

doi: 10. 11720/wtyht. 2023. 2630

王金刚, 安勇, 徐振旺. 基于 Shearlet 变换的非局部均值地震噪声压制[J]. 物探与化探, 2023, 47(1): 199–207. [http://doi.org/10. 11720/wtyht. 2023. 2630](http://doi.org/10.11720/wtyht.2023.2630)

Wang J G, An Y, Xu Z W. Seismic noise suppression using non-local means algorithm based on the Shearlet transform[J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2023, 47(1): 199–207. [http://doi.org/10. 11720/wtyht. 2023. 2630](http://doi.org/10.11720/wtyht.2023.2630)

# 基于 Shearlet 变换的非局部均值地震噪声压制

王金刚<sup>1,2</sup>, 安勇<sup>1,2</sup>, 徐振旺<sup>3</sup>

(1. 中国石油大学(北京) 油气资源与探测国家重点实验室, 北京 102249; 2. 中国石油大学(北京) 地球物理学院, 北京 102200; 3. 中国石油天然气股份有限公司辽河油田分公司 勘探开发研究院, 辽宁 盘锦 124010)

**摘 要:** 在地震勘探中, 由于野外地震数据采集环境及仪器性能本身的限制, 采集到地震信号中不可避免地会混入较强的噪声, 极大影响后续处理、解释工作。而近几年, 多尺度几何分析方法以其独特优势成为压制噪声的研究热点, 本文提出在 Shearlet 域中引入非局部均值算法对地震噪声进行压制, 该算法首先对地震信号进行非下采样 Shearlet 变换, 然后采用非局部均值法对分解后系数子集进一步处理, 并采用 8 个 Sobel 算子近似表示全方向结构, 对权重函数进行改进, 最后对系数进行 Shearlet 反变换, 得到去噪后的地震信号。实验结果表明相比于传统非局部均值法, 该联合算法能有效地压制随机噪声, 同时对弱同相轴具有更好的保护作用, 在地震资料处理中具有良好的实用性。

**关键词:** 随机噪声; Shearlet 变换; Sobel 算子; 非局部均值; 保结构

**中图分类号:** P631.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000–8918(2023)01–0199–09

## 0 引言

随着油气需求的日益增长, 地震勘探逐渐走向深层、复杂构造区域。伴随着大地滤波效应, 地震波能量呈指数衰减, 带来深层有效反射信号弱, 受随机噪声干扰明显的问题。为了提高地震勘探的解释精度, 如何分离信噪、提高分辨率一直以来是众多学者的研究中心<sup>[1]</sup>。针对地震信号去噪, 国内外学者提出了不同的去噪方法, 按处理方法大致可分为两大类: 一类是依据空间域像素特征去噪算法, 包括算术均值滤波、中值滤波、双边滤波等; 另一类是基于变换域去噪算法, 典型代表有傅里叶变换、小波变换、Radon 变换以及多尺度几何分析等。常用的多尺度几何分析方法包括 Curvelet 变换、Contourlet 变换和

Ridgelet 变换, 它们已经被广泛应用在压制地震噪声中, 取得了良好的效果<sup>[2–7]</sup>。

Shearlet 变换是 Guo 等<sup>[8]</sup>根据紧支撑框架构造理论, 结合多尺度分析<sup>[9]</sup>和膨胀仿射系统推导出来的, 它克服了小波变换的局限性, 能够获取信号的内在几何特征。但传统的 Shearlet 变换不具有平移不变性, 导致结果产生伪吉布斯效应。为解决这一问题又发展出非下采样 Shearlet 变换<sup>[10]</sup>, 它取消了传统 Shearlet 变换的下采样, 使其不仅有更好的方向敏感性和最优稀疏表示性能, 还具备平移不变性, 克服了伪吉布斯现象, 推动了多尺度几何分析理论的发展。正是由于它的这些优点, 常用于处理包含纹理、轮廓和边缘信息的图像及地震数据<sup>[11–16]</sup>。刘昕等<sup>[17]</sup>采用非下采样 Shearlet 变换对地震信号进行噪声压制, 结果表明该方法比小波变换的去噪能力更

收稿日期: 2021-12-26; 修回日期: 2022-09-27

基金项目: 国家自然科学基金项目(U1562110); 中国石油物探技术攻关项目(2016–03–02); 辽河油田千万吨稳产关键技术研究与应用项目(2017E–1602)

第一作者: 王金刚(1997–), 男, 硕士研究生, 毕业于中国石油大学(北京)地质资源与地质工程专业, 目前从事地球物理方法技术研究工作。  
Email: wjg4541@stu.ouc.edu.cn

通讯作者: 安勇(1973–), 男, 博士, 副教授, 中国石油大学(北京)硕士生导师。主要从事信号分析、地震资料处理、反演和储层预测等方面的教学和科研工作。Email: yongan@cup.edu.cn

强;王思涛等<sup>[18]</sup>通过将边缘检测算法和 NLM 算法结合,达到保留图像边缘信息的目的;Souidene 等<sup>[19]</sup>根据小波系数服从广义高斯分布,提出了基于广义高斯模型的非局部均值算法,将 NLM 应用小波域,直接对小波系数进行处理,然而这种算法仅适用小波变换一级分解,当分解多层时效果不佳,因而具有局限性。孙思亮等<sup>[20]</sup>将循环平移和块状复数域阈值方法引入到曲波变换阈值去噪,结合快速非局部均值去除地震随机噪声,得出信号保真度更高的结论。张小华等<sup>[21]</sup>和李民等<sup>[22]</sup>引入广义高斯模型重新设定非局部均值参数,并采用 PCA 降维提高运算效率和像素点估计准确度。许志良等<sup>[23]</sup>先利用贝叶斯最小二乘估计对剪切系数自适应收缩去噪,再用非局域自相似模型进一步处理,实验结果保留了边缘特征并克服收缩引起的 Gibbs 伪影问题。

正是由于 Shearlet 变换在高维空间较小波变换具有更好的稀疏表示,且 Shearlet 系数也服从广义高斯分布,因此,本文提出了基于 Shearlet 变换的非局部均值地震噪声压制方法。该方法通过结合像素邻域和变换域两类滤波算法,根据 Shearlet 变换之后的细节参数近似为广义高斯分布的特点,对 Shearlet 域中的系数利用 NLM 算法进行去噪,并采用不同方向的空间结构算子以凸显与其方向一致信号,最后经过反变换得到去噪之后的地震数据。本文通过合成地震记录以及野外实际地震数据处理试验,分析验证了该去噪方法正确性和实用性。

## 1 方法原理

### 1.1 非下采样 Shearlet 变换 (NSST)

Shearlet 变换<sup>[24]</sup>是在合成小波理论基础上,结合仿射系统和多尺度几何分析,形成的一种多尺度几何分析工具。通过对基函数的缩放、剪切和平移等仿射变换来生成具有不同特征的剪切函数。

一般定义二维空间下的 Shearlet 变换(或称为剪切变换)为:

$$SH_{\psi}f(a, s, t) = \langle f, \psi_{a, s, t} \rangle, \quad (1)$$

其中,

$$\psi_{a, s, t} = |\det \mathbf{M}_{a, s}|^{-\frac{1}{2}} \psi(\mathbf{M}_{a, s}^{-1} \mathbf{x} - t \mathbf{1}), \quad (2)$$

$$\mathbf{M}_{a, s} = \begin{bmatrix} a & \sqrt{a}s \\ 0 & \sqrt{a} \end{bmatrix} = \mathbf{B}_s \mathbf{A}_s, \mathbf{A}_s = \begin{bmatrix} a & 0 \\ 0 & \sqrt{a} \end{bmatrix}, \mathbf{B}_s = \begin{bmatrix} 1 & s \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (3)$$

式中: $a$  为尺度参数; $s$  为剪切参数; $t$  为平移参数; $\mathbf{A}_s$  为各向异性膨胀矩阵; $\mathbf{B}_s$  为剪切矩阵; $\psi$  为母函数。

Shearlet 反变换表示为:

$$f = \int_{R^2} \int_{-\infty}^{\infty} \int_0^{\infty} \langle f, \psi_{a, s, t} \rangle \psi_{a, s, t} \frac{da}{a^3} ds dt, \quad (4)$$

$$\text{当 } a = 4, b = 1 \text{ 时, } \mathbf{A}_0 = \begin{bmatrix} 4 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}, \mathbf{B}_0 = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}。$$

令  $a = 2^{-j}, s = -l$ , 则有

$$\psi_{j, l, k} = |\det \mathbf{A}_0|^{\frac{j}{2}} \psi(\mathbf{B}_0^l \mathbf{A}_0^j \mathbf{x} - k \mathbf{1}), \quad (5)$$

式中,  $j, l \in \mathbb{Z}, k \in \mathbb{Z}^2$ , 离散化的 Shearlet 变换为:

$$SH_{\psi}(f) = \langle f, \psi_{j, l, k} \rangle, \quad (6)$$

其反变换为:

$$f = \langle f, \psi_{j, l, k} \rangle \psi_{j, l, k}. \quad (7)$$

上述 Shearlet 变换过程首先通过拉普拉斯塔型分解(LP)划分为低频子带和高频子带,其中低频子带是原始数据经过二维低通滤波器,隔行隔列抽样产生,为了获得与原始数据同等大小的低频分量还需进行上采样。原始数据与低频分量之差即为高频子带,再经过方向滤波器组(DFB)分解为多个方向子带,对低频子带重复上述步骤就能实现多尺度多方向分解。但由于(LP)和(DFB)两个阶段都进行了下采样,造成 Shearlet 系数冗余度低,带来混叠效应,即同方向信息出现在不同方向子带中,弱化了方向选择性。非下采样 Shearlet 变换(NSST)是在 Shearlet 变换的基础上进行改进,将非下采样塔式变换和非下采样方向滤波器组结合起来,变换后各尺度上各方向子带的大小都与原图像相同,极大地提高了图像的冗余度,具有完全移位不变的多尺度和多向扩展的特点。

### 1.2 非局部均值算法(NLM)

非局部均值算法<sup>[25-26]</sup>的基本思想是根据图像的自相似性来计算邻域像素的权重。该算法首先需要选取划定两个窗口,分别为相似窗和搜索窗,相似窗被选取用于比较两个像素的相似性,搜索窗被选择用于确定计算相似像素的范围。离散的噪声图像  $u$  的估计值是由中心像素  $i$  与其邻域像素  $j$  加权平均值得到。而两者的相似性权重是由两像素相似窗高斯加权的欧式距离决定,公式如下:

$$u(i) = \sum_{j \in S_i} \frac{1}{Z(i)} e^{-\|y(i) - y(j)\|^2 / h^2} u(j), \quad (8)$$

其中,  $Z(i)$  为归一化系数:

$$Z(i) = \sum_{j \in S_i} e^{-\|y(i) - y(j)\|^2 / h^2}, \quad (9)$$

式中,  $h$  是平滑核宽度参数,控制平均范围; $y(i)$ 、 $y(j)$  表示邻域窗口,  $i, j$  表示邻域窗口中心像素点的位置;  $S_i$  为搜索窗口。

对于核函数的权重选择本文主要考虑各方向特

征信息<sup>[27]</sup>的影响,该算法采用大小为 5×5 的八方向模版,分别与相应的图像数据卷积近似计算。8 个方向分别为 0°、22.5°、45°、67.5°、90°、112.5°、135°和 157.5°。在图 1 给出的模版中,不同位置的权值  $w_{m,n}$  基于下面公式得到。

$$d(m,n) = \sqrt{(i-m)^2 + (j-n)^2} \quad , \quad (10)$$

$$\ln g(m,n) = - \square d(m,n)^2 - u \square \ln 2 \quad , \quad (11)$$

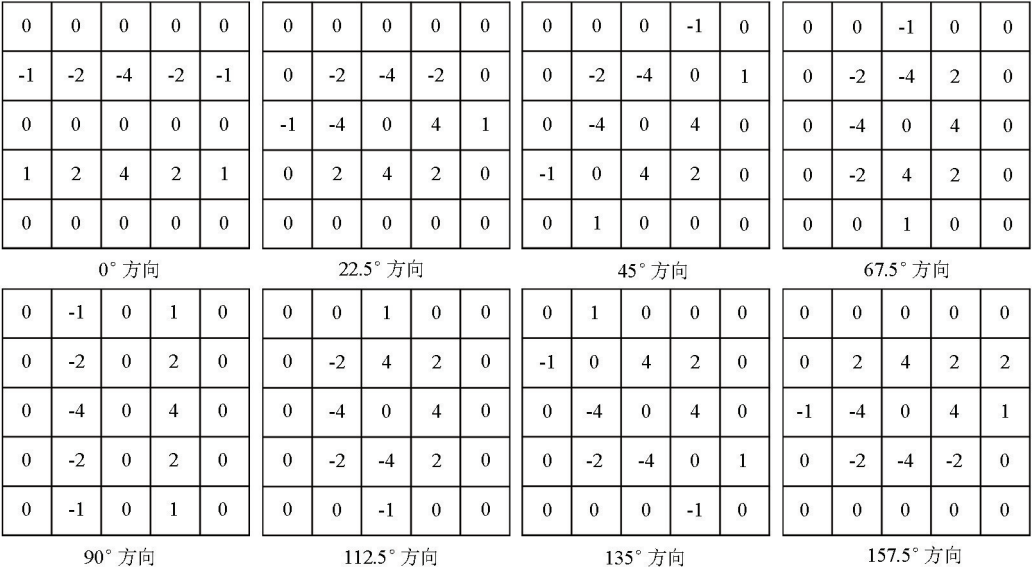


图 1 不同方向的 sobel 算子模版

Fig. 1 Sobel operators templates in different directions

将图 1 中这 8 种方向模板分别与观测图像卷积,则每个像素点对应 8 个卷积的结果,称为匹配度,选取最大匹配度所在方向为该图像块主方向,以该方向的邻域窗来计算两个图像块的相似度。通过改进原有核函数,令新相似度权重表达式为:

$$Z(i) = \sum_{j \in S_i} e^{-\square \|y(i) - y(j) \cdot N(i)\|^2 / h^2} \quad (13)$$

其中  $N(i)$  表示该像素点对方向性匹配度的判断,选择与卷积值最大的点所在模板方向,表示该像素点最可能表示的方向。图中给出了 5×5 大小的方向模版,在实际计算中需要进行扩充,始终与邻域窗口尺寸保持一致。在计算对比度时应加大图像块主导方向上点的计算权重,以更准确地捕获具有相似结构的图像块。同时减小干扰图像块在加权平均计算过程中的权值,更好地保持图像的纹理边缘方向信息。

1.3 算法实现

针对随机噪声的压制,通过系统分析非局部均值去噪算法(NLM)的不足,发现 NLM 算法在处理包含复杂边缘和纹理的数据时容易丢失结构信息。为了解决这个问题,本文提出了基于 Shearlet 域非局部均值的地震信号去噪算法。该算法首先将原始含噪信号进行非下采样 Shearlet 变换得到一系列

$$w(m,n) = [g(m,n)] \quad , \quad (12)$$

其中:  $d_{m,n}$  是坐标  $m,n$  的模版元素到坐标为  $i,j$  模版中心的欧氏距离,  $u$  为调整系数,  $g_{m,n}$  为  $m,n$  处实数权重。

边缘方向上中心点与其邻域内点共同构成图像块的主导方向,保留了图像的结构信息。本文采用方向邻域选择模板,获得当前图像块的主导方向。

Shearlet 子带系数,由于 Shearlet 具备稀疏变换的特点可以将信号多尺度、多方向分解为一系列的数据子集,然后对每个子带估算其所在尺度噪声强度,对子带系数作非局部均值处理,并引入改进的八方向 Sobel 算子来提取更准确的边缘图像,最后进行反变换得到处理结果。

2 理论模型测试

为了验证上述算法的去噪效果,采用了具有典型复杂环境的 Pluto 模型地震数据,该速度模型顶部为海水层,海底地层中包括很多沉积层和多个盐丘。由于盐丘是高速异常体,因此该模型中除了海底强反射界面之外,还含有盐丘顶底对应的强反射界面。本次实验中采用三级 Shearlet 分解,各等级分解分别包括  $n=3,4,4$  个剪切参数,由于每个级别所在子带内包含  $N=2^n$  个方向数,那么在本文中各尺度分别对应 8,16,16 个方向数。图 2 展示了合成原始地震信号的各个尺度下的分解,其中图 2a 为近似剪切系数代表低频成分,不区分方向,图 2b 为第一级细节剪切系数,图 2c 为第二级细节剪切系

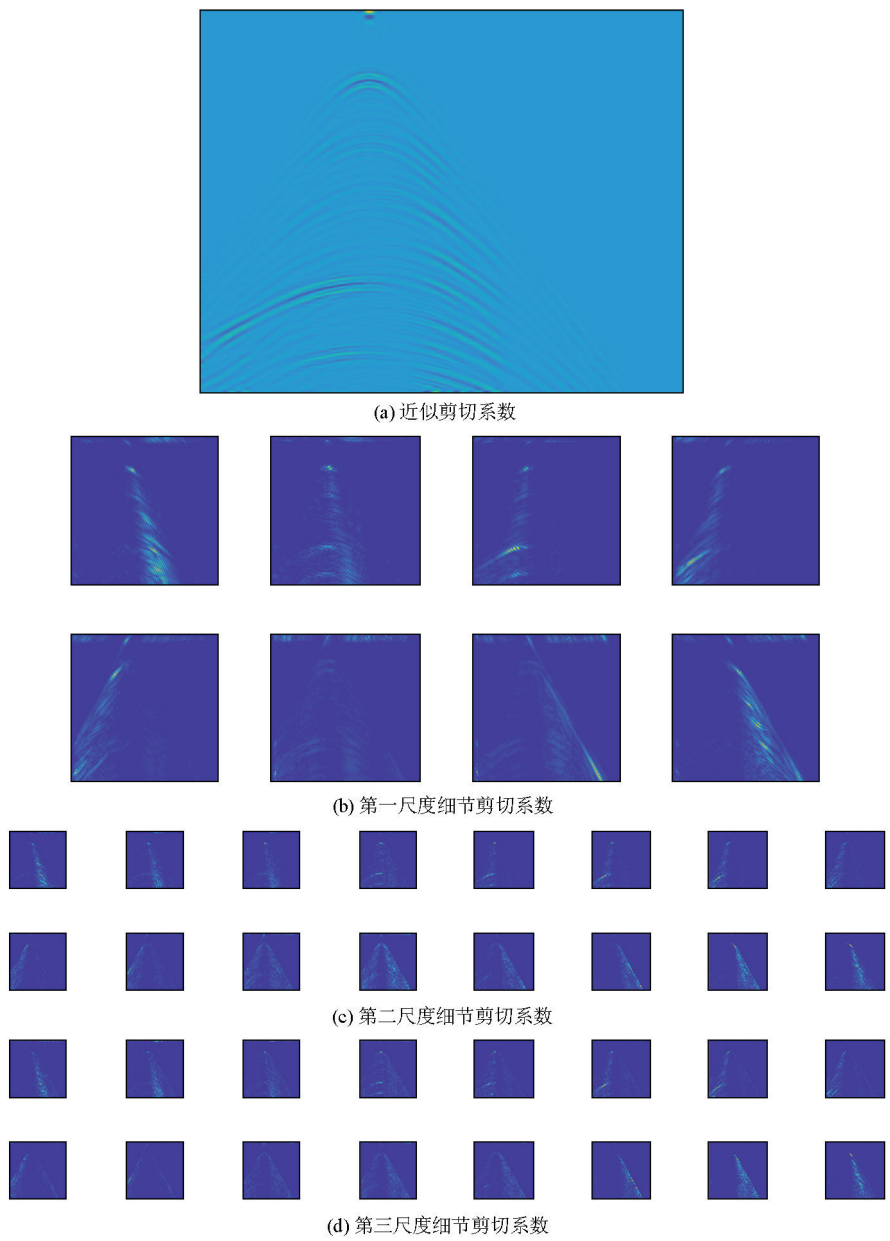


图 2 Shearlet 变换尺度分解示意

Fig. 2 An illustration of Shearlet decomposition

数,图 2d 为第三级细节剪切系数。

2.1 滤波参数的选择

非局部均值算法的滤波参数  $h$  控制着衰减速度,通过调节高斯平滑参数,可以在图像特征的过分模糊和欠平滑之间取得折中,过大的衰减算法会退化为均值滤波,而过小的衰减算法又会没有平滑效果,如图 3 所示。在图 3 中, $\sigma$  表示不同环境下噪声百分比,峰值信噪比随平滑参数的变化是一个倒钟形曲线,可以发现当平滑参数的搜索范围在  $\sigma$  附近时取得较好去噪效果,因而  $h$  参数的选择需要参照图像噪声的标准差。在实际工程应用中,不同等级噪声强度,搜索窗和相似窗的尺寸设置对算法去噪效果有差异。当搜索窗和相似窗口尺寸

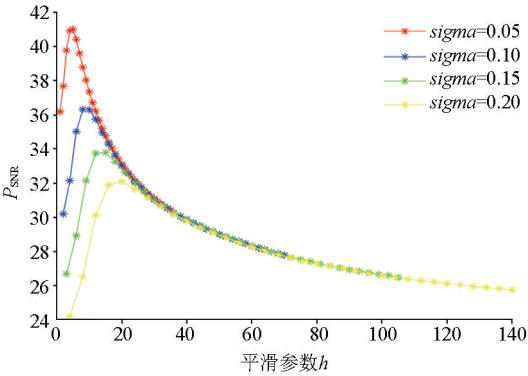


图 3 不同噪声水平下  $P_{SNR}$  随平滑参数变化

Fig. 3 The variation of  $P_{SNR}$  with smoothing parameters under different noise levels

大小固定时,随着噪声强度的增加,图像的信噪比逐渐下降。当图像经过 Shearlet 分解后,各尺度的噪声水平有差异,通常随分解尺度的增加,噪声强度增大。搜索窗和相似窗的尺寸变化与信噪比没有明显的规律,需要手动组合二者的尺寸,并通过峰值信噪比来判断去噪效果。但在实际应用在地震资料处理过程中,首先应该对地震数据有一个整体的认识 and 把握,对于所需要处理的剖面信息,要考虑是否可能包含特殊地质构造特征,例如溶洞、盐丘等异常体,此时的相似窗口的尺寸应该将它们尽量包括进去,这样计算出像素点的相似值较为准确,防止出现波形延拓现象,同时对保持同相轴连续性也有一定的效果。

本文提出的去噪算法采用的邻域窗口为  $7\times 7$ ,搜索窗口为  $21\times 21$ 。为保证有足够多的相似度高的点,邻域窗口选择应遵循一定规律,窗口过小会对连续性较强的部分识别不准确,影响去噪效果;过大会增加算法时间复杂度;搜索窗口同理,选取过小会导致失去地震信号的整体联系,对在小范围内随机变化的点力所不逮,过大则会增加时间成本,因此综合

考虑选择搜索窗口的大小为  $21\times 21$ 。

2.2 模型试算

通过上述参数试验确定了滤波参数的选择范围,然后将本文去噪方法应用到地震模型数据中(图 4),由于非局部均值法的各个参数没有固定的公式或数值定量计算,需要对不同噪声强度下的模型进行分析,本文采用地震处理中常用  $P_{\text{SNR}}$  和  $S_{\text{sim}}$  进行质控评价。对常规 NLM 方法和本文方法采用统一参数,处理效果如图 5、6 所示,常规 NLM 法虽然峰值信噪比较高,但深部结构被完全模糊掉,丢失大量的有效信号(图 5b),而本文处理后将原来淹没在强噪背景下不易观察到的深层同相轴恢复出来,地层信息更加丰富,定量分析结构相似百分比也从 73.5% 提高到 85.5%。

通过对比图 7 中加入噪声前后两种方法的频率波数分布特点,能够发现在图 7d 的红色圈处,本文算法很好地保留了图 7a 中原始信号的特点,而图 7c 中,NLM 算法在对应的标注部分显示严重缺失。通过抽取地震剖面中第 200 道数据局部放大进行对

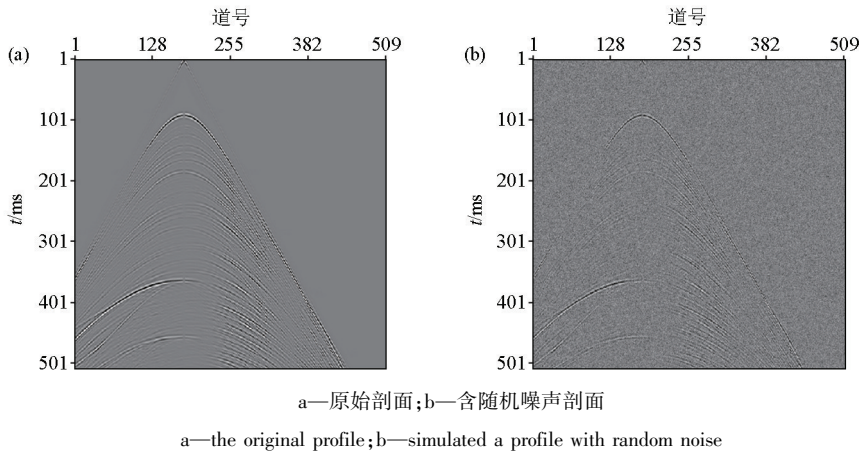


图 4 合成地震记录

Fig. 4 Synthetic seismic record

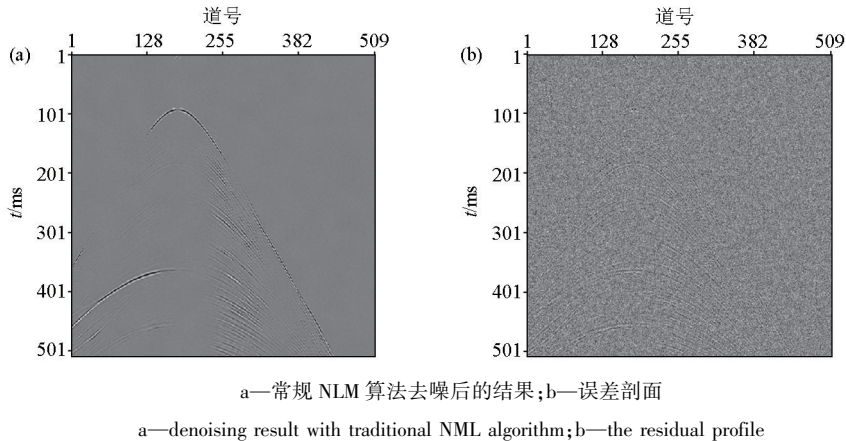
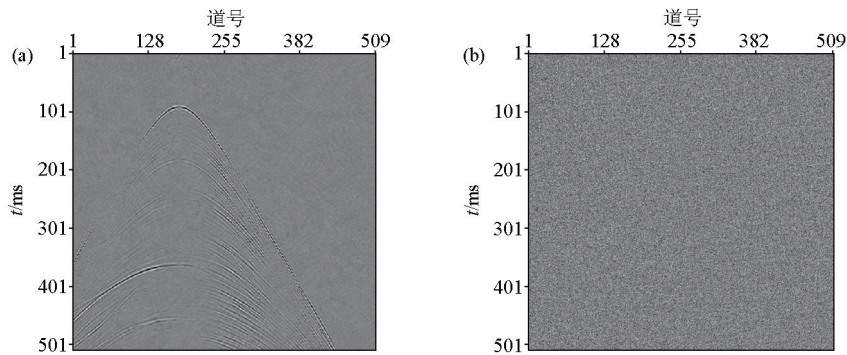


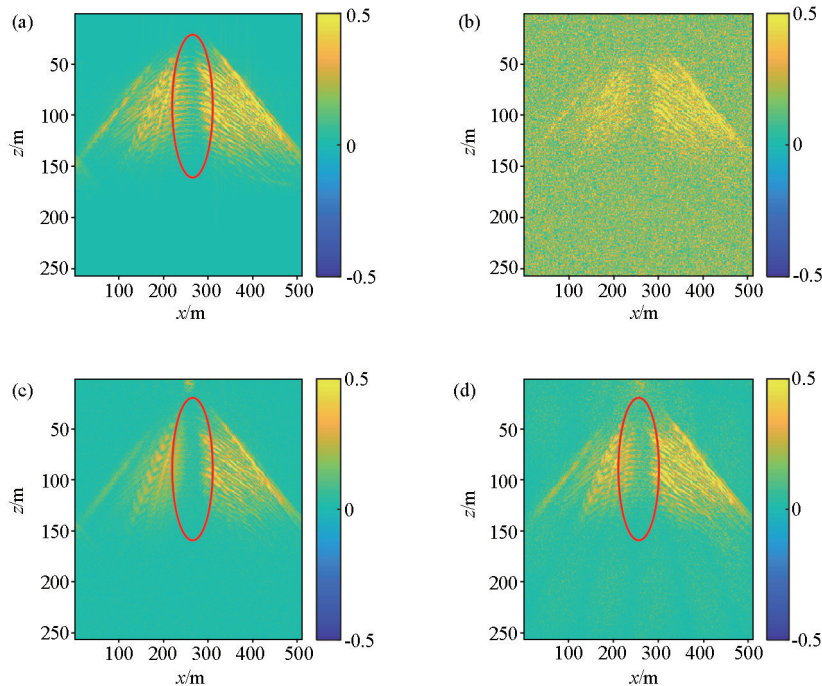
图 5 模型数据处理结果

Fig. 5 The results of model data



a—本文方法去噪后的结果;b—误差剖面  
a—denoising result with the method in this paper;b—the residual profile

图 6 模型数据处理结果  
Fig. 6 The results of medel data



a—原始不含噪数据;b—加入随机噪声后的数据;c—常规 NLM 算法;d—本文算法  
a—raw seismic data;b—simulated a profile with random noise;c—traditional NLM algorithm;d—the algorithm of this paper

图 7  $F$ - $K$  谱分析  
Fig. 7 Frequency-wavenumber spectrum

比分析,如图 8 所示。从单道数据分析中可以看出,由于 Shearlet 变换多尺度、多方向分频的特点,本文算法(红线)对含噪信号的去噪效果更好,更贴近于原始信号的振幅位置,而常规 NLM 算法(绿线)没有对不同频段的信号进行分段分析调整滤波参数,导致振幅强度始终低于原始信号。

图 9 为本文方法滤波前、后数据频谱,由图中可以看出,经过滤波处理后,基本不影响地震数据有效频带宽度,且对 70 Hz 之后的信号起到了明显的压制效果。模型试算说明本文方法在去噪和保护地质信息方面的有效性。

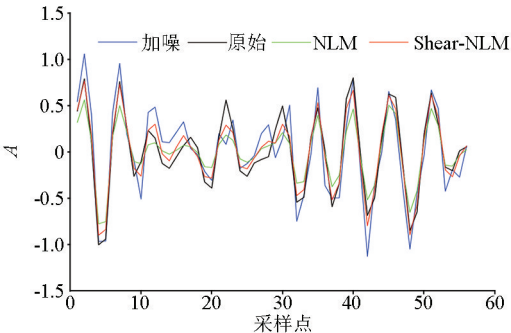


图 8 原始数据和含噪数据以及 2 种去噪方法结果  
单道数据对比显示  
Fig. 8 Original data, noisy data and the results of two  
denoising methods in single trace comparison

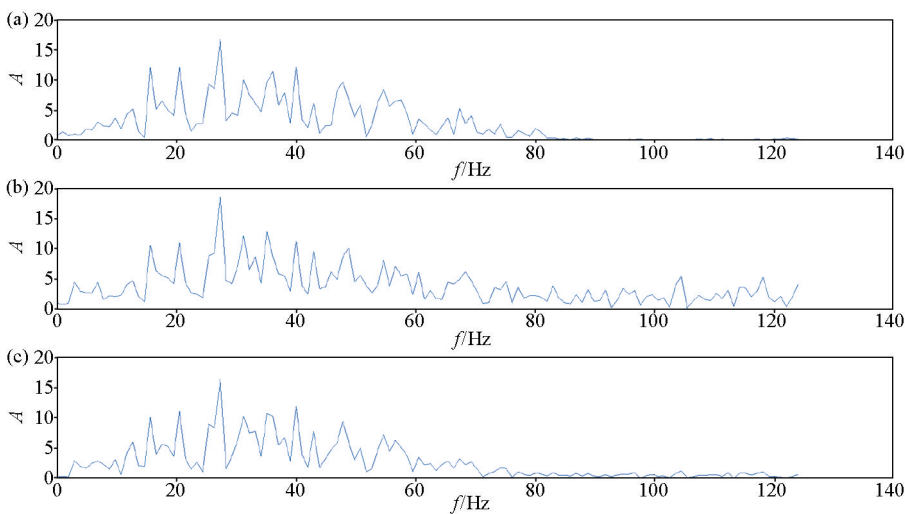


图 9 原始数据频谱 (a)、含噪数据频谱 (b)、本文方法滤波后频谱 (c)

Fig. 9 Original data spectrum, noisy data spectrum and the results of this article spectrum

3 实际资料测试

选取断层较多、结构复杂的实际地震资料,应用本文方法进行去噪处理,如图 10 所示。由图 10 可见,滤波后地震剖面的同相轴更连续、断点更清晰,

断层易于识别,说明本文方法在去噪的同时能有效保护断层等不连续性边界的信息。这也证明了该去噪方法在提高资料信噪比和保持断层等边缘信息方面的有效性和准确性。

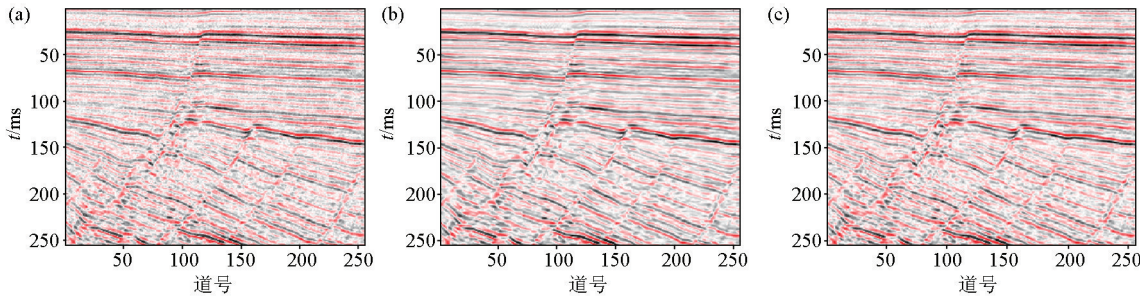


图 10 原始叠后剖面 (a)、传统 NLM 处理 (b)、本文方法处理 (c)

Fig. 10 Original post-stack data (a), traditional NLM method processing (b) and the method in this paper (c)

4 结论

本文提出了一种基于 Shearlet 变换的非局部均值地震噪声压制方法,该方法利用 Shearlet 变换分频的特点对不同尺度的子带调整滤波参数,在利用权重测量邻域相似性时不仅考虑欧氏距离,还通过全方向算子考虑结构信息,克服了传统 NLM 方法容易丢失结构信息的问题。通过模型数据和实际地震资料的处理试验,该方法都具有良好的去噪效果,有效地保护了对地震数据的地质构造信息,对于构造较为复杂的叠前和叠后地震资料具有良好的可行性。

参考文献 (References):

[1] 李庆忠. 走向精确勘探的道路—高分辨率地震勘探系统工程

剖析[M]. 北京:石油工业出版社,1993:1-196.  
Li Q Z. The way to obtain a better resolution in seismic prospecting: A systematical analysis of high resolution seismic exploration [M]. Beijing: Petroleum Industry Press, 1993: 1-196.  
[2] 曹思远,袁殿. 高分辨率地震资料处理技术综述[J]. 新疆石油地质, 2016, 37(1): 112-119.  
Cao S Y, Yuan D. A review of high-resolution seismic data processing approaches[J]. Xinjiang Petroleum Geology, 2016, 37(1): 112-119.  
[3] 刘洋,李承楚. 地震资料信噪比估计的几种方法[J]. 石油地球物理勘探, 1997, 32(2): 257-262.  
Liu Y, Li C C. Some methods for estimating the signal /noise ratio of seismic data[J]. OGP, 1997, 32(2): 257-262.  
[4] 蔡斌. 非局部均值去噪算法研究[D]. 合肥:中国科学技术大学, 2015.  
Cai B. The research of non-local means denosing algorithm [D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2015.  
[5] 王银杰. 基于非局部均值滤波的图像去噪算法[D]. 哈尔滨:

- 哈尔滨理工大学,2019.
- Wang Y J. The study of image denoising methods based on the non-local means [D]. Harbin: Harbin University of Science and Technology, 2019.
- [6] 张丽果. 快速非局部均值滤波图像去噪 [J]. 信号处理, 2013, 29(8): 1043-1049.
- Zhang L G. Fast non-local mean for image denoising [J]. Journal of Signal Processing, 2013, 29(8): 1043-1049.
- [7] 赵庆平, 陈得宝, 姜恩华, 等. 一种改进权重的非局部均值图像去噪算法 [J]. 电子测量与仪器学报, 2014, 28(3): 334-339.
- Zhao Q P, Chen D B, Jiang E H, et al. Improved weighted non-local mean algorithm filter for image denoising [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2014, 28(3): 334-339.
- [8] Guo K, Labate D, Lim W Q. Wavelets with composite dilations [J]. Electronic Research Society, 2004, 10(9): 78-87.
- [9] Han B, Kutyniok G, Shen Z. Adaptive multiresolution analysis structures and shearlet systems [J]. SIAM Journal on Numerical Analysis, 2011, 49: 1921-1946.
- [10] Liang X Q, Li Y, Zhang C. Noise suppression for microseismic data by non-subsampled shearlet transform based on singular value decomposition [J]. Geophysical Prospecting, 2018, 66(5): 894-903.
- [11] 郭一民. 基于非下采样 Shearlet 变换的图像去噪算法研究 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2013.
- Guo Y M. Image noise reduction based on non-subsampled shearlet transform [D]. Xi'an: Xidian University, 2013.
- [12] 郭爱华, 路鹏飞, 余波, 等. 利用 Shearlet 变换提高叠后地震资料分辨率 [J]. 石油地球物理勘探, 2021, 56(5): 992-1000.
- Guo A H, Lu P F, Yu B, et al. Improving post-stack seismic data resolution based on Shearlet transform [J]. Oil Geophysical Prospecting, 2021, 56(5): 992-1000.
- [13] 程浩, 王德利, 王恩德, 等. 尺度自适应三维 Shearlet 变换地震随机噪声压制 [J]. 石油地球物理勘探, 2019, 54(5): 970-978.
- Cheng H, Wang D L, Wang E D, et al. Seismic random noise suppression based on scale adaptive 3D-Shearlet transform [J]. Oil Geophysical Prospecting, 2019, 54(5): 970-978.
- [14] 童思友, 高航, 刘锐, 等. 基于 Shearlet 变换的自适应地震资料随机噪声压制 [J]. 石油地球物理勘探, 2019, 54(4): 744-750.
- Tong S Y, Gao H, Liu R, et al. Seismic random noise adaptive suppression based on the Shearlet transform [J]. Oil Geophysical Prospecting, 2019, 54(4): 744-750.
- [15] 蒋小忠. 基于联合双变量收缩 Shearlet 变换的微地震勘探噪声压制算法 [D]. 长春: 吉林大学, 2018.
- Jiang X Z. Denoising algorithm for microseismic exploration based on joint Bivariate Shrinkage in Shearlet Transform [D]. Changchun: Jilin University, 2018.
- [16] 冯岩, 薛瑞. 剪切波理论及其应用研究进展 [J]. 信阳师范学院学报: 自然科学版, 2014, 27(3): 463-468.
- Feng Y, Xue R. Advances in theory and application of Shearlets [J]. Journal of Xinyang Normal University: Natural Science Edition, 2014, 27(3): 463-468.
- [17] 刘昕, 陈祖斌, 王东鹤, 等. 基于非下采样 shearlet 变换的微地震随机噪声压制 [J]. 煤炭技术, 2016, 35(1): 128-129.
- Liu X, Chen Z B, Wang D H, et al. Microseismic random noise attenuation based on non-subsampled shearlet transform [J]. Coal Technology, 2016, 35(1): 128-129.
- [18] 王思涛, 金聪. 基于边缘提取的非局部均值图像去噪 [J]. 电子测量技术, 2018, 41(11): 99-102.
- Wang S T, Jin C. Non-local mean image denoising based on edge extraction [J]. Electronic Measurement Technology, 2018, 41(11): 99-102.
- [19] Soudene W, Beghdadi A, Abed-Meraim K. Image denoising in the transformed domain using non local neighborhoods [C]//New York: 2006 IEEE International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing Proceedings, IEEE, 2006.
- [20] 孙思亮, 刘怀山. 基于曲波变换和快速非局部均值的地震数据随机噪声压制 [J]. 工程地球物理学报, 2021, 18(2): 153-161.
- Sun S L, Liu H S. Suppressing seismic random noise based on curvelet transform and fast non-local mean [J]. Chinese Journal of Engineering Geophysics, 2021, 18(2): 153-161.
- [21] 张小华, 张强. Shearlet 域非局部均值图像去噪 [J]. 新型工业化, 2011, 1(3): 63-71.
- Zhang X H, Zhang Q. Image denoising with non-local means in the shearlet domain [J]. The Journal of New Industrialization, 2011, 1(3): 63-71.
- [22] 李民, 周亚同, 李梦瑶, 等. Shearlet 域基于非局部均值的地震信号去噪 [J]. 重庆大学学报, 2021, 44(11): 101-114.
- Li M, Zhou Y T, Li M Y, et al. Denoising of seismic signals based on non-local mean in Shearlet domain [J]. Journal of Chongqing University, 2021, 44(11): 101-114.
- [23] 许志良, 邓承志. 基于非局部自相似的 Shearlet 自适应收缩图像去噪 [J]. 计算机应用, 2015, 35(1): 235-238.
- Xu Z L, Deng C Z. Image denoising based on nonlocal self-similarity and Shearlet adaptive shrinkage model [J]. Journal of Computer Applications, 2015, 35(1): 235-238.
- [24] Guo K H, Labate D. Optimally sparse multidimensional representation using shearlets [J]. SIAM Journal on Mathematical Analysis, 2007, 39(1): 298-318.
- [25] Easley G, Labate D, Lim W. Sparse directional image representations using the discrete shearlet transform [J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2008, 25: 25-46.
- [26] Tasdizen T. Principal neighborhood dictionaries for nonlocal means image denoising [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2009, 18(12): 2649-2660.
- [27] 李岳松. 基于方向特征的图像去噪算法研究 [D]. 西安: 西安理工大学, 2020.
- Li Y S. Research on image denoising algorithm based on direction feature [D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2020.

Seismic noise suppression using non-local means algorithm based on the Shearlet transform

WANG Jin-Gang<sup>1,2</sup>, AN Yong<sup>1,2</sup>, XU Zhen-Wang<sup>3</sup>

( 1. State Key Laboratory of Petroleum Resource and Prospecting, China University of Petroleum, Beijing 102249, China; 2. College of Geophysics, China University of Petroleum, Beijing 102200, China; 3. Research Institute of Petroleum Exploration and Development, Liaohe Oilfield Company, PetroChina, Panjin 124010, China )

**Abstract:** Owing to the limitations of both the field environment for seismic data acquisition and the performance of instruments, the seismic signals collected in seismic exploration are inevitably mixed with strong noise, thus greatly affecting the subsequent processing and interpretation. In recent years, multi-scale geometric analysis methods have become an important topic in noise suppression owing to their unique advantages. This study proposed suppressing the seismic noise using a non-local mean ( NLM ) algorithm in the Shearlet domain. First, the non-subsampled Shearlet transform ( NSST ) was performed for seismic signals. Then, the decomposed coefficient subset was further processed using the NLM method, and the weight function was improved by using eight Sobel operators to approximate the omnidirectional structure. Finally, the inverse Shearlet transform was performed for the coefficients to obtain the denoised seismic signals. Experimental results show that this combined algorithm can effectively suppress the random noise and preserve the weak events, thus showing high practicability in the seismic data processing.

**Key words:** random noise; Shearlet transform; Sobel operator; non-local mean; structure preservation

( 本文编辑:叶佩 )