

基于多小波自适应阈值的
地震图像去噪方法

戴庆卢 杨栗磊
(大庆石油学院计算机与信息技术学院,大庆 163318)

摘要 结合地震图像噪声的特点,利用多尺度小波变换的优点,提出一种新的自适应小波阈值去噪算法。该算法根据小波变换各子层系数矩阵,确定各子层的自适应最优阈值,对于高频子带采用硬阈值化去噪,低频子带采用中值阈值化去噪,并去噪后重构小波系数。实验结果表明,该方法能够去除大部分高频随机噪声,并还原相干切片图像真实效果,提高了地震资料的信噪比。

关键词 多小波变换 阈值 中值滤波 随机噪声

中图法分类号 TP391.41; **文献标志码** A

地震信号噪声处理是地震勘探所要解决的一项主要任务,提高地震信号信噪比也相应显得尤为重要。地震信号噪声主要由随机噪声组成^[1]。随机噪声通常由各种不可预知的因素综合作用而成,没有统一的规律,它在地震图像上随机分布。地震信号属于一种非平稳信号,这些随机噪声恶化了图像质量,甚至淹没特征,使得图像失去了存储信息的本质意义。对图像进行降噪处理,是正确识别图像信息的必要保证。而用小波变换的方法处理非平稳信号已在各个工程领域得到了广泛的应用^[2]。

小波变换能将地震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频率上的信息。有效信号和随机噪声在不同尺度上进行小波分解时存在着不同的传递特性和表现特征:当变换尺度最小时,模极大值几乎完全由噪声所控制;当变换尺度达到最大时,模极大值几乎完全由信号所控制。因此,小波变换下信号与噪声奇异性截然不同的表现为区分信号和噪声提供了条件^[3]。

1 传统小波阈值去噪的方法

1.1 小波分析原理

把图像进行一次小波变换后,可以得到一系列不同分辨率的子图,即得到4个不同频率特性和方向特性子图。对分解后的低频子图再进行二次小波多尺度分解后的结果如图1所示。小波分析具有局部分析与细化的能力,能将信号或图像分解成多种尺度成份,进而可以采用相应粗细的时域或空域取样步长,对高频信号细处理,对低频信号粗处理。与传统的信号分析技术相比,小波分析能在没有明显损失的情况下,对图像进行去噪^[4]。

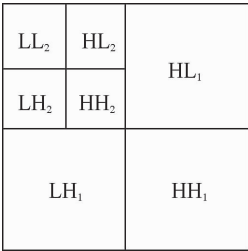


图1 二级二维小波变换塔式结构图

1.2 传统小波阈值去噪方法

图像经过小波变换后,能量主要集中在最低分

分辨率子带图像上,而图像的加性随机噪声经过小波变换后,能量则分散在各个高分辨率子带图像上。因此,Donoho 等人提出的小波变换阈值去噪法又称小波收缩 (Wavelet Shrinkage)^[5]。即设定一个阈值,将绝对值小于阈值的小波系数当作噪声去除,从而达到去噪的效果。

设某信号为

$$d(k) = s(k) + n(k) \quad (k = 1 \sim N)。$$

式中 $s(k)$ 为有效信号; $n(k)$ 为随机噪声。

Donoho 小波去噪方法为:将图像利用小波变换进行多级分解后,保留低频系数不变,选取一个全局阈值 T ,应用硬阈值法或软阈值法作用于各级高频子带,得到修正后的小波系数矩阵 W_T ,最后进行小波反变换,重构信号得到去噪后的图像。

(a) 硬阈值法

$$W_T = \begin{cases} W, & |W| \geq T \\ 0, & |W| < T \end{cases} \quad (1.1)$$

(b) 软阈值法

$$W_T = \begin{cases} \text{sign}(W)(|W| - T), & |W| \geq T \\ 0, & |W| < T \end{cases} \quad (1.2)$$

其中 $\text{sign}()$ 是符号函数。 W 小波分解后的小波系数矩阵,对绝对值小于阈值的小波系数置 0,而对大于阈值 T 的小波系数用 T 来进行缩减处理。

$$T = \sigma \sqrt{2\ln(N)} \quad (1.3)$$

式(1.3)中: N 为信号长度, σ 为信号标准方差, T 为估计的阈值水平。实际中噪声强度是未知的,尺度估计为

$$\sigma = MAD/0.6745 \quad (1.4)$$

式(1.4)中 MAD 是 HH 子带小波系数幅度的中值。阈值选定后,Donoho 采用的是软阈值处理。然而,实际上往往取硬阈值处理效果更好,更能保持好图像细节^[6]。

Donoho 阈值小波去噪法虽然能得到原始图像的近似最优估计,且去噪图像较光滑,但是该方法确定的阈值具有单一性,去噪后的二维地震图像会出现振铃、伪吉布斯、边缘模糊等视觉失真现象。因此本文针对地震图像随机噪声主要分部在高频

子带的特性,采用下面的自适应阈值去噪方法还原地震图像信息。

2 基于自适应阈值的小波去噪方法

2.1 自适应阈值的选取方法

常规小波阈值去噪处理方法可以有效地去除地震信号中部分随机噪声,但未能充分利用地震信号的特点进行去噪。本文提出一种自适应阈值的小波去噪方法,它将运用于全局的单一阈值替换成适合于各个尺度级的不同的阈值,它们根据所在尺度的不同可以随时变化。即

(a) 依据公式(1.4)计算全局标准方差 $\hat{\delta}$ 。

(b) 计算每一级尺度参数 λ 。

$$\lambda = \sqrt{2\ln(L_i)/2^i} \quad (2.1)$$

式(2.1)中 $i = 1 \sim J$, L_i 为 i 级子带长度, J 是分解的总层数。随着 i 的改变,每一级的尺度参数会自适应改变。

(c) 依据 1 到 J 层的高频系数计算局部方差,式中 $k = 1 \sim J$ 。

$$\hat{\delta}_h = MAD_h/0.6745 \quad (2.2)$$

(d) 计算自适应阈值 T :

$$T = \frac{(\bar{\delta} + \hat{\delta}_k)\lambda}{2} \quad (2.3)$$

公式(2.3)与式(1.3)相比,后者的阈值往往偏大,易造成图像的细节损失,而前者更重视每一级的最优阈值,避免了全局阈值的单一性,提高了阈值选取的准确度。

2.2 基于小波的中值阈值化方法

采用软阈值化方法时,虽然保持连续、无断点,不会发生奇变,但是它对绝对值大于阈值 T 的小波系数用 T 来缩减时,使图像失真;而采用硬阈值化方法时,在跳跃点处产生奇变,在图像上引起高频变化,其优点是对绝对值大于阈值 T 的小波系数,保留的小波系数与原始系数相同,使图像保真。本文进而又提出了一种新的阈值化方法即中值阈值化方法,它弥补了传统的软阈值化和硬阈值化方法的不足,中值阈值化方法在降噪的同时又能很好的

保持信息的真实性和连续性。

根据阈值提取噪声点,以每一噪声点为中心点构造一个 3×3 邻域模板,使用中值滤波器 $\hat{f}(x,y) = median\{g(s,t)\}$,进行降噪处理。也就是说,这 9 个邻域像素值按从小到大的顺序排序,确定出中值即第 5 个值,并将中值赋予该像素点。例如,在一个 3×3 的邻域内有一系列像素值 (10, 20, 20, 20, 15, 20, 20, 25, 100),对这些值排序后为 (10, 15, 20, 20, 20, 20, 20, 25, 100),那么其中值就是 20。这样中值滤波器的主要功能是使拥有不同灰度的点看起来更接近于它的邻近值,从而使图像保持了很好的连续性。

2.3 自适应阈值的小波去噪方法

在实际使用过程中地震信号的有效反射波一般频率较低,而随机噪声通常在高频部分能量较强,在对地震信号进行小波变换时,一般认为在尺度 1 上分布的信息主要是有效信息,但实际上其中往往还含有部分随机噪声。改进方法是对尺度 1 上再进行多次小波变换。具体步骤如下:

(1) 对地震图像进行小波变换,对尺度 1 上小波系数再进行多个尺度的小波变换,当 HH_i 的小波系数完全被噪声控制时,得到各子层系数矩阵 W_i , $i = 1 \sim J$, J 是分解的总层数;

(2) 根据 2.1 的自适应阈值选取方法提取每一层的最优阈值 T_i ;

(3) 阈值优化

硬阈值方法可以很好保留图像边缘等局部特征;而中值阈值方法的处理结果相对比较连续。由于地震图像中对断层的提取需要其边缘的连续及完整性。因此,依据小波分解后噪声分布的特点,对不同的子层选择不同的阈值优化方法。

(a) 随机噪声主要存在于高频区域,故对 HH_i、HL_i、LH_i 高频子带采用硬阈值化的去噪方式,即将小于此层阈值的小波系数置为 0,大于此层阈值的小波系数保持不变;

(b) LL_i 低频子带主要以有效信息为主,故采用上面 2.2 的中值阈值化去噪方法。最终得到修正后的小波系数矩阵 W'_i ;

(4) 对去噪后的系数矩阵 W'_i 进行重构,进而得到去噪后的地震图像。

3 实验结果对比

使用地震资料解释系统中的相干切片图像在 MATLAB 中进行测试,图 2 分别给出了相干切片图像原图和经过各种去噪方法去噪后的效果图。

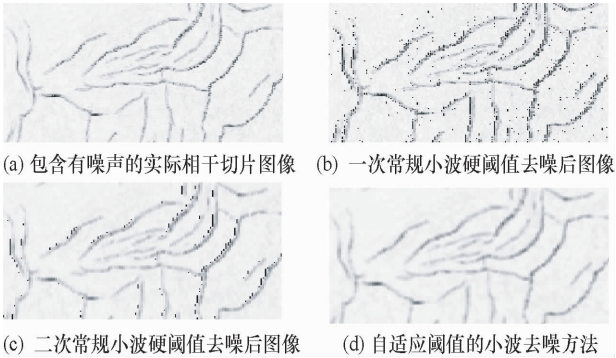


图2 常规小波去噪方法与自适应阈值的小波去噪方法对比效果图

原始相干切片图像的信噪比 $SNR = 9.2365$ dB,表 1 分别列出经过各种去噪方法去噪后的图像信噪比、信噪比的提高度以及信号能量保持百分比数据。

表1 经过各种去噪后图像信噪比和信号能量保持百分数

数据参数	一次常规小波硬 阈值去噪后图像	二次常规小波硬 阈值去噪后图像	自适应阈值的 小波去噪方法
信噪比	12.325 8	17.763 2	24.668 4
信噪比的提高	3.089 3	8.526 7	15.431 9
能量保持	86.14%	82.59%	79.68%

从上面的效果图 1 和参数表 1 可以看出,图 2(b) 是进行一次小波分解后用常规硬阈值方法去噪后的图像,信噪比和清晰度得到了一定的提高,但出现大量振铃,并且高频信息丢失;图 2(c) 是进行二次小波分解后用常规硬阈值去噪方法处理后的图像,信噪比得到了很大的提高并且图像噪声得到抑制,但是还有少量的信息丢失;运用自适应阈值的小波去噪方法处理后的图像如图 2(d),信噪比

提高 15.431 9 dB,信噪比的提高更加明显,信号能量的损失比较轻微,基本保持在 79% 左右,并较好地保持了能量关系,在去噪声同时又很好的保持了图像的连续性。

4 结束语

本文利用有效信号和噪声在小波变换下奇异性有截然不同的表现来确定阈值,并根据噪声在不同子带的分布特点采用不同的阈值化方法。经过在 MATLAB 中进行测试和对实际地震资料进行处理,结果表明使用本文方法可以有效地保留相干切片图像的有效信号,抑制了噪声,并较好的还原了图像信息,为地震资料的下一步处理提供了准确的数据资源。

参 考 文 献

1 西 文,苏明军,朱文春,等. 基于小波变换的地震相干算法及应用. 石油物探,2003;41(3):334—338

2 Feris R S, Gemmell J, Toya-ma K, *et al.* , Hierarchical wavelet networks for facial feature localization. Fifth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, Washinton D. C, 2005

3 陈善学,郑建宏. 由小波变换模极大值实现信号重构. 重庆邮电学院学报(自然科学版), 2007; (2): 12—15

4 谢荣生,李汉杰,孙 枫,等. 基于多小波噪声方差阈值的信号滤波方法. 哈尔滨工程大学学报, 2002; 23(2): 51—54

5 Donoho D L, Johnstone I M. Wavelet shrinkage: asymptopia. J R Stat Soc B, 1995; 57: 301—369

6 林樾渺,宋国乡,薛 文. 图像的几种小波去噪方法的比较与改进. 西安电子科技大学学报(自然科学版), 2006; 31(4): 627—628

Based on Many Wavelet Adaptive Threshold
Image Denoising Method of Earthquake

DAI Qing, LU Yang, LI Lei

(College of Computer and Information Technology, Daqing Petroleum Institute, Daqing 163318, P. R. China)

[Abstract] Combined with the characteristics of seismic image noise, using multi-scale wavelet transform, a new adaptive wavelet threshold denoising algorithm is presented. This algorithm based on wavelet transform each layer, the coefficient matrix of the layer of adaptive optimal threshold, for high frequency sub-band adopts hard threshold denoising, low-frequency subband using threshold value denoising, after denoising and reconstruct wavelet coefficients. Experimental results show that this method can remove most random noise, and reductive real effect for coherent slices image, improve the signal-to-noise ratio.

[Key words] many wavelet transform threshold median filtering random noise