doi: 10.11720/wtyht.2026.1171
赵晓芮,程浩,王宪楠,等. 基于 Shearlet 系数空间相关性的地震数据去噪研究[J]. 物探与化探,2026,50(1):76-85. http://doi.org/10.11720/wtyht.2026.1171
Zhao X R, Cheng H, Wang X N, et al. A seismic data denoising method based on the spatial correlation of Shearlet coefficients[J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2026, 50(1): 76-85. http://doi.org/10.11720/wtyht.2026.1171

基于 Shearlet 系数空间相关性的地震数据去噪研究

赵晓芮[1],程浩[1,2],王宪楠[3],房志勇[1],罗骋昊[1]
(1. 东北大学 资源与土木工程学院,辽宁 沈阳 110819;2. 东北大学深部金属矿山安全开采教育部重点实验室,辽宁 沈阳 110819;3. 沈阳理工大学 装备工程学院,辽宁 沈阳 110159)

摘 要: Shearlet 变换作为被广泛应用于地震数据随机噪声压制的工具之一,其传统硬阈值去噪方法在压制噪声时容易过度抑制有效信号,尤其是弱信号易出现损失;同时,该方法也忽略了 Shearlet 系数在空间分布上的相关性特征。针对上述问题,提出一种基于 Shearlet 系数空间相关性的自适应阈值地震噪声压制方法,该方法在尺度维度构建方向子带间的邻域相关性模型,在空间维度建立跨尺度的系数映射关系,通过相关性约束构建具有物理意义的自适应阈值矩阵。理论推导与实验验证表明,相较于传统硬阈值方法,本文提出的自适应阈值算法在压制随机噪声过程中可最大程度地保留有效信号,对弱同相轴信号的振幅保幅性表现出色,验证了该方法在提升地震数据质量方面的优越性。

关键词: Shearlet 变换;空间相关性;自适应阈值;随机噪声压制;信噪比
中图分类号: P31;P631.4 **文献标识码**: A **文章编号**: 1000-8918(2026)01-0076-10

0 引言

勘探环境的复杂性常使所采集的地震数据受到严重随机噪声的干扰,甚至完全湮灭有效信号,导致信噪比低、有效信号能量相对较弱,从而严重影响地震成像的效果[1]。因此,随机噪声的压制效果对于提升地震数据的质量及其后续成像的准确性具有至关重要的作用[2]。Shearlet 变换更简单的数学结构使其具有更高的运算速率,其多尺度、多方向特性为多维数据表示提供一种灵活工具,并且在连续系统和离散系统之间的转变更加方便,是目前多尺度领域可以将连续系统和离散系统统一处理的变换方法之一[3-4]。在国内外,Shearlet 变换被广泛应用于地震数据随机噪声的去除。

目前,针对 Shearlet 变换,Baruah 等[5]提出一种基于非下采样 Shearlet 变换(NSST)的贝叶斯自然图像去噪方法;Wang 等[6]提出基于 Shearlet 阈值收缩和 TGV 的去噪方法;Liu 等[7]提出基于尺度特征与 Shearlet 变换方向特征相结合的自适应阈值降噪方法;Lyu 等[8]提出面向宽卷积神经网络图像去噪的非子采样 Shearlet 变换;Cheng 等[9]提出基于高斯曲率和剪切变换的遥感图像去噪;Li 等[10]提出基于梯度域引导滤波和 NSST 的图像去噪算法。

在基于 Shearlet 变换的地震数据去噪过程中,阈值的选择至关重要,较大的阈值选择会导致信号特征保留过少,使得信号过度平滑或模糊,而较小的阈值可能会导致更多与噪声信息相关的系数被保留[11]。2002 年,Levent Sendur 提出小波变换尺度间系数具有相关性并利用小波系数之间的相关性构建双变量收缩函数[12],基于双变量收缩函数的自适应阈值在小波去噪中已被广泛应用[13-14]。Guo 等[15]在 2009 年将双变量收缩函数应用于 Shearlet 变换去噪中,并在数据去噪中取得理想的效果;Cao 等[16]于 2010 年对双变量收缩函数在 Shearlet 变换进行统计分析,验证了该方法在 Shearlet 去噪中的

收稿日期: 2025-05-26; **修回日期**: 2025-10-26
基金项目: 国家重点研发计划项目(2022YFC2903701);中央高校基本科研业务专项资金项目(N2301014);辽宁省联合基金项目面上资助计划项目(2023-MSBA-131)
第一作者: 赵晓芮(1999-),女,硕士研究生,主要研究方向为地震数据信息处理。Email:2201084@neu.edu.cn
通讯作者: 程浩(1988-),男,讲师,主要从事应用地球物理、地震数据常规处理、被动源数据成像等方向的研究工作。Email:chenghao@mail.neu.edu.cn

可行性;蒋小忠[17]在此基础上提出了一种基于联合双变量收缩 Shearlet 变换的微地震勘探噪声压制算法;顾轩[18]提出基于联合双变量收缩 Shearlet 变换的微地震勘探噪声压制算法;Gomathi 等[19]提出基于离散 Shearlet 变换的遥感图像新型双变量收缩去噪方法。除此之外,Shearlet 系数在邻域内同样具有一定的相关性。在邻域内,有效信号和随机噪声的分布有差异,有效信号集中分布在优势尺度层并且系数值也相对较大,而随机噪声随机分布在所有尺度角度中,相对有效信号更分散、系数值更小[20];基于该特性,唐娜[21]提出基于 SURE 准则选取随尺度内邻域系数自适应的最优阈值。然而,以上针对 Shearlet 系数相关性的研究并没有考虑 Shearlet 系数之间的空间相关性。

本文针对 Shearlet 变换硬阈值去噪算法作了进一步研究,提出基于 Shearlet 系数空间相关性的自适应阈值计算方法。该方法充分利用 Shearlet 系数之间的内在相关性及其空间分布特性,构建一个包含相邻尺度 Shearlet 系数空间信息与邻域内 Shearlet 系数变化关系的相关性矩阵,从而实现阈值的自适应调整。本文将通过理论数据和实际数据的验证,充分展示该方法在随机噪声处理中的实用性和有效性。

1　Shearlet 变换基本理论

一个连续的仿射系在 $L^2(R^2)$ 具有以下形式[22-23]:

$$\{\boldsymbol{T}_t\boldsymbol{D}_{M\varphi},\boldsymbol{M}\in\boldsymbol{G},\boldsymbol{t}\in\boldsymbol{R}^n\}\ , \tag{1}$$

式中:$\varphi=L^2(R^2)$;$\boldsymbol{T}_t$ 为频移算子,且定义 $\boldsymbol{T}_tf(x)=f(x-t)$;$\boldsymbol{D}_m$ 为伸缩算子,且定义 $\boldsymbol{D}_mf(x)=\sqrt{|\det\boldsymbol{M}|}\cdot f(\boldsymbol{M}^{-1}x)$;$\boldsymbol{G}$ 为 $L_n(R)$ 的子集,当 $n=2$ 时,$\boldsymbol{G}$ 是含有 2 个参数的扩张组:$\boldsymbol{G}=\boldsymbol{M}_\omega=\begin{pmatrix}a & \sqrt{a}s\\ 0 & \sqrt{a}\end{pmatrix}$;伸缩矩阵 $\boldsymbol{M}_{as}=\boldsymbol{S}_s\boldsymbol{A}_a$,其中 $\boldsymbol{S}_s=\begin{pmatrix}1 & s\\ 0 & 1\end{pmatrix}$,$\boldsymbol{A}_a=\begin{pmatrix}a & 0\\ 0 & \sqrt{a}\end{pmatrix}$;$s$ 为剪切参数;a 为尺度参数;t 为平移参数;n 为空间维数。

另外,对于任意 $\xi=(\xi_1,\xi_2)\in R^2$ 且 $\xi_1\neq0$,假设 φ 由以下条件确定:

$$\widetilde{\varphi}(\xi)=\widetilde{\varphi}_1(\xi_1)\widetilde{\varphi}_2\left(\frac{\xi_2}{\xi_1}\right)\ , \tag{2}$$

式中:$\widetilde{\varphi}$ 是 φ 的傅里叶变换,并且有

$$\int_0^\infty|\widetilde{\varphi}_1(a\omega)|^2\frac{\mathrm{d}\alpha}{\alpha}a,\quad a\omega\in R\ ;$$

$$\|\widetilde{\varphi}_2\|_2=1\ 。$$

上式在标准可容许条件下满足连续实小波,在这种仿射系统下有:

$$\varphi_{a,sj}(x)=a^{3/4}\varphi(M_{as}^{-1}(x-t))\ ; \tag{3}$$
$$a\in R^+,s\in R,t\in R^2\ 。$$

此外,$\widetilde{\varphi}_1\in C^\infty(\hat{R})$ 且 $\sup\widetilde{\varphi}_1\in\left[-2,-\frac{1}{2}\right]\cup\left[\frac{1}{2},2\right]$;$\widetilde{\varphi}_2\in C^\infty(\hat{R})$ 且 $\sup\widetilde{\varphi}_2\in\left[-2,-\frac{1}{2}\right]\cup\left[\frac{1}{2},2\right]$。

上式满足连续 Shearlet 的假设条件,并且定义连续函数 Shearlet 变换为:

$$S_i(a,s,t)=\langle f,\varphi_{a,s,t}\rangle\ ; \tag{4}$$
$$a\in R^+,s\in R,t\in R^2\ 。$$

图 1 所示为 Shearlet 变换的流程。

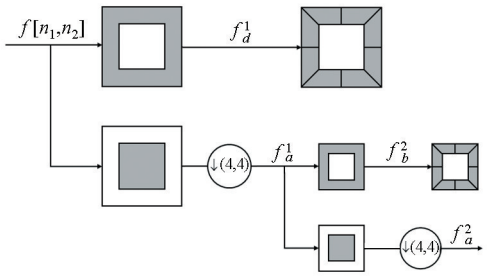


图 1　Shearlet 变换流程

Fig. 1　The flowchat of Shearlet Transform

2　空间相关性自适应阈值矩阵

假设地震数据中的有效信号为 $\boldsymbol{w}$,随机噪声为 $\boldsymbol{n}$,则实际观测的含随机噪声的地震数据可以表示为 $\boldsymbol{y}=\boldsymbol{w}+\boldsymbol{n}$。大小为 $N\times M$ 的二维地震数据 $\boldsymbol{y}$ 在经过 Shearlet 变换后,会分解成包含不同剪切方向 J 的 K 个尺度以及一个未经过剪切分解的尺度 0,因此尺度 0 的 Shearlet 系数可表示为 $\boldsymbol{S}_0(x,y)$,尺度 k 的 Shearlet 系数为 $\boldsymbol{S}_k^j(x,y),k\in K,j\in J$。

传统硬阈值通过计算 Shearlet 变换分解后的系数,得到阈值参数 Th。利用该阈值参数对地震数据进行处理,其中大于该值的系数被保留,小于该值的系数归零;最终进行 Shearlet 逆变换,得到去除随机噪声的地震数据。对变换后的系数进行硬阈值处理的过程可表示为:

$$\begin{cases}\boldsymbol{S}(x,y), & |\boldsymbol{S}(x,y)|\geqslant Th;\\ 0, & |\boldsymbol{S}(x,y)|<Th。\end{cases} \tag{5}$$

文中使用的传统阈值 $Th=c\delta\eta_{\mathrm{RMS}}$,式中:$c$ 为常数变量;η_{RMS} 为 Shearlet 域系数的均方根;δ 为噪声标准差。

在实际地震数据中,有效信号具有方向性,其对应的系数较大,随机噪声分布无规律,对应的系数较小;同时,在一定邻域内的有效信号 Shearlet 系数具有一定相关性。本文基于该特性,针对特殊的尺度 0 提出自适应阈值计算方法。

图 2 展示了本文所构建的 3×3 窗口(如图中红框所示),用于对尺度 0 边缘以外的 Shearlet 系数展开搜索,进而得到这些系数所对应的搜索窗口 R,由于二维数据包含的系数个数远大于窗口的系数个数,该窗口可以近似看作对应系数的邻域。

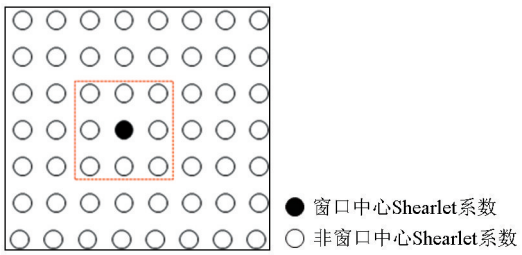


图 2 3×3 邻域窗口选取 Shearlet 系数

Fig. 2 Local search Shearlet coefficient by 3×3 window

本文通过计算 R 中心的 Shearlet 系数 R_c 与窗口内其他系数的标准差 δ^R,反映 R_c 与其他系数之间的相关性,δ^R 越大,R_c 与邻域内其他系数相关性越小;δ^R 越小,R_c 与邻域内其他系数相关性越大。同时,根据有效信号的 Shearlet 系数较大的特性,利用标准差 δ^R 结合 R_c 在窗口内的比重,可以得到针对单个系数的阈值影响因子 $\lambda_{x,y}$,$\lambda_{x,y}$ 与阈值 Th 呈负相关关系:

$$\delta^R = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{9}\left[R(i) - R_c\right]^2}{8}}, \tag{6}$$

$$\lambda_{x,y} = \frac{\delta_c^R \mathrm{Median}_R}{\mathrm{Median}_S}, \tag{7}$$

$$\boldsymbol{Cor}'_R(x,y) = \lambda_{x,y}; \tag{8}$$

$$x \leqslant N-1, y \leqslant M-1。$$

在完成对所有窗口 R 的处理后,得到一个由 $\lambda_{x,y}$ 组成的 $(N-1)\times(M-1)$ 的相关性矩阵 $\boldsymbol{Cor}'_R$,该矩阵涵盖了各空间位置 Shearlet 系数间的相关性信息。

然而,由于搜索窗口存在局限性,这一相关性矩阵 $\boldsymbol{Cor}'_R$ 未能包含边缘 Shearlet 系数的信息。为解决这一问题,本文对该矩阵进行边缘扩展,使其能够完全对应原始 Shearlet 系数的空间位置。具体做法是对边缘部分赋予值 1,得到 $N\times M$ 的相关性矩阵 $\boldsymbol{Cor}_R$。除此之外,为提升该矩阵在阈值应用中的有效性,引入 sigmoid 函数对其内部的系数进行平滑处理,使矩阵的系数分布更加符合实际需求,进而增强其在后续处理中的作用。

综上所述,得到尺度 0 的阈值处理:

$$\begin{cases} \boldsymbol{S}_0(x,y), & |\boldsymbol{S}_0(x,y)| \geqslant \dfrac{c\delta\eta_{\mathrm{RMS}}}{1/(1+\mathrm{e}^{\boldsymbol{Cor}_R(x,y)})+\varepsilon}; \\ 0, & |\boldsymbol{S}_0(x,y)| < \dfrac{c\delta\eta_{\mathrm{RMS}}}{1/(1+\mathrm{e}^{\boldsymbol{Cor}_R(x,y)})+\varepsilon}。 \end{cases} \tag{9}$$

剪切角度相同的相邻尺度在对应空间位置处的 Shearlet 系数具有强相关性。为充分利用这一特性并最大化相邻尺度系数之间的相关性,本文对各尺度设定相同的剪切参数。经此处理,分解得到的地震数据呈现出图 3 所示特征,不同尺度相同角度的信号在同一空间位置上存在对应关系。

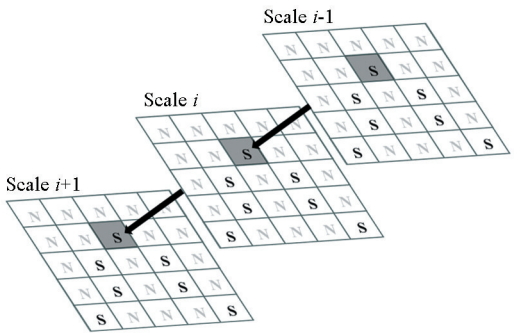


图 3 跨尺度同角度 Shearlet 系数对应关系

Fig. 3 The Shearlet coefficient mapping between the different scale with the same direction

基于上述分析,本文提出反映待去噪尺度 K 与相邻尺度 $K-1$ 的相关性矩阵公式 $\boldsymbol{Cor}_K^J$。为减小所参考的尺度中噪声部分的影响,所参考的相邻尺度 $K-1$ 皆为去噪处理后的 Shearlet 系数:

$$\boldsymbol{Cor}_K^J(x,y) = \frac{\sqrt{\boldsymbol{S}_K^J(x,y)^2 + \alpha\boldsymbol{S}'^J_{K-1}(x,y)^2}}{\boldsymbol{S}_K^J(x,y)}, \tag{10}$$

式中:$\alpha = \dfrac{\max\{|\boldsymbol{S}_K^J(x,y)|_{i\in N,j\in M}\}}{\max\{|\boldsymbol{S}'^J_{K-1}(x,y)|_{i\in N,j\in M}\}}$;$\boldsymbol{S}'^J_{K-1}(x,y)$ 为经过一次阈值处理的相邻尺度 $K-1$ 的 Shearlet 系数。

为减小不同尺度 Shearlet 系数值域差异的影响,α 对参考的相邻尺度 $K-1$ 的 Shearlet 系数进行压缩处理。由式(10)得到的 $\boldsymbol{Cor}_K^J$ 能够结合参考尺度的有效信号位置信息,对待去噪尺度对应空间位置 Shearlet 系数的阈值获取起到负相关影响,这有助于在阈值处理中更好地保留有效信号。然而,由于尺度 0 不具备多个剪切方向,作为参考尺度会有非剪切方向有效信号影响噪声处理的问题,无法直接作为参考尺度结合尺度 1 得到相关性矩阵 $\boldsymbol{Cor}_1^J$。针对这一问题,本文利用尺度 1 邻域相关性进行限制。具体而言,即以

尺度 0 中有效信号的 Shearlet 系数空间位置为参考,结合式(8)与式(10)共同作用于阈值选取,对尺度 1 的去噪过程进行改进,进而得到以下对尺度 1 的改进公式:

$$\boldsymbol{Cor}_1^J(x,y)=\frac{\sqrt{\boldsymbol{S}_1^J(x,y)^2+\alpha\boldsymbol{S}_0'(x,y)^2}}{\boldsymbol{S}_1^J(x,y)},\quad(11)$$

$$\begin{cases}\boldsymbol{S}_1^j(x,y),\ |\ \boldsymbol{S}_1^J(x,y)\ |\geqslant\dfrac{c\delta\eta_{\mathrm{RMS}}}{\lambda_{x,y}\left[1/(1+\mathrm{e}^{\boldsymbol{Cor}_R^J(x,y)})+\varepsilon\right]};\\ 0,\qquad |\ \boldsymbol{S}_1^J(x,y)\ |<\dfrac{c\delta\eta_{\mathrm{RMS}}}{\lambda_{x,y}\left[1/(1+\mathrm{e}^{\boldsymbol{Cor}_R^J(x,y)})+\varepsilon\right]}。\end{cases}\quad(12)$$

除尺度 0 和尺度 1 外,其他尺度所包含的有效信号相较于尺度 0 与尺度 1 而言较少,邻域相关性影响较小。为减小计算量,这些尺度在处理中只基于式(13)进行阈值处理:

$$\begin{cases}\boldsymbol{S}_k^j(x,y),\ |\ \boldsymbol{S}_k^j(x,y)\ |\geqslant\dfrac{c\delta\eta_{\mathrm{RMS}}}{1/(1+\mathrm{e}^{\boldsymbol{Cor}_R^J(x,y)})+\varepsilon};\\ 0,\qquad |\ \boldsymbol{S}_k^j(x,y)\ |<\dfrac{c\delta\eta_{\mathrm{RMS}}}{1/(1+\mathrm{e}^{\boldsymbol{Cor}_R^J(x,y)})+\varepsilon}。\end{cases}\quad(13)$$

由于无法由实际地震数据得到 δ,针对实际地震数据处理,本文采用中值估计法计算 $\tilde{\delta}$ 来替换 δ:

$$\tilde{\delta}=\frac{f_{\mathrm{median}}(|\ \boldsymbol{S}(x,y)\ |)}{0.6745}。\quad(14)$$

图 4 给出了去噪流程。

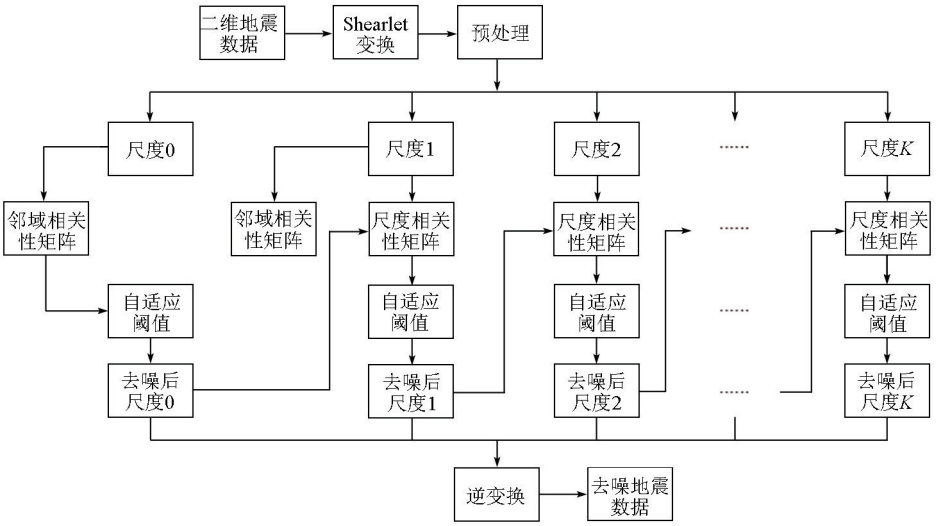


图 4　空间相关性自适应阈值矩阵去噪流程

Fig. 4　The flow of denoising algorithm of spatial correlation adaptive threshold matrix

3　理论数据测试

3.1　理论数据测试

为验证本文所提的基于 Shearlet 系数空间相关性的自适应阈值计算方法(以下称本文方法)的去噪效果,将理论数据分别通过 Shearlet 硬阈值法和本文方法进行去噪处理,随后,利用信噪比(*SNR*)、峰值信噪比(*PSNR*)以及均方误差(*MSE*)对去噪结果进行系统评估。*SNR*、*PSNR* 和 *MSE* 的计算公式如下:

$$SNR=10\cdot\lg\left(\frac{P_s}{P_n}\right),\quad(15)$$

$$PSNR=20\cdot\lg\left(\frac{255}{MSE}\right),\quad(16)$$

$$MSE=\frac{1}{M'\times N}\sum(y-\tilde{y})^2。\quad(17)$$

式中:P_s 代表有效信号的平均功率;P_n 代表随机噪声的平均功率;*MSE* 基于不含噪原始数据 y 与去噪后数据 $\tilde{y}$ 计算得到;$M'\times N$ 为图像大小。

利用理论单炮地震数据进行噪声压制试验,如图 5a 所示,该数据检波点数为 600 道,采样点数 1 000 个,采样时间间隔为 1 ms。对该数据添加一定的高斯白噪声,得到信噪比为 24 dB 的含噪数据,如图 5b 所示。对比可见,加噪后的数据整体变得模糊,采样点在 900~1 000 范围的理论地震数据有效信号能量较弱,加噪后该部分的有效信号被随机噪声严重干扰。

将含噪数据分别通过硬阈值与本文方法进行噪声去除实验,Shearlet 尺度参数设置为 3,角度参数为[1,1,1]。图 6 展示了尺度 0 下的去噪结果对比。在Shearlet域中,尺度0主要包含高能量的有

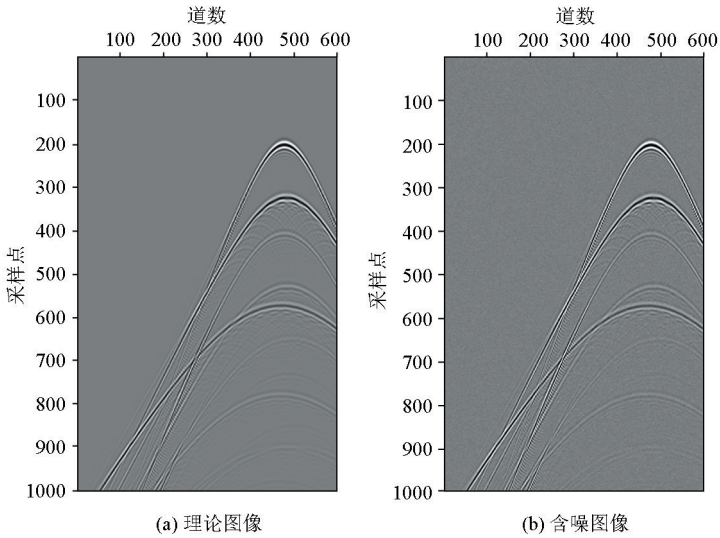


图 5 理论单炮地震记录

Fig. 5 The image of theoretical data

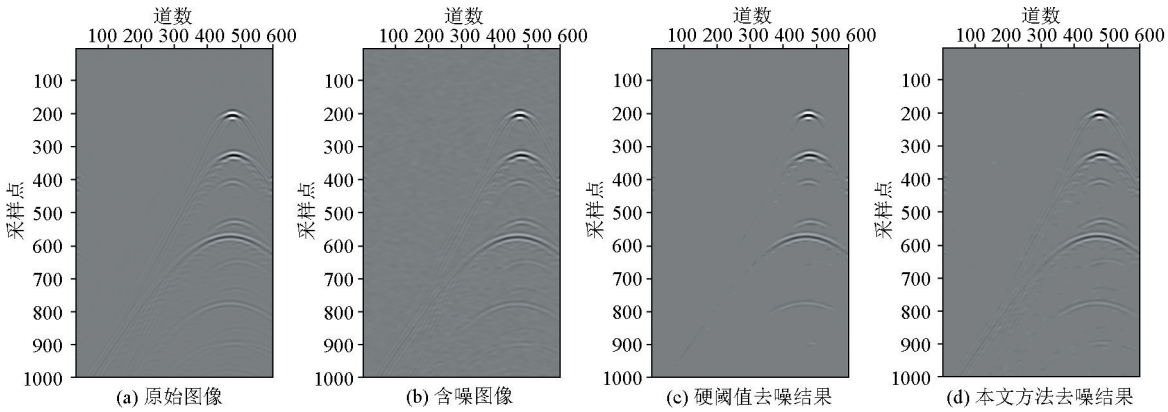


图 6 尺度 0 图像

Fig. 6 The image of scale 0

效信号,且同相轴较为完整,这些特征对于地震数据的解释具有重要意义。通过对比图 6c(硬阈值去噪结果)与图 6a(原始图像),可以发现硬阈值方法在尺度 0 上难以有效分离能量较弱的有效信号与噪声,去噪后仅保留了能量显著高于噪声的同相轴部分,而能量较弱区域的有效信号损失严重,这表明硬阈值法在处理弱信号时存在局限性。相比之下,本文方法(图 6d)在去噪后保留了更多的有效信号,尤其是在能量较弱的区域,即本文方法的去噪效果更好且能够保留更多有效信号同相轴。

图 7 进一步展示了含噪数据分别经过硬阈值方法(图 7a)和本文方法(图 7b)去噪后的整体结果。与原始含噪图像(图 5a)相比,图 7a 中随机噪声得到了较为彻底的去除,地震数据质量显著提升;然而,硬阈值法在去除噪声的同时,也导致能量较弱的同相轴连续性变差,特别是在图中箭头所指的位置,同相轴几乎被完全消除,表明部分有效信息丢失。相比之下,图 7b 在有效去除随机噪声的同时,显著减轻了对弱有效信号的损伤。图 7 右侧的局部放大图显示,本文方法能够保留能量较弱的同相轴,这表明本文方法在去除噪声的同时,能够更好地保留地震数据中的关键信息。

为更直观地评估两种方法对有效信号的影响,图 8 展示了硬阈值法和本文方法去噪后得到的差剖面。差剖面反映了去噪后数据与原始含噪数据之间的差异,其中有效信号的保留程度可以通过图中残留的有效信号情况来衡量,是评估去噪效果的重要指标。从图 8a 可以看出,硬阈值法对有效信号的损失程度较大,表现为差剖面中含有大量有效信号。而本文方法(图 8b)则最大限度地减小了对有效信号的损伤,差剖面中有效信号较少,尤其是在信号较弱的区域。这一结果表明,本文方法在去除噪声的同时,能够保留更多的有效信号,从而提升了地震数据的准确性和可靠性。

表 1 详细列出了采用硬阈值方法及本文所提方法对理论数据进行处理后的信噪比(*SNR*)、峰

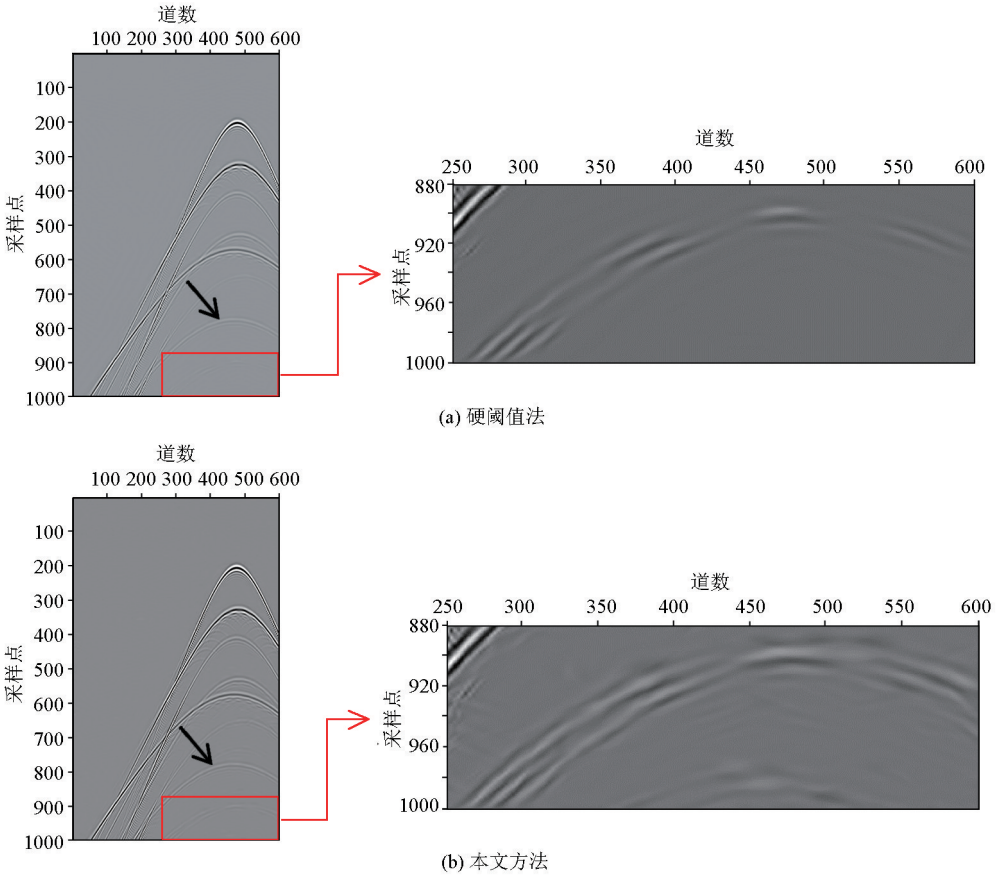


图 7　理论数据去噪结果

Fig. 7　The result of denoising theoretical data

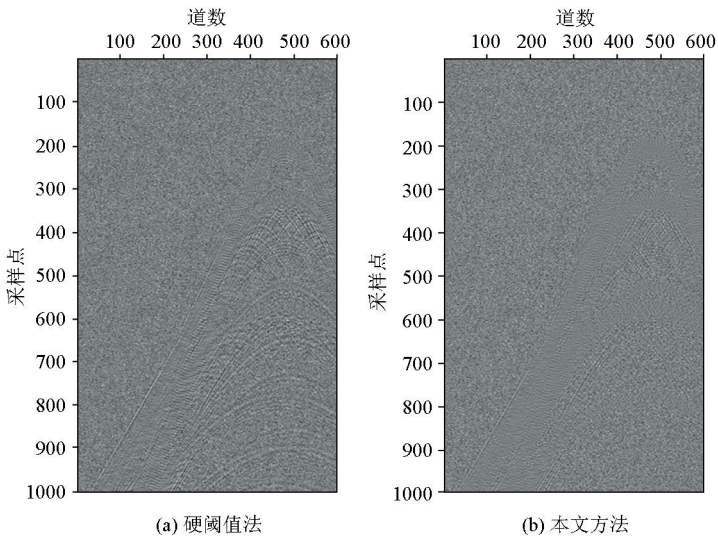


图 8　去噪差剖面

Fig. 8　The difference profile image between noisy data and denoising data

值信噪比(*PSNR*)以及均方误差(*MSE*)指标。相较于传统的硬阈值方法,本文所提方法在 *SNR* 和 *PSNR* 方面展现出显著提升,同时有效降低了 *MSE* 值。这些结果表明,本文方法在地震数据的去噪处理上相较于硬阈值法具有更优的性能,能够更有效地滤除噪声成分,同时最大限度地保留数据中的有效信号。

综上所述,本文所提方法在去除地震数据噪声方面相较于硬阈值法展现出更高的效率和效果,为实现高质量的地震数据处理提供了有力支持。

表 1　去噪数据质量评价

Table 1　The quality evaluation of denoising data

	含噪数据	硬阈值法	本文方法
SNR/dB	24.4817	44.8105	46.7679
PSNR/dB	83.0597	91.5597	92.7271
MSE/dB	0.00031625	0.00004008	0.00003434

3.2　实际数据测试

为了验证本文方法在实际地震数据处理中对随机噪声的压制效果,选取了两组含有大量噪声且对后续处理构成显著影响的地震数据作为试验对象。对这两组数据分别应用 Shearlet 硬阈值法和本文所提方法进行噪声去除处理,其中 Shearlet 变换的尺度参数设置为 3,角度参数为[1,1,1]。

第一组数据的地震记录底部同相轴的连续性较差,部分弱信号被噪声掩盖(图 9a)。与原始数据(图 9a)相比,硬阈值法虽然能够较为彻底地去除随机噪声,但红框标记的弱有效信号部分同相轴的连续性显著下降,部分同相轴几乎消失(图 9b)。相比之下,本文方法在确保噪声去除效果的同时,显著提高了同相轴的连续性,红框所示区域的弱有效信号保留得更为完整(图 9c)。为了更直观地对比两种方法在红框区域的信号保留情况,还提供了局部放大图。可以看出,本文方法在保留有效信号方面表现更优,同相轴的连续性得到了明显提升。这表明本文方法在去除噪声的同时,能够更好地保留地震数据中的关键信息,尤其是在弱信号区域。

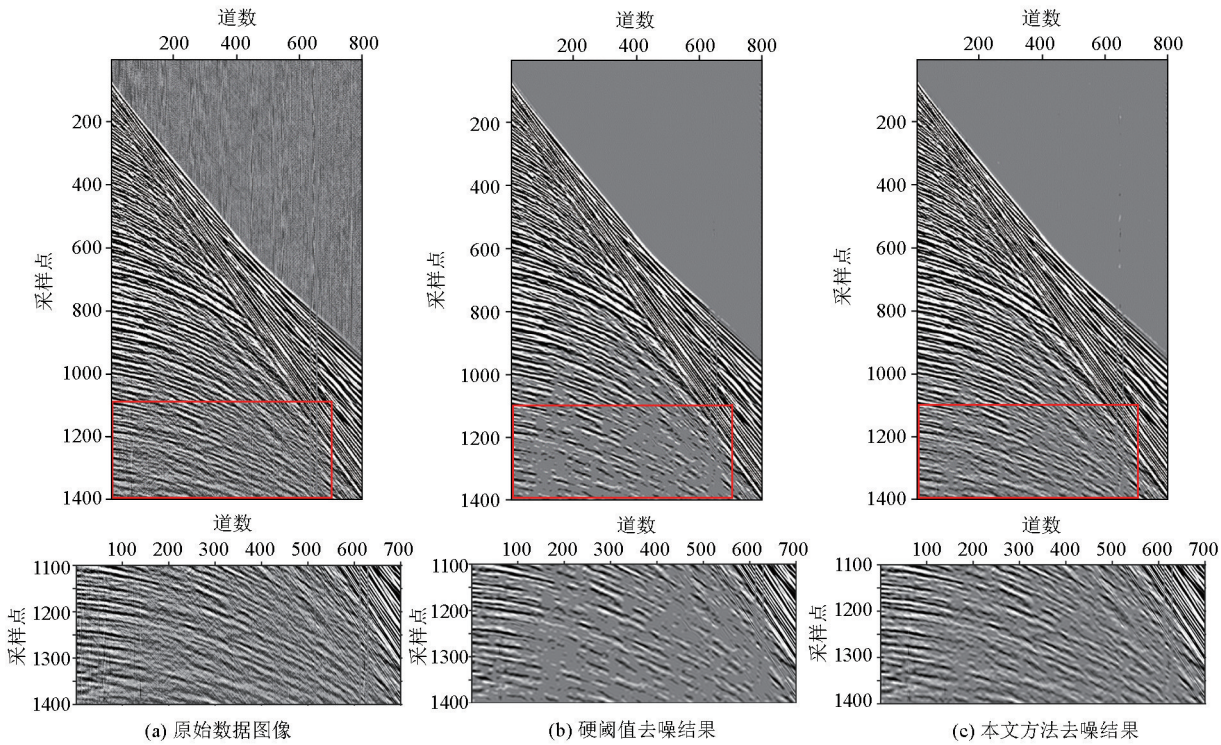


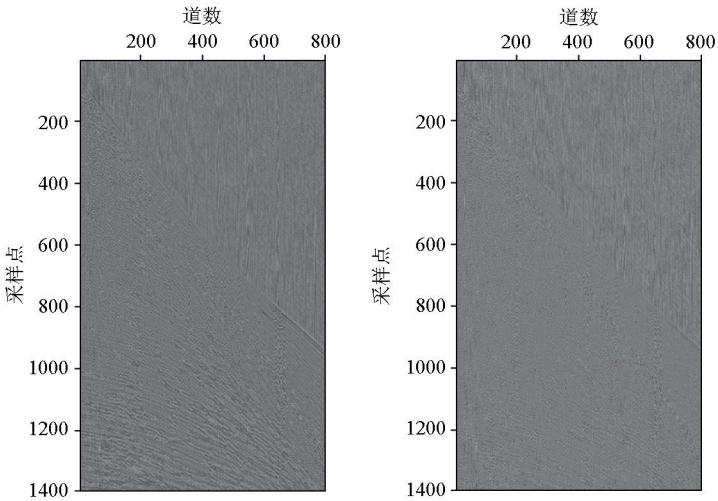
图 9　第一组地震数据的去噪结果及局部放大

Fig. 9　The first practical seismic data and partial enlargement

图 10 给出了 2 种方法的差剖面。结合图 9 进行对比分析,尽管两种方法在去除随机噪声方面均表现出色,但图 10a 中有效信号的同相轴残留较多,而图 10b 中有效信号的同相轴残留较少,尤其是在采样点 1 000~1 400 的范围内。这一结果进一步证明了本文方法在去除噪声的同时,能够更好地保留有效信号,具有更高的有效性和优越性。

第二组数据为某地区海洋地震勘探的部分地震记录及其区域放大图(图 11)。该数据中有效信号被噪声严重掩盖,严重降低了数据质量。与原始数据(图 11a)相比,硬阈值法虽然能够有效去除噪声,但导致有效信号缺失严重,部分同相轴的连续性显著下降,尤其是在红框标记的区域(图 11b)。相比之下,本文方法在去除噪声的同时,显著保留了有效信号,同相轴的连续性得到了更好的保持,这一优势在红框部分的放大图中表现得尤为明显(图 11c)。

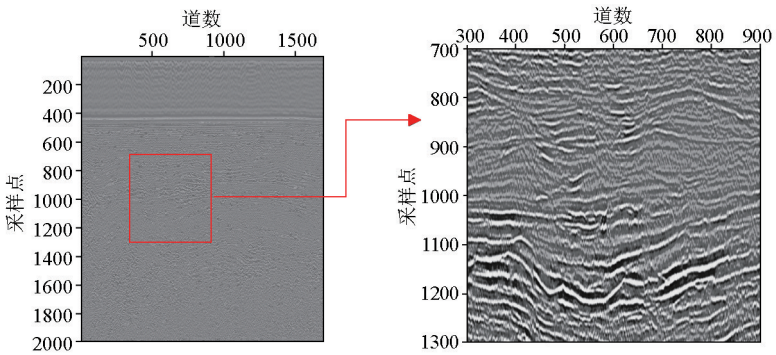
图 12 为 2 种方法对第二组实际数据去噪后的差剖面。可以看出,两种方法在去除噪声方面均取得了较好的效果,均能有效压制随机噪声。但硬阈值法中大量有效信号的同相轴遭受了一定程度的损失,与噪声一起被去除,而本文方法中几乎没有明显的同相轴损失,图中残留的有效信号极少。



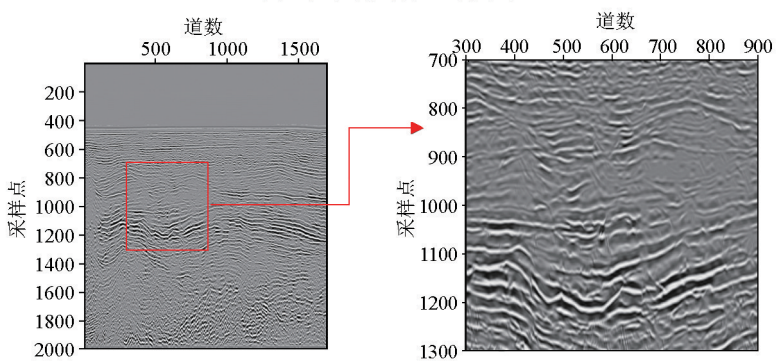
(a) 硬阈值法　　(b) 本文方法

图 10　第一组去噪差剖面

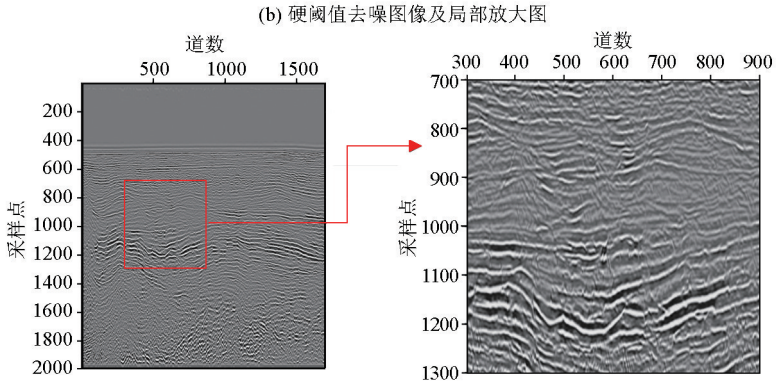
Fig. 10　The difference profile image between first noisy data and denoising data



(a) 原始数据图像及局部放大图



(b) 硬阈值去噪图像及局部放大图



(c) 本文方法图像及局部放大图

图 11　第二组地震数据去噪结果

Fig. 11　The second practical seismic data

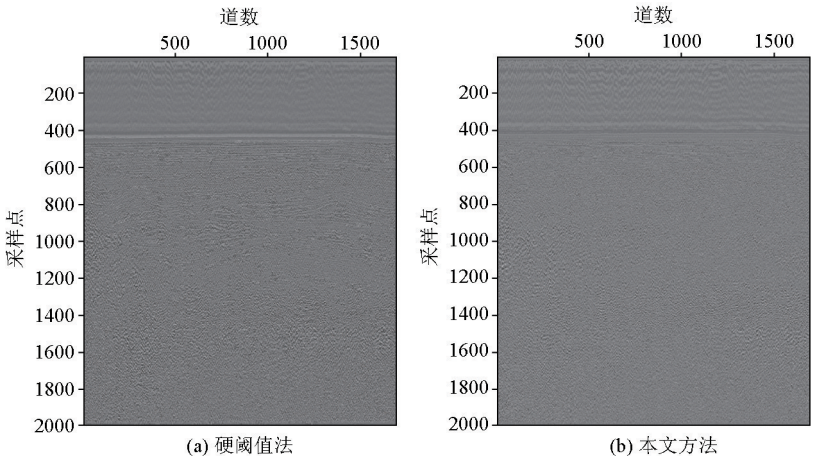


图 12 第二组去噪差剖面

Fig. 12 The difference profile image between second noisy data and denoising data

以上两组实际地震数据的实验结果均表明,本文方法相较于传统硬阈值法,在保证去噪效果的同时,能够更好地保留有效信号,显著提高了同相轴的连续性。这一结果充分验证了本文方法在实际地震数据处理中的优越性。

4 结论与讨论

传统硬阈值方法在去噪过程中未能充分考虑 Shearlet 系数之间的空间相关性,导致在去除噪声的同时,弱有效信号也遭受了一定程度的损失。为了改善随机噪声的压制效果并提高地震数据的信噪比,本研究提出了一种基于 Shearlet 系数空间相关性的自适应阈值算法。该算法通过为不同尺度和不同方向的系数设置自适应性阈值,并结合理论数据与实际数据的质量评价,得出以下结论:

1)对于 Shearlet 变换的尺度 0,由于其不具备方向性,本研究通过考虑 Shearlet 系数邻域内部的相关性来计算自适应阈值。这种阈值计算方法能够有效保留更多的弱有效信号,减少信号损失。

2)对于除尺度 0 外的其他尺度,由于剪切角度对应的方向之间具有极强的相关性及对应的空间关系,本研究将具有较高能量、更多有效信号的相邻尺度作为待去噪尺度有效信号的空间位置参考。这种方法在去除噪声的同时,能够在一定程度上保留弱有效信号,从而显著提高地震数据的信噪比。

3)本文在 Shearlet 变换的去噪过程中充分利用了系数的空间相关性特性,在去除噪声的同时,最大限度地保留了有效信号,减少了弱信号的损失。这一研究深化了当前 Shearlet 变换地震数据去噪方法中对系数空间相关性的研究,为地震数据处理提供了新的思路和方法。

参考文献(References):

[1] Li J H, Feng N X, Ran M K. Processing step-based adaptive seismic denoising method of transformation domain hybrid technique[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2021, 19: 7502505.

[2] 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.
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.

[3] 王通,刘建勋,王兴宇,等. Shearlet 域尺度角度自适应深反射地震数据随机噪声压制方法[J]. 物探与化探,2022,46(3):704-713.
Wang T, Liu J X, Wang X Y, et al. Suppression of random noise in deep seismic reflection data using adaptive threshold-based Shearlet transform[J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2022, 46(3): 704-713.

[4] Han L, Wang D Y, Yu P J. A three-dimensional microseismic downhole noise suppression based on polarization filtering method in Shearlet transform[J]. Frontiers in Earth Science, 2023, 11: 1194684.

[5] Baruah H G, Nath V K, Hazarika D. Image denoising based on nonsubsampled shearlet transform domain Laplacian mixture model and bilateral filter and its method noise thresholding[C]//Kochi: TENCON 2019-2019 IEEE Region 10 Conference (TENCON). IEEE, 2019: 463-469.

[6] Wang X N, Zhang J, Cheng H. A joint framework for seismic signal denoising using total generalized variation and shearlet transform[J]. IEEE Access, 2021, 9: 6661-6673.

[7] Liu J C, Gu Y, Chou Y X, et al. Seismic random noise reduction using adaptive threshold combined scale and directional characteristics of shearlet transform[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2020, 17(9): 1637-1641.

[8] Lyu Z Y, Chen Y, Hou Y M, et al. NSTBNet: Toward a nonsubsampled shearlet transform for broad convolutional neural network image denoising[J]. Digital Signal Processing, 2022, 123: 103407.

[9] Cheng L B, Chen P Y. Remote sensing image denoising based on Gaussian curvature and shearlet transform[J]. IEEE Access,

2023,11:97716-97725.
[10] Li Z,Liu H L,Cheng L B,et al. Image denoising algorithm based on gradient domain guided filtering and NSST[J]. IEEE Access,2023,11:11923-11933.
[11] Goyal B,Dogra A,Agrawal S,et al. Image denoising review:From classical to state-of-the-art approaches[J]. Information Fusion,2020,55:220-244.
[12] Sendur L,Selesnick I W. Bivariate shrinkage functions for wavelet-based denoising exploiting interscale dependency[J]. IEEE Transactions on Signal Processing,2002,50(11):2744-2756.
[13] 陈顺飞,罗志增,周镇定. 改进的双变量收缩函数模型脑电信号消噪方法[J]. 传感技术学报,2016,29(2):242-247.
Chen S F,Luo Z Z,Zhou Z D. EEG denoising method based on improved bivariate shrinkage function[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators,2016,29(2):242-247.
[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):744-750,721.
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):744-750,721.
[15] Guo Q,Yu S N,Chen X L,et al. Shearlet-based image denoising using bivariate shrinkage with intra-band and opposite orientation dependencies[C]//Sanya:2009 International Joint Conference on Computational Sciences and Optimization. IEEE,2009:863-866.
[16] Cao H W,Tian W,Deng C Z. Shearlet-based image denoising using bivariate model[C]//Shanghai:2010 IEEE International Conference on Progress in Informatics and Computing. IEEE,2010:818-821.
[17] 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. Noise suppression algorithm for microseismic exploration based on joint bivariate shrinkage shearlet transform[D]. Changchun:Jilin University,2018.
[18] 顾轩. 基于复 Shearlet 变换的微地震勘探随机噪声压制方法研究[D]. 长春:吉林大学,2019.
Gu X. Research on random noise suppression method of microseismic exploration based on complex Shearlet transform[D]. Changchun:Jilin University,2019.
[19] Gomathi R,Selvakumaran S. A new bivariate shrinkage denoising of remotely sensed images with discrete shearlet transform (DST)[C]//Madurai:2018 Second International Conference on Intelligent Computing and Control Systems (ICICCS). IEEE,2018:173-175.
[20] Hosseini S A,Javaherian A,Hassani H,et al. Adaptive attenuation of aliased ground roll using the shearlet transform[J]. Journal of Applied Geophysics,2015,112:190-205.
[21] 唐娜. 基于自适应阈值 Shearlet 变换的微地震数据去噪[D]. 长春:吉林大学,2018.
Tang N. Micro-seismic data denoising based on adaptive threshold Shearlet transform[D]. Changchun:Jilin University,2018.
[22] Guo K H,Labate D,Lim W Q,et al. Wavelets with composite dilations[J]. Electronic Research Announcements of the American Mathematical Society,2004,10(9):78-87.
[23] 刘成明,王德利,王通,等. 基于 Shearlet 变换的地震随机噪声压制[J]. 石油学报,2014,35(4):692-699.
Liu C M,Wang D L,Wang T,et al. Random seimic noise attenuation based on the Shearlet transform[J]. Acta Petrolei Sinica,2014,35(4):692-699.

A seismic data denoising method based on the spatial correlation of Shearlet coefficients

ZHAO Xiao-Rui[1], CHENG Hao[1,2], WANG Xian-Nan[3], FANG Zhi-Yong[1], LUO Cheng-Hao[1]

(1. *School of Resources and Civil Engineering, Northeastern University, Shenyang* 110819, *China*; 2. *Key Laboratory of Safe Mining of Deep Metal Mines, Ministry of Education, Northeastern University, Shenyang* 110819, *China*; 3. *School of Equipment Engineering, Shenyang Ligong University, Shenyang* 110159, *China*)

Abstract: Shearlet transform serves as a tool extensively applied for random noise attenuation in seismic data. However, it faces critical drawbacks: (1) the over-attenuation tendency of valid signals due to its traditional hard-threshold denoising method, especially the loss of weak signals, and (2) ignoring the spatial correlation of Shearlet coefficients. To address these issues, this paper proposed an adaptive-threshold denoising method for seismic data based on the spatial correlation of shearlet coefficients. Specifically, this method constructed a neighborhood correlation model between directional sub-bands in the scale dimension and established a cross-scale coefficient mapping relationship in the spatial dimension. Based on the correlation constraints, an adaptive threshold matrix with physical significance was derived. Theoretical calculation and experimental validation demonstrate the superiority of the proposed adaptive-threshold algorithm in enhancing the quality of seismic data over traditional hard-threshold methods. Specifically, it retained effective signals to the maximum extent during random noise attenuation and significantly improved the amplitude preservation of weak seismic events.

Key words: Shearlet transform; spatial correlation; adaptive threshold; denoising; signal-to-noise ratio (SNR)

(本文编辑:叶佩,沈效群)