

文章编号: 0253-2697(2014)04-692-08 DOI:10.7623/syxb201404009

基于 Shearlet 变换的地震随机噪声压制

刘成明 王德利 王通 冯飞 程浩 孟阁阁

(吉林大学地球探测科学与技术学院 吉林长春 130026)

摘要:地震勘探中的噪声对地震信号产生严重的畸变和干扰,常规的地震去噪方法已经不能满足当前高精度地震勘探的要求。提出了基于 Shearlet 变换的地震数据去噪方法,Shearlet 变换是一种新的多尺度变换方法,具有多方向、多分辨率及最佳稀疏逼近性质,并且计算效率高。Shearlet 变换在去除随机噪声的同时能最大程度保留有效信号,有效地提高信噪比。利用 Shearlet 变换阈值去噪法与其他地震去噪方法分别对不同信噪比的合成地震记录和实际地震记录进行对比,结果表明 Shearlet 变换具有更强的去噪能力和更高的运算效率。

关键词: Shearlet 变换;去噪;信噪比;多尺度;随机噪声;稀疏变换

中图分类号: P631.4 **文献标识码:** A

Random seismic noise attenuation based on the Shearlet transform

Liu Chengming Wang Deli Wang Tong Feng Fei Cheng Hao Meng Gege

(College of Geo-Exploration Science and Technology, Jilin University, Changchun 130026, China)

Abstract: In seismic exploration, the noise seriously distorts and interferes with seismic signal. Conventional methods of seismic data denoising can no longer meet the requirements of high-resolution seismic exploration. In this study, a method of seismic data denoising is proposed based on the shearlet transform, a new multi-scale transform with multi-directions, multi-resolutions, and optimal sparse approximation properties as well as high computational efficiency. The shearlet transform can get rid of random noise while retaining effective signals to the maximum degree, thereby effectively improving the signal-to-noise ratio. It is applied to synthetic and field seismic data with different signal-to-noise ratios, and compared with conventional methods of seismic data denoising. Results show that the shearlet transform is competitive in denoising applications in terms of both performance and computational efficiency.

Key words: shearlet transform; denoise; signal-to-noise ratio; multi-scale transform; random noise; sparse transform

近些年地震勘探领域逐渐延伸,勘探深度逐渐加深,勘探环境越来越复杂,所产生的噪声也随之增多,变得复杂,为了达到地震数据高信噪比的要求,压制干扰、去除噪声、提高信噪比成为首要任务,这也是当前高精度地震勘探的要求,提高信噪比是其基础,因而去噪也成为提高信噪比最主要的内容。刘振武^[1]等指出目前的地震分辨率难以满足开发需要,因而新的技术方法亟待提出。

根据信号和噪声在视速度和频率等方面的差异,人们相继提出了 F-X 反褶积^[2]、Radon 变换^[3]和聚束滤波^[4]等去噪方法。在过去二三十年间小波分析^[5]已经成为地震数据处理的重要工具,但是它在一维时所具有的优异特性并不能简单推广到二维或更高维。为克服小波变换的局限性,能够在二维数据或其他高维空间数据有所发展,多尺度几何分析得到了迅速发展。因此,包括楔形波(Wedgelet)、梳状波(Brushlet)、子束波(Beamlet)和条带波(Bandelet)的自适应多尺度几何分析方法和包括脊波(Ridgelet)、曲波(Curvelet)、轮廓波(Contourlet)和剪切波(Shearlet)在内的非自适应多尺度几何

分析方法^[6]相继提出,为检测、表示和处理图像和地震数据等空间高维数据增添了新方法,在各向异性特征上展现了很好的稀疏表示。多尺度方法已经广泛地应用到地震数据处理领域,并取得了良好的效果。

2004 年,在 SEG 年会上 Curvelet 变换被首次提出用于地震数据处理,之后 Curvelet 变换在地震数据的去噪、插值和地层吸收补偿等问题上得到了迅速发展^[7-12],并取得了令人满意的结果,显示了其几乎最佳逼近的效果。2005 年 Demetrio Labate 和 Guo 等将复合小波理论和几何多尺度分析有力地联系在一起,通过特殊形式的具有合成膨胀的仿射系统构造了一种接近最优的多维函数稀疏表示法——Shearlet 变换^[13-17],有着比曲波和轮廓波更敏感的方向性和更好的稀疏表示性质;其特有的简单数学结构使其具有更高的运算速率,为多维数据的几何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也更加灵活自然,是目前多尺度领域唯一可以将连续系统和离散系统统一处理的变换方法。

自 Guo 和 Labate^[18]详细阐述了 Shearlet 的构造

基金项目: 国家重大科技专项(2011ZX05023-005-008)和国家自然科学基金项目(No. 41374108)资助。

第一作者: 刘成明,男,1990 年 11 月生,2013 年获吉林大学学士学位,现为吉林大学地球探测科学与技术学院硕士研究生,主要从事地震数据稀疏变换方向的研究。Email:liucm13@mails.jlu.edu.cn

通信作者: 王德利,男,1973 年 1 月生,1998 年获吉林大学学士学位,2002 年获吉林大学地球探测与信息技术学院工学博士学位,现为吉林大学地球探测科学与技术学院教授、博士生导师,主要从事各向异性介质波场正、反演理论和高精度地震勘探研究。Email:wangdeli@jlu.edu.cn

方法及特性以来,Shearlet 变换在理论上已经发展成 熟并且应用到各个领域。Easley^[19] 等利用离散 Shearlet 对图像进行稀疏定向表示,取得很好效果。Yi^[20] 等利用 Shearlet 进行边缘检测。在国内 Shearlet 变换也已经广泛应用在图像处理领域,邓承志^[21] 分析了 Shearlet 变换在图像处理中应用;柴勇^[22] 将 Shearlet 变换应用到图像融合;朱华生^[23] 和胡海智^[24] 等将 Shearlet 变换应用到图像去噪;屈勇^[25] 等将全变分图像去噪方法引入地震去噪中,取得了良好的效果。这意味着 Shearlet 也可以应用到地震数据处理中,其在图像领域的研究表明,Shearlet 变换可以最大限度保留有效信号,有效去除随机噪声、提高信噪比。因此,笔者将其应用于地震随机噪声的压制,并与其他地震去噪方法比较,结果表明,Shearlet 变换具有更强的去噪能力,显示出了其相对其他去噪方法的优势。

1 Shearlet 基本理论

1.1 Shearlet 变换基本理论

1.1.1 连续 Shearlet 变换

一个连续的仿射系在 $L^2(\mathbb{R}^n)$ 具有以下形式:

$$\{T_t D_M \varphi, M \in G, t \in \mathbb{R}^n\} \quad (1)$$

式中 $\varphi \in L^2(\mathbb{R}^2)$; T_t 是平移算子,并且定义:

$T_t f(x) = f(x-t)$, D_M 表示伸缩算子,定义:

$D_M f(x) = |\det M|^{-1/2} f(M^{-1}x)$, G 是 $GL_n(\mathbb{R})$ 的子集,

当 $n=2$ 时, G 是含有 2 个参数的扩张组:

$$G = \left\{ M_{as} = \begin{bmatrix} a & \sqrt{a}s \\ 0 & \sqrt{a} \end{bmatrix} : (a, s) \in \mathbb{R}^1 \times \mathbb{R} \right\}$$

伸缩矩阵 $M_{as} = S_s A_a$, 式中:

$$S_s = \begin{pmatrix} 1 & s \\ 0 & 1 \end{pmatrix}, A_a = \begin{pmatrix} a & 0 \\ 0 & \sqrt{a} \end{pmatrix}$$

式中: 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 $\xi = (\xi_1, \xi_2) \in \mathbb{R}^2, \xi_1 \neq 0$ 假设 φ 由以下条件确定:

$$\hat{\varphi}(\xi) = \hat{\varphi}_1(\xi_1) \hat{\varphi}_2\left(\frac{\xi_2}{\xi_1}\right) \quad (2)$$

这里 $\hat{\varphi}_1$ 满足:

$$\int_0^\infty |\hat{\varphi}_1(a\omega)|^2 \frac{d\omega}{a}, \omega \in \mathbb{R} \quad (3)$$

其中, $\hat{\varphi}$ 是 φ 的傅里叶变换,并且 $\|\hat{\varphi}_2\|_2 = 1$ 。

注意到式(3)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:

$$\{\varphi_{a,s,t}(x) = a^{3/4} \varphi(M_{as}^{-1}(x-t)) : a \in \mathbb{R}^+, s \in \mathbb{R}, t \in \mathbb{R}^2\} \quad (4)$$

此外, $\hat{\varphi}_1 \in C^\infty(\mathbb{R})$ 且 $\text{supp} \hat{\varphi}_1 \in [-2, -\frac{1}{2}] \cup [\frac{1}{2}, 2]$;

$\hat{\varphi}_2 \in C^\infty(\mathbb{R})$ 且 $\text{supp} \hat{\varphi}_2 \in [-1, 1]$ 。认为式(4)满足连续

Shearlet 的假设条件,并且定义连续 Shearlet 变换为:

$$S_f(a, s, t) = \langle f, \varphi_{ast} \rangle, a \in \mathbb{R}^+, s \in \mathbb{R}, t \in \mathbb{R}^2 \quad (5)$$

连续剪切波在频率域的几何特性显而易见,它们变得越细长越好。这也展示了矩阵 A_a 和 S_s 在构建中的作用,异性膨胀矩阵 A_a 通过两个沿轴向的膨胀因素控制尺度,这确保了剪切波在频率域的尺度越精细窗口越细长。另一方面,剪切矩阵 S_s 不是扩张的,而决定着剪切波的方向性。

1.1.2 锥适应连续 Shearlet 变换

在连续 Shearlet 变换中,将剪切参数定义在 \mathbb{R} 上,如果将其定义为 $|s| \leq 1$,这样就得到了锥适应连续 Shearlet 变换,尽管这与连续 Shearlet 在方向性上有所偏差,但解决了波前分布问题,可以精确描绘图像边缘信息,锥适应剪切波系统将傅立叶域分解为 4 个区域 C1-C4(2 个水平和 2 个垂直)和一个中心方形低通区域 LP(图 1),水平和垂直区域是由函数 $\bar{\varphi}$ 和 φ 决定,低通区域由尺度函数 ϕ 决定。Labate 等在文献 [14,15] 中给出详细的构造过程,其简介如下:

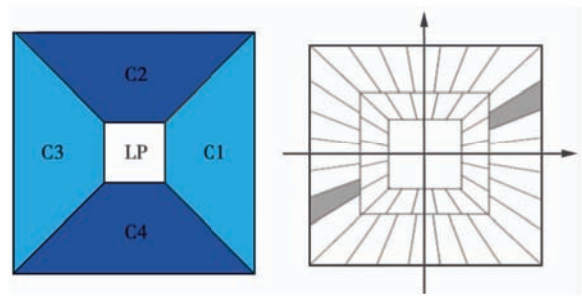


图 1 锥适应离散 Shearlet 频率域剖分

Fig. 1 Tiling of frequency-domain used in the cone-adapted shearlet systems

设 $\tilde{A}_a = \begin{pmatrix} a & 0 \\ 0 & \sqrt{a} \end{pmatrix}$ 为另一尺度矩阵,这样剪切波的 3

个母函数 $\varphi, \bar{\varphi} \in L^2(\mathbb{R}^2)$ 及尺度函数 $\phi \in L^2(\mathbb{R}^2)$ 已经给出。那么锥适应连续剪切波系统 $\mathbf{SH}_\varphi(\phi, \varphi, \bar{\varphi})$ 可以由以下集合表示:

$$\begin{aligned} \Phi &= \{\phi_t = \phi(\cdot - t) : t \in \mathbb{R}^2\} \\ \Psi &= \{\varphi_{a,s,t}(x) = a^{-3/4} \varphi(A_a^{-1} S_s^{-1}(\cdot - t)) : \\ & a \in (0, 1), |s| \leq 1 + \sqrt{a}, t \in \mathbb{R}^2\} \\ \tilde{\Psi} &= \{\bar{\varphi}_{a,s,t}(x) = a^{-3/4} \bar{\varphi}(\tilde{A}_a^{-1} S_s^{-1}(\cdot - t)) : \\ & a \in (0, 1), |s| \leq 1 + \sqrt{a}, t \in \mathbb{R}^2\} \end{aligned}$$

式中: Φ 为低频区域母函数; Ψ 为横向区域母函数; $\tilde{\Psi}$ 为纵向区域母函数。

1.1.3 离散 Shearlet 变换

离散的锥适应 Shearlet 系统可以定义为可数的连

续锥适应 Shearlet 系统的子集。首先令：

$$A_{2^j} = \begin{bmatrix} 2^j & 0 \\ 0 & (2^j)^{1/2} \end{bmatrix}, \quad \tilde{A}_{2^j} = \begin{bmatrix} (2^j)^{1/2} & 0 \\ 0 & 2^j \end{bmatrix}$$

$$M_c = \begin{bmatrix} c_1 & 0 \\ 0 & c_2 \end{bmatrix}, \quad \tilde{M}_c = \begin{bmatrix} c_2 & 0 \\ 0 & c_1 \end{bmatrix}$$

式中： A_{2^j} 和 \tilde{A}_{2^j} 抛物线尺度矩阵，其中 j 为剪切参数； M_c 和 \tilde{M}_c 为对角矩阵，其中 c 为采样常数； j, k, m 对应连续系统中的 a, s, t ，分别为剪切参数、尺度参数和平移参数。

令 $\phi \in L^2(R^2)$ 为一个尺度函数， $\varphi, \tilde{\varphi} \in L^2(R^2)$ 为 Shearlet 母函数， $c = (c_1, c_2) \in R^2 > 0$ 为采样常数，锥适应的离散剪切波系统 $SH_\varphi(\phi, \varphi, \tilde{\varphi})$ 定义为如下的集合：

$$\Phi = \{ \phi_m = \phi(\cdot - c_1 m) : m \in R^2 \}$$

$$\Psi = \{ \varphi_{j,k,m}(x) = 2^{-3/4} \varphi(A_{2^j} S_k \cdot - M_c) : j \geq 0, |k| \leq [2^{j/2}], m \in R^2 \}$$

$$\tilde{\Psi} = \{ \tilde{\varphi}_{j,k,m}(x) = 2^{-3/4} \tilde{\varphi}(\tilde{A}_{2^j} S_k^T \cdot - M_c) : j \geq 0, |k| \leq [2^{j/2}], m \in R^2 \}$$

当函数集合 $\varphi \subset L^2(R^2)$ 满足：

$$A \|f\|^2 \leq \sum_{\varphi \in \Psi} |\langle f, \varphi \rangle|^2 \leq B \|f\|^2 \quad (6)$$

特定常数 $A, B > 0$ 为在 $L^2(R^2)$ 上 f 的一个框架；当 $A = B$ 时， Ψ 是一个紧支架，而且，当 $A = B$ 时成为一个 Parseval 框架。Guo 等^[16]构造出剪切母函数 Ψ 和 $\tilde{\Psi}$ 以及尺度函数 Φ ，使得在 $L^2(R^2)$ 上构造出一个 Parseval 结构的 Shearlet 系统。Pisamai 等^[17]提出了紧支撑的 Shearlet 母函数，可以使其在 $L^2(R^2)$ 上生成离散锥适应 Shearlet 系统。

1.2 Shearlet 的稀疏性

基于信号分解的随机噪声压制方法，压制噪声效果的好坏依赖于分解方法对有效信号的逼近程度。为了展示 Shearlet 具有良好的稀疏性质，可以用来压制随机噪声，现对一个无噪声的地震数据进行分解，然后在 Shearlet 域保留 0.5% 和 1% 的最大系数重构地震数据(图 2)。

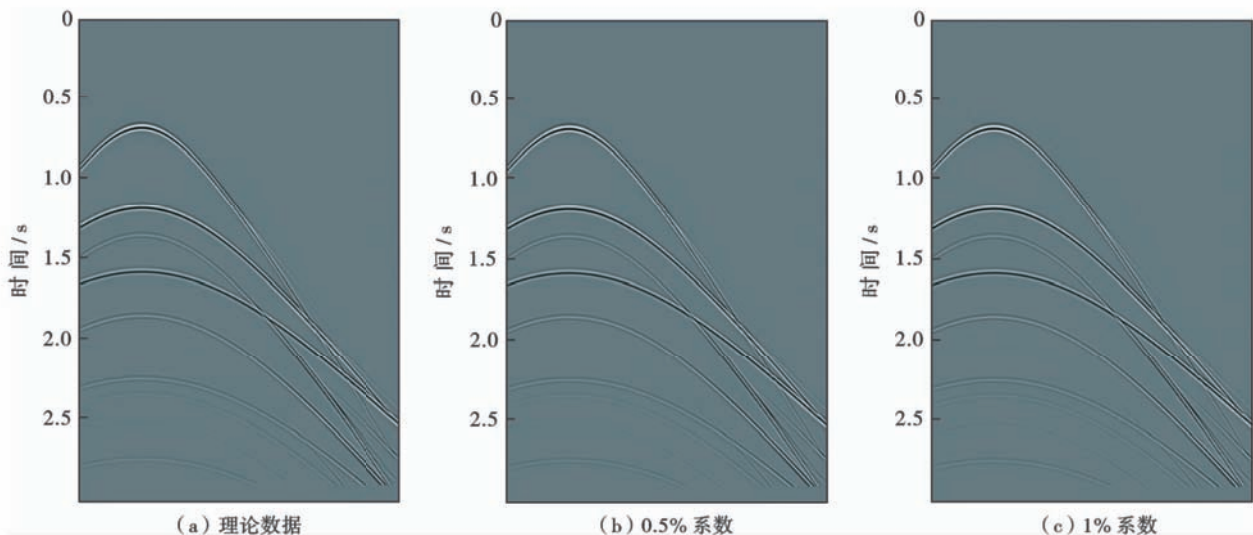


图 2 Shearlet 重构地震数据

Fig. 2 Reconstruction of seismic data using the shearlet transform

可以看出在图 2(b)只保留 0.5%最大系数时(重构误差 4.2%)，重构得到的同相轴基本保留了主要能量，只有深部同相轴能量稍有损失；而图 2(c)保留 1%最大系数时(重构误差 2.2%)，重构数据与理论同相轴基本一致；当保留最大 3%系数时，逼近误差已几乎为零，这证实了 Shearlet 具有很好的稀疏性质，可以用于压制随机噪声。为了进一步展示 Shearlet 的优越性，图 3 比较了 4 种变换域中重构误差，横坐标表示保留最大的百分比系数，纵坐标表示逼近误差。显然在保留相同百分比系数时，Shearlet 变换重构误差最小，稀疏性最好。

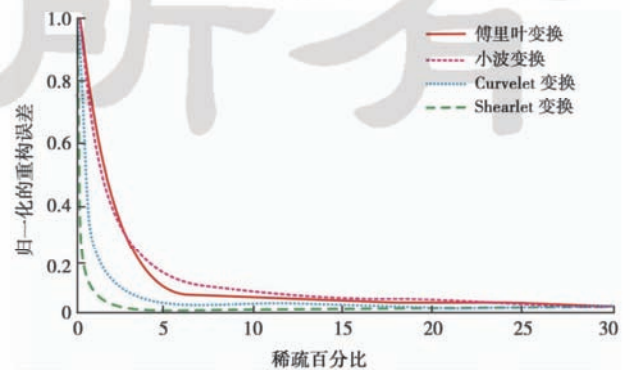


图 3 4 种域中的重构误差

Fig. 3 Reconstruction errors in four domains

1.3 Shearlet 变换去噪原理

Shearlet 满足抛物线尺度特性,并且具有很好的局部化特性、高度的方向敏感性和良好的稀疏特性,这些性质是可以将其用来处理地震数据的基础。

将 Shearlet 用于地震数据去噪,首先要进行数据分解,Shearlet 的分解主要由多尺度分解和方向局部化完成。图 4 展示了 Shearlet 变换的流程。

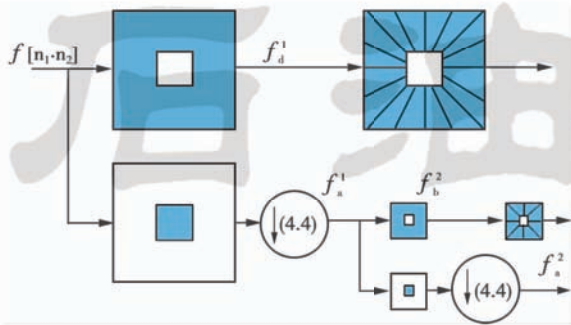


图 4 离散 Shearlet 变换流程

Fig. 4 Flow chart of discrete shearlet transform

具体过程为^[26]:

- ①采用拉普拉斯金子塔算法^[27],将在尺度下的图像 f_d^{j-1} 分解成一个低频图像 f_d^j 和一个高频图像 f_h^j ;
- ②在高频图像的伪极向格上计算其傅里叶变换 \tilde{f}_g^j ,从而得到矩阵 Pf_g^j ;
- ③利用带通滤波器对步骤②得到的矩阵 Pf_g^j 进行滤波处理;
- ④重新定义笛卡尔坐标系的坐标值之后,对上一步滤波处理后得到的数据进行逆伪极向快速傅里叶变换,从而得到剪切波系数;
- ⑤ $j = j + 1$,如果 $j < L$,则重复上述步骤。

在实际地震数据处理中,设地震信号为 f_s ,有效信号为 f ,噪声信号为 f_n ,那么有 $f_s = f + f_n$ 。去噪后的信号为 $f = S^{-1}(T(S))$,式中 S 为剪切波变换; S^{-1} 为剪切波逆变换; T 为阈值函数。

由于剪切波具有多方向性,当基函数和地震信号的方向大致相同时可以得到较大的剪切波系数,当基函数方向和地震信号方向垂直或者差别较大时则得到较小的剪切波系数。实际上,得到的地震数据同相轴能量较噪声信号强许多,其剪切波系数也相对较大。这样采用一个硬阈值处理,去掉较小的 Shearlet 系数,之后进行逆 Shearlet 变换,就可以实现去噪。笔者选取的阈值函数为:

$$T(f) = \begin{cases} T_i, & |T_i| \geq C \cdot \lambda \cdot \sigma \\ 0, & |T_i| < C \cdot \lambda \cdot \sigma \end{cases} \quad (7)$$

式中: C 为常数变量,根据不同尺度不同噪声水平选取不同值; λ 为 Shearlet 域系数的均方根; σ 为噪声的标准差。

2 模型试算

为了验证 Shearlet 的有效性,笔者对一个理论合成地震记录进行处理,共 250 道,750 个采样点,采样间隔 4 ms。对合成地震记录加入不同强度的噪声,分别用 F-X 反褶积、小波阈值、Curvelet 阈值和 Shearlet 阈值分别去噪,对于曲波变换和剪切波变换,笔者均采用相同的尺度(尺度为 4),采用硬阈值算法。采用信噪比作为判断去噪效果的客观参数,定义信噪比为:

$$SNR = 20 \log_{10} \left(\frac{\|s_0\|_2}{\|s_1 - s_0\|_2} \right) \quad (8)$$

式中: s_0 为无噪声数据; s_1 为噪声数据或者去噪后的数据。

图 5 显示了理论合成地震记录、加入随机噪声的地震记录 (SNR = 2.946 3 dB)、F-X 反褶积 (SNR = 8.644 1 dB)、小波变换 (SNR = 9.851 5 dB)、Curvelet 变换阈值去噪法 (SNR = 12.551 4 dB) 和 Shearlet 变换阈值去噪后 (SNR = 14.803 3 dB) 的地震记录。从直观上来看,F-X 反褶积在一定程度上去掉了噪声,但是还可以清楚看到许多噪声残留,很难达到令人满意的效果;小波变换去除了大部分噪声,但是明显的缺陷是同相轴附近模糊严重,大量噪声残留,这是由于小波变换稀疏逼近性质导致的,在同相轴曲率大的地方尤为明显;Curvelet 变换去掉了绝大部分噪声,但是去噪后在同相轴附近还残留了一些噪声,同相轴有模糊现象,曲率大的部分尤为严重,相比小波变换有了很大的改善;而 Shearlet 变换去噪后噪声基本消除,同相轴十分细腻清晰,与理论地震记录基本一致,特别是在同相轴曲率大的地方 Shearlet 具有比其他方法更高的精度,也是 Shearlet 稀疏逼近性和方向性优于其他变换的表现,可以看出 Shearlet 变换的去噪能力比 Curvelet 更强。

从图 6 的 4 个差剖面中可以看出,F-X 反褶积和小波变换都可以去掉大部分噪声,但同时也损失了很多有效信息,差剖面中同相轴十分明显,这不符合高保真度的要求;Curvelet 变换去掉了大部分噪声,同时也损失了少部分有效信息,在同相轴曲率大的地方可以清晰看到有效信号,使有效信号产生了畸变;Shearlet 变换则在去除噪声的同时有效地保护了有效信号的完整性,最大限度地提高了信噪比。

表 1 总结了不同信噪比地震记录去噪前后信噪比的对比,可以清楚看出 F-X 反褶积和小波去噪效果相近,一定程度提高了信噪比。但是去噪能力相对 Shearlet 和 Curvelet 差很多。Shearlet 相比 Curvelet 可以提高信噪比约 2~3 dB,显示出了更强的去噪能力。

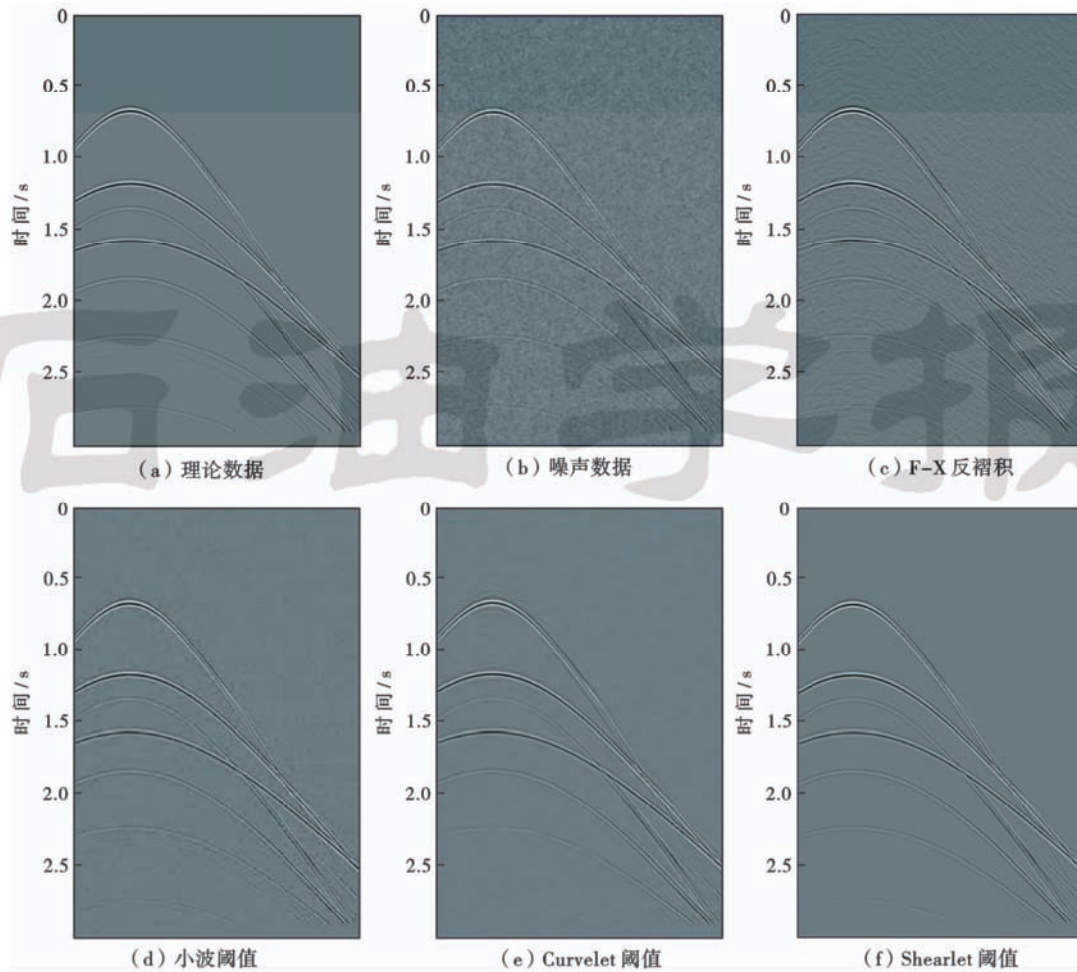


图 5 合成地震记录及 4 种方法去噪效果对比

Fig. 5 Synthetic seismogram and comparison of four denoising methods

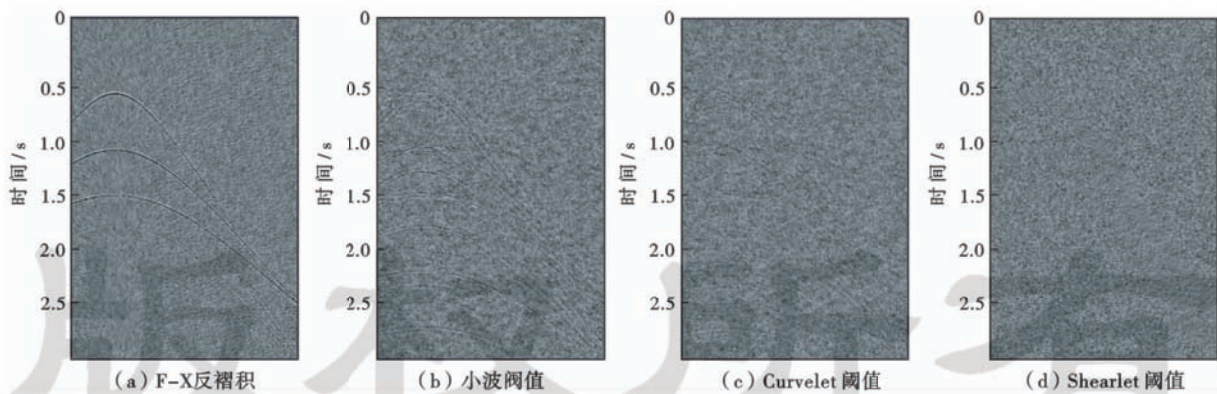


图 6 不同方法对理论数据去噪差剖面

Fig. 6 Residual error profiles of synthetic seismic data obtained using different denoising methods

表 1 不同信噪比数据去噪前后对比

Table 1 Contrast of data with different signal-to-noise ratios before and after denoising

噪声数据/dB	F-X反褶积/dB	小波变换/dB	Curvelet变换/dB	Shearlet变换/dB
-7.3382	2.7972	3.2394	5.8952	8.9669
2.9463	8.6441	9.8515	12.5514	14.8033
8.7027	12.9849	13.6962	15.0435	17.1573

3 应用实例

下面对一组某地实际地震数据进行去噪并对比, 该数据截取陆上某地二维地震记录, 该地震记录中含有较强的随机噪声, 有效信息被噪声严重覆盖, 同相轴不是很清晰。图 7 是几种不同去噪方法压制随机噪声效果, 图 7(b) 为 F-X 反褶积去噪, 其将有效信号和噪

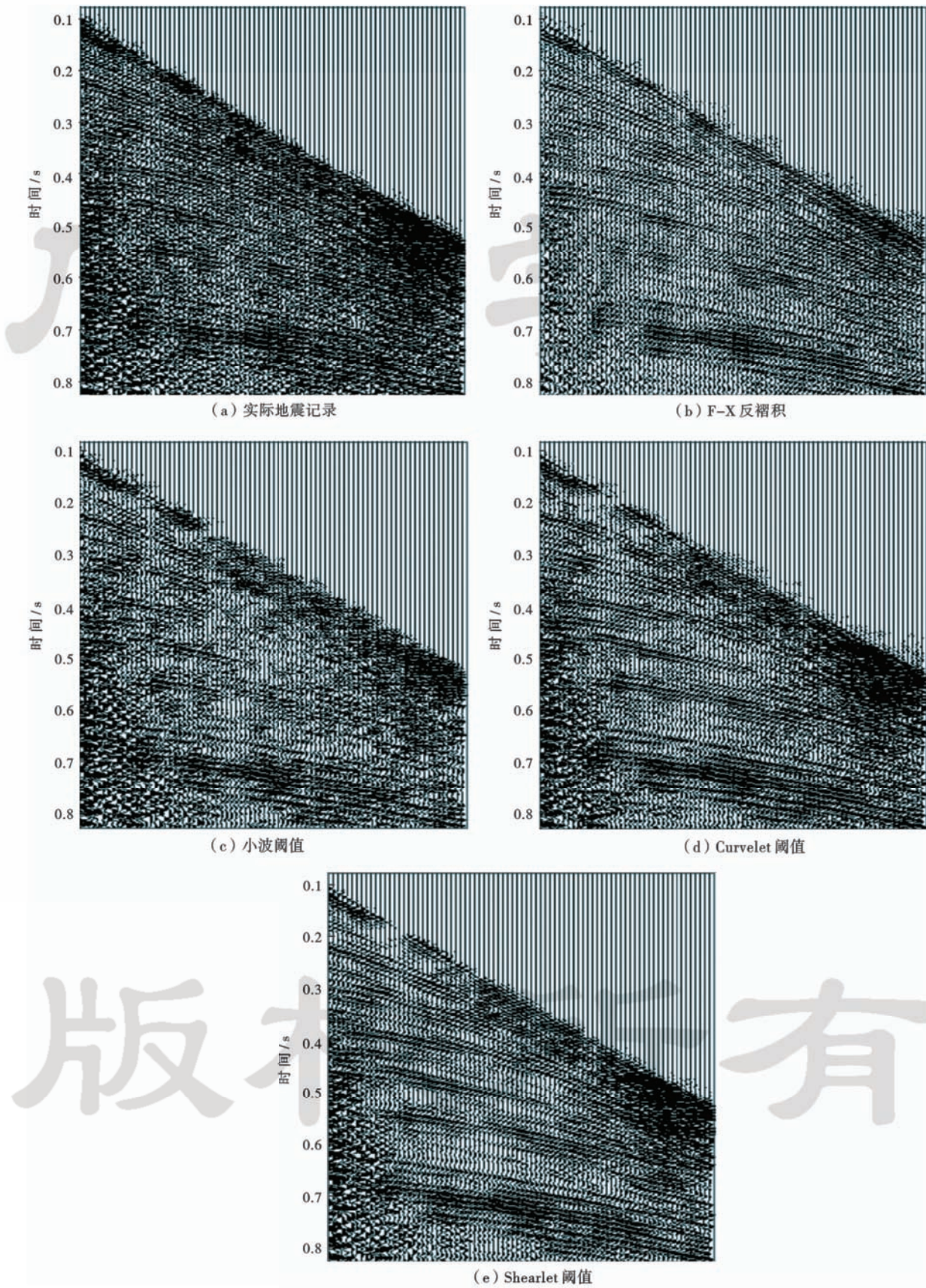


图 7 实际数据及 4 种方法去噪后对比

Fig. 7 Actual seismic data and comparison of four denoising methods

声同时去掉很多,有效信息被过度扼杀;图7(c)为小波阈值去噪,去噪后同相轴较为明显,但是深部噪声依然过多,并且去噪后导致部分同相轴不连续;图7(d)为 Curvelet 去噪,去掉了大部分噪声,但是深部同相轴附近依然存在着噪声,同相轴附近依然比较模糊,同相轴不够清晰细腻;图7(e)为 Shearlet 去噪,可以看出,深部的同相轴清晰可见,并且噪声大部分都被去掉,同相轴连续性较好,取得了很好的去噪效果。无论是在保真度、分辨率还是信噪比方面,Shearlet 变换在

去除随机噪声方面都显示出巨大的优势。

图8为4种去噪方法去噪的差剖面。显然,图8(a)F-X反褶积去噪后,图中含有大部分噪声,同时也含有大部分信号,并不能作为一个很好的去噪方法;图8(b)小波变换相对F-X反褶积保留了更多信号,但是也损失少量有效信息,并且噪声去除不是很好;图8(c)Curvelet变换去掉了绝大部分噪声,并且对有效信号保护更好,可见少量有效信号;图8(d)Shearlet变换去除随机噪声效果最好,有效信息保留最多,去噪效果令人满意。

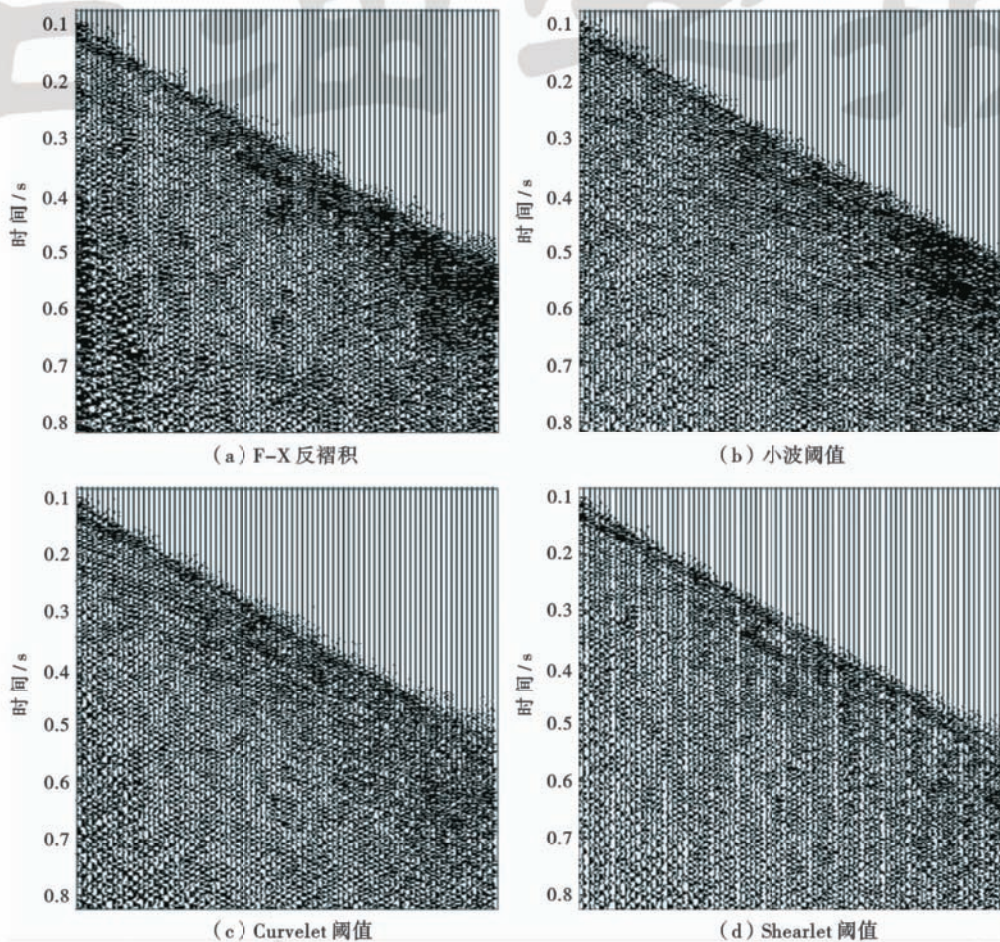


图8 实际数据去噪后差剖面

Fig. 8 Residual error profiles of actual seismic data after denoising using different methods

4 结论及展望

Shearlet 变换作为一种新的多维函数稀疏表示方法,有着多方向性、多分辨率、局部化好和最佳稀疏表示性质,在图像去噪上取得很好的效果。笔者将其应用于地震随机噪声压制,相比常规去噪方法和目前比较成熟的多尺度 Curvelet 去噪都取得了令人满意的效果。Shearlet 变换相比其他多尺度方法具有稀疏性更好,计算速度更快的优势,十分适用于地震数据处理。目前 Shearlet 变换在许多领域取得了很好的效果,其优秀的性质可以进一步引进到地震数据处理领域,可以继续将 Shearlet 做以下研究:

(1) 除采用尺度4的硬阈值去噪方法外,还可采用更加精细的尺度和其他阈值方法,如软阈值、双阈值以及收缩阈值等,可以取得更佳的去噪效果。

(2) 利用 Shearlet 的多方向性进行面波压制,相干噪声的去除,压制多次波等。

(3) 利用 Shearlet 的最佳稀疏表示进行地震数据插值、地层吸收补偿。

由于 Shearlet 变换本身的数学结构简单,加上人们对其算法的不断改进,Shearlet 变换在地震数据处理领域具有很大发展潜力,三维 Shearlet 算法的逐渐发展,也将为高精度地震勘探提供有力的工具。

参 考 文 献

- [1] 刘振武, 撒利明, 张昕, 等. 中国石油开发地震技术应用现状和未来发展建议[J]. 石油学报, 2009, 30(5): 711-716.
Liu Zhenwu, Sa Liming, Zhang Xin, et al. Current application and future development of production seismology in PetroChina[J]. Acta Petrolei Sinica, 2009, 30(5): 711-716.
- [2] 康冶, 于承业, 贾卧, 等. f-x 域去噪方法研究[J]. 石油地球物理勘探, 2003, 38(2): 136-138
Kang Ye, Yu Chengye, Jia Wo, et al. f-x domain denoising research[J]. Oil Geophysical Prospecting, 2003, 38(2): 136-138
- [3] Brian Russel, Dan Hampson, Joong Chun. Noise elimination and the radon transform. Part 1[J]. The Leading Edge, 1990, Vol. 9, No. 11: 31-37.
- [4] 张军华, 吕宁, 田连玉, 等. 地震资料去噪方法技术综合评述[J]. 地球物理学进展, 2006, 21(2): 546-553.
Zhang Junhua, Lv Ning, Tian Lianyu, et al. An overview of the methods and techniques for seismic data noise attenuation[J]. Progress in Geophysics, 2006, 21(2): 546-553.
- [5] 张军华, 陆基孟. 小波变换方法在地震资料中去噪和提高分辨率中的应用[J]. 石油大学学报: 自然科学版, 1997, 21(1): 18-21.
Zhang Junhua, Lu Jimeng. Application of wavelet transform in removing noise and improving resolution of seismic data[J]. Journal of University of Petroleum: Edition of Natural Science, 1997, 21(1): 18-21.
- [6] 焦李成, 谭山. 图像的多尺度几何分析: 回顾和展望[J]. 电子学报, 2003, 31(12): 1975-1981.
Jiao Licheng, Tan Shan. Development and prospect of image multi-scale geometric analysis[J]. Acta Electronica Sinica, 2003, 31(12): 1975-1981.
- [7] 彭才, 常智, 朱仕军. 基于曲波变换的地震数据去噪方法[J]. 石油物探, 2008, 47(5): 461-464.
Peng Cai, Chang Zhi, Zhu Shijun, et al. Noise elimination method based on Curvelet transform[J]. Geophysical Prospecting for Petroleum, 2008, 47(5): 461-464.
- [8] 全中飞, 王德利, 刘冰. 基于 Curvelet 变换阈值法的地震数据去噪方法[J]. 吉林大学学报: 地球科学版, 2008(S1): 48-52.
Tong Zhongfei, Wang Deli, Liu Bing. Seismic Data Denoise Based on Curvelet Transform with the Threshold Method[J]. Journal of Jilin University (Earth Science Edition), 2008(S1): 48-52.
- [9] 孙佳林. 基于 Curvelet 变换的地层吸收补偿方法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2013.
Sun Jianlin. Absorption compensation based on Curvelet transform[D]. Changchun: Jilin University, 2013.
- [10] 王德利, 全中飞, 唐晨, 等. Curvelet 阈值迭代法地震随机噪声压制[J]. 应用地球物理, 2010, 7(4): 315-324.
Wang Deli, Tong Zhongfei, Tang Chen, et al. An iterative curvelet thresholding algorithm for seismic random noise attenuation[J]. Applied Geophysics, 2010, 7(4): 315-324.
- [11] 冯飞, 王德利, 张亚红, 等. 结合曲波变换的焦点变换在地震数据去噪和插值中的应用[J]. 物探与化探, 2013, 37(3): 480-487.
Feng Fei, Wang Deli, Zhang Yahong, et al. The application of focal transform in combination with Curvelet transform to seismic data denoising and interpolation. [J]. Geophysical & Geochemical Exploration, 2013, 37(3): 480-487.
- [12] 孟大江, 王德利, 冯飞, 等. 基于 Curvelet 变换的稀疏反褶积[J]. 石油学报, 2013, 34(1): 107-114.
Meng Dajiang, Wang Deli, Feng Fei, et al. Sparse deconvolution based on the Curvelet transform[J]. Acta Petrolei Sinica, 2013, 34(1): 107-114.
- [13] Guo K, Kutyniok G, Labate D. Sparse multidimensional representations using anisotropic dilation and shear operators[M]//—Chen G, Lai M J. Wavelets and Splines (Athens, GA, 2005); Nashboro Press, 2006: 189-201.
- [14] Labate D, Lim W Q, Kutyniok G, et al. Sparse multidimensional representation using shearlets[C]// Optics & Photonics 2005. International Society for Optics and Photonics, 2005: 59140U-59140U-9.
- [15] Kutyniok G, Shihram M, Zhuang X. Shearlab: A rational design of a digital parabolic scaling algorithm[J]. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2012, 5(4): 1291-1332.
- [16] Guo K, Labate D. The construction of smooth parseval frames of Shearlets[J]. Mathematical Modelling of Natural Phenomena, 2013, 8(01): 82-105.
- [17] Kittipoom P, Kutyniok G, Lim W Q. Construction of compactly supported Shearlet frames [J]. Constructive Approximation, 2012, 35(1): 21-72.
- [18] Guo K, Labate D. Optimally sparse multidimensional representation using shearlets[J]. SIAM Journal on Mathematical Analysis, 2007, 39(1): 298-318.
- [19] Easley G, Labate D, Lim W Q. Sparse directional image representations using the discrete shearlet transform[J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2008, 25(1): 25-46.
- [20] Yi S, Labate D, Easley G R, et al. A shearlet approach to edge analysis and detection[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2009, 18(5): 929-941.
- [21] 邓承志. Shearlet 变换与图像处理应用[J]. 南昌工程学院学报, 2011, 30(6): 1-6.
Deng Chengzhi. Shearlet transform and its applications in image processing[J]. Journal of Nanchang Institute of Technology, 2011, 30(6): 1-6.
- [22] 柴勇, 何友, 曲长文. 迭代离散 Shearlet 变换异类源遥感图像融合[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(3): 174-176.
Chai Yong, He You, Qu Changwen. Remote sensing image fusion based on iterative discrete Shearlet transform[J]. Computer Engineering and Applications, 2011, 47(3): 174-176
- [23] 朱华生, 徐晨光. Shearlet 变换域自适应图像去噪算法[J]. 激光与红外, 2012, 42(7): 811-814.
Zhu Huasheng, Xu Chengguang. Adaptive image denoising algorithm based on Shearlet transform[J]. Laser & Infrared, 2012, 42(7): 811-814.
- [24] 胡海智, 孙辉, 邓承志, 等. 基于 Shearlet 变换的图像去噪算法[J]. 计算机应用, 2010(6): 1562-1564.
Hu Haizhi, Sun Hui, Deng Chengzhi, et al. Image denoising algorithm based on Shearlet transform[J]. Journal of Computer Applications, 2010(6): 1562-1564.
- [25] 屈勇, 曹俊兴, 朱海东, 等. 一种改进的全变分地震图像去噪技术[J]. 石油学报, 2011, 32(5): 815-819.
Qu Yong, Cao Junxing, Zhu Haidong, et al. An improved total variation technique for seismic image denoising[J]. Acta Petrolei Sinica, 2011, 32(5): 815-819.
- [26] 胡成飞. 基于剪切波变换的低剂量 CT 图像去噪算法研究[D]. 郑州: 郑州大学, 2012.
Hu Chengfei. The Denoising Algorithm of Low-dose CT Images based on Shearlet Transformation[D]. Zhengzhou: Zhengzhou University, 2012.
- [27] Burt P, Adelson E. The Laplacian pyramid as a compact image code [J]. IEEE Transactions on Communications, 1983, 31(4): 532-540.