽华. 地震资料的小波压缩, *石油地球物理勘探*, 30, 增刊, 1995
- [57] 吕瑞兰, 吴铁军, 于玲. 采用不同小波母函数的阈值去噪方法性能分析, *光谱学与光谱分析*, 2004, 124(17):826~829
- [58] 李世雄. 一维波动方程的奇性反演与小波, *地球物理学报*, 38. 1995
- [59] 薛健, 袁忠宗. 离散拟正交 Gabor 展开. *电子学报*, 1997, 25(4):68~71

## 附录

本文应用的 Matlab 离散小波分解与重构函数:

### (1) 一层一维小波分解函数 `dwt()`

`[cA, cD]=dwt(X, 'wavename')`

计算向量  $X$  的一层一维小波分解。其中: `wavename` 表示指定小波名称, `cA` 表示近似小波系数向量, `cD` 表示细节小波系数向量。

`[cA, cD]=dwt(X, Lo_D, Hi_D)`

以给的滤波器计算一层一维小波分解。其中: `Lo_D` 表示分解低通滤波器, `Hi_D` 表示分解高通滤波器, 两者长度一样。若滤波器长度为  $L_f$ ,  $X$  长度为  $L_x$ , 则  $\text{length}(cA)=\text{length}(cD)=\text{floor}((L_x+L_f-1)/2)$ 。

### (2) 多层一维小波分解函数: `wavedec()`

`[C, L]=wavedec(X, N, 'wavename')` 用指定小波计算信号  $X$  的  $N$  层一维小波分解。 $N$  必须是严格的正整数。输出结构中包括小波分解向量  $C$  和标记向量  $L$ , 其中:

$C=[\text{近似系数 } a(N) \mid \text{细节系数 } d(N) \mid \dots \mid \text{细节系数 } d(1)]$ ;

$L(1)=\text{近似系数 } a(N)\text{ 的长度}$ ;

$L(i)=\text{细节系数 } d(N-i+2)\text{ 的长度}, i=2, \dots, N+1$ ;

$L(N+2)=\text{length}(X)$ 。

`[C, L]=wavedec(X, N, Lo_D, Hi_D)` 以给的滤波器计算  $N$  层一维小波分解。其中: `Lo_D` 表示分解低通滤波器, `Hi_D` 表示分解高通滤波器。

(3) 设置离散小波和小波变换信号或图像扩展模式: `dwtmode()`, 扩展模式表示处理分析边界变行问题的小同方法。

`dwtmode` 或 `dwtmode('status')` 显示当前扩展模式;

`dwtmode('zpd')` 设置 DWT 模式为补 0 模式(缺省模式);

`dwtmode('sym')` 设置 DWT 模式为对称化(边界值复制);

`dwtmode('spd')` 设置 DWT 模式为平滑增加(边缘外推补充)。

### (4) 单层一维逆离散小波变换函数: `idwt()`

`X=idwt(cA, cD, 'wavename')` 用指定的小波, 根据近似与细节系数, 重构近似系数向量  $X$ ;

`X=idwt(cA, cD, Lo_R, Hi_R)` 用指定的滤波器重构  $X$ , `Lo_R` 重构低通滤波器, `Hi_R`

重构高通滤波器，两者必须大小一致，如果  $L_a = \text{length}(cA) = \text{length}(cD)$ ， $L_f$  为滤波器长度，则  $\text{length}(X) = 2 * L_a + L_f + 2$ 。

(5) 多层一维小波重构函数：waverec()

$X = \text{waverec}(C, L, 'wavename')$  ;

$X = \text{waverec}(C, L, Lo\_R, Hi\_R)$ 。

(6) 求取近似系数函数：appcoef()

$A = \text{appcoef}(C, L, 'wavename', N)$  用小波分解结构(C,L)计算 N 层上一维近似系数，N 必须为正整数，且大于等于 0，小于等于  $\text{length}(L)-2$ ；

$A = \text{appcoef}(C, L, 'wavename')$  计算  $\text{length}(L)-2$  层上近似系数；

$A = \text{appcoef}(C, L, Lo\_R, Hi\_R)$  用指定的重构滤波器，计算  $\text{length}(L)-2$  层上的近似系数；

$A = \text{appcoef}(C, L, Lo\_R, Hi\_R, N)$ 。

(7) 求取细节系数函数：detcoef()

用法与求取近似系数函数一样。

(8) 从小波系数重构信号单个分支函数：wrcoef(), 其用法为：

$X = \text{wrcoef}('type', C, L, 'wavename', N)$  在 N 层根据一维小波分解结构[C,L]计算重构系数向量。参数 'type' = 'a' 表示重构近似系数，'type' = 'd' 表示重构细节系数。'type' = 'a' 时 N 可为 0，否则 N 必须为正整数，N 小于等于  $\text{length}(L)-2$ 。

$X = \text{wrcoef}('type', C, L, Lo\_R, Hi\_R, N)$ 。