

结合主成分分析的四维块匹配协同滤波 三维地震信号去噪

张欢¹, 池越¹, 周亚同¹, 任婷婷²

¹河北工业大学电子信息工程学院, 天津市电子材料与器件重点实验室, 天津 300401;

²中国移动河北省分公司, 河北 石家庄

摘要 四维块匹配协同滤波(BM4D)用于地震信号去噪时,虽然性能良好,但需要预知噪声标准差。针对上述问题,提出结合主成分分析(PCA)噪声估计的BM4D三维地震信号去噪算法。该算法首先用PCA对地震信号进行噪声估计,然后将估计结果用于BM4D去噪。对人工合成与实际三维地震信号的去噪实验结果表明,本文算法具有可行性,既能取得很好的去噪效果,又能规避BM4D对噪声水平预估值敏感的局限性。与5种噪声估计算法的对比实验表明,本文方法在噪声估计时间和精度方面均具有优势。

关键词 图像处理; 三维地震信号去噪; 块匹配协同滤波; 噪声估计; 主成分分析; 均方根误差

中图分类号 TP751.1

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP55.041007

Three Dimensional Seismic Signal Denoising Based on Four-Dimensional Block Matching Cooperative Filtering Combined with Principle Component Analysis

Zhang Huan¹, Chi Yue¹, Zhou Yatong¹, Ren Tingting²

¹School of Electronic and Information Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300401, China;

²Hebei Mobile Communication Co., Ltd., Shijiazhuang, Hebei 050022, China

Abstract Four-dimensional block matching cooperative filtering (BM4D) has a good performance when it is used for seismic signal denoising. But it has to predict noise standard deviation. To overcome this issue, we present a three-dimensional seismic signal denoising algorithm based on BM4D combined with principal component analysis (PCA). We first use PCA to estimate the noise standard deviation of the seismic signal, and then use the result of estimation for BM4D denoising. The experimental results of synthetic and actual 3D seismic signal denoising show that the proposed algorithm is feasible and can not only achieve the good denoising effect, but also avoid the sensitive limitations of noise level estimation. Compared with other five noise estimation algorithms, the experimental results show that the proposed algorithm has advantages in both noise estimation time and accuracy.

Key words image processing; three-dimensional seismic signal denoising; block matching cooperative filtering; noise estimation; principal component analysis; root-mean-square error

OCIS codes 100.2000; 100.2650; 100.2960; 100.6890

1 引言

地震信号在采集时会混入噪声,去除噪声对提高地震信号分辨率和信噪比至关重要。目前,已有很多

地震信号去噪算法,其中,三维地震信号去噪算法日益受到重视。1998年,苏贵士等^[1]提出三维F-XYZ域预测去噪方法;2011年,张华等^[2]应用bior小波基处理地震数据,有效提取了高低频分量;2013年,田彦

收稿日期: 2017-08-25; 收到修改稿日期: 2017-10-09

基金项目: 河北省自然科学基金(E2016202341)、教育部人文社会科学研究规划基金(15YJA630108)

作者简介: 张欢(1993—),女,硕士研究生,主要从事智能信息处理、视频与图像处理方面的研究。

E-mail: 921076733@qq.com

导师简介: 池越(1977—),男,博士,副教授,硕士生导师,主要从事地震信号处理、模式识别与机器学习等方面的研究。

E-mail: chiyeuliuxin@126.com(通信联系人)

灿等^[3]设计了基于十字交叉排列的三维锥形滤波,有效压制了各种噪声;2014年,张之涵等^[4]在二维曲波变换的基础上,提出了基于三维曲波变换的去噪方法;2015年,Li等^[5]提出 τ - p 变换技术,提高了信噪比;同年,张广智等^[6]在三维地震信号去噪过程中引入稀疏冗余表示方法;2016年,Chen等^[7]提出通过修改截断奇异值分解(TSVD)公式提高去噪性能。此外,还有很多经典的三维去噪算法,如基于K-L变换、轮廓波变换^[8]、Radon变换^[9-10]、中值滤波^[11-12]、三维各向异性扩散滤波^[13]等的三维去噪算法。

很多信号去噪算法都需要预估噪声方差或者标准差作为算法输入参数,因而,去噪算法的性能在很大程度上取决于噪声估计的准确性^[14]。噪声估计是当前一个热点研究领域:文献^[15]通过度量位平面随机性来计算噪声方差;Zoran等^[16]利用边缘带通滤波器建立一个峰度模型评估噪声方差;利用贝叶斯收缩算法分析噪声方差范围内残差自相关来寻找真实噪声方差^[17];Pyatykh等^[18]提出主成分分析(PCA)方法,通过计算信号协方差矩阵的最小特征值来估计噪声方差。此外,还有噪声局部估计算法等^[19-20]。

四维块匹配协同滤波(BM4D)是一种优秀的去噪算法,能较好地保留信号细节,较少引入假象,于2017年被尝试用于地震信号去噪^[21]。该算法通过相似数据块匹配分组形成多维矩阵,利用更高一维的滤波来处理每组相似数据块,能有效利用信号空间域的冗余信息。但是该算法在去噪时也需要预知噪声标准差。本文提出一种结合PCA的BM4D地震信号去噪算法,既能达到很好的去噪效果,又规避了BM4D的局限。对人工合成地震信号和实际地震信号的去噪实验结果表明,本文算法在噪声估计时间和噪声估计绝对偏差两方面均具优势。

2 BM4D算法原理及其优缺点分析

2.1 三维地震信号去噪

三维地震信号噪声模型为

$$z(x) = y(x) + n(x), \quad x \in X, \quad (1)$$

式中 y 是原始地震信号, n 是均值为0、标准差为 σ 的高斯白噪声, $n \sim N(0, \sigma^2)$, z 为含噪地震信号, x 为信号域 X 的三维坐标。

2.2 BM4D算法基本原理

BM4D算法有两个阶段:硬阈值阶段和维纳滤波阶段。每个阶段包含三个步骤:分组,协同滤波,聚合^[22]。

1) 硬阈值阶段。令 $A_{x_m}^z$ 表示从三维地震加噪信

号 z 中提取的大小为 $L \times L \times L$ 的三维数据块。这个阶段中,将与 $A_{x_m}^z$ 相似的三维数据块堆叠在一起形成四维相似组,每两个数据块的相似度由下式度量:

$$d(A_{x_i}^z, A_{x_j}^z) = \frac{\|A_{x_i}^z - A_{x_j}^z\|_2^2}{L^3}, \quad (2)$$

式中 $\|\cdot\|_2^2$ 表示两个数据块相应强度之间的平方差的和, L^3 为归一化因子。

第一步:分组。若基于(2)式的数据块与提取的 $A_{x_m}^z$ 间的距离小于或等于预定阈值 D^h ,则认为它与 $A_{x_m}^z$ 相似,可分为一组(上标 h 代表用硬阈值估计)。首先,定义相似组索引集合

$$S = \{x_i \in X : d(A_{x_i}^z, A_{x_m}^z) \leq D^h\}, \quad (3)$$

然后,构建四维相似组

$$\mathbf{G}_S^z = \prod_{x_i \in S} A_{x_i}^z. \quad (4)$$

第二步:协同滤波。这个过程中用四维变换 T_{4D}^h 稀疏表示四维组(T_{4D}^{h-1} 为 T_{4D}^h 的逆变换):

$$(T_{4D}^h)^{-1} \{ \gamma^h [T_{4D}^h(\mathbf{G}_S^z)] \} = \hat{\mathbf{G}}_S^y = \prod_{x_i \in S} \hat{A}_{x_i}^y, \quad (5)$$

每个 $\hat{A}_{x_i}^y$ 是从原始地震信号 y 中提取的 $A_{x_i}^y$ 的估计。

第三步:聚合。通过对得到的不同估计值进行自适应加权平均来得到最终估计值

$$\hat{y}^h = \frac{\sum_{x_m \in X} \left(\sum_{x_i \in S} \omega_{x_m}^h \hat{A}_{x_i}^y \right)}{\sum_{x_m \in X} \left(\sum_{x_i \in S} \omega_{x_m}^h \chi_{x_i} \right)}, \quad (6)$$

式中 $\omega_{x_m}^h$ 是组依赖权重, χ_{x_i} 是 $\hat{A}_{x_i}^y$ 的特征函数。

$$\omega_{x_m}^h = \frac{1}{\sigma^2 N_{x_m}^h}, \quad (7)$$

式中 σ 是噪声标准差, $N_{x_m}^h$ 表示(5)式中非零系数的个数。

2) 维纳滤波阶段。

第一步:分组。由于 \hat{y}^h 中的噪声水平比 z 中实际值小得多,为了获得关于 z 更可靠的数据,类似于硬阈值阶段,对于 \hat{y}^h 中提取的每个参考数据块 $A_{x_m}^{\hat{y}^h}$,构建其索引集合

$$S_1 = \{x_i \in X : d(A_{x_m}^{\hat{y}^h}, A_{x_i}^{\hat{y}^h}) < D^w\}. \quad (8)$$

这一过程得到两个相似组,即从含噪地震数据 z 得到的 z_{S_1} 和从基础估计值 \hat{y}^h 得到的 $\hat{y}_{S_1}^h$ 。

第二步:协同滤波。经验维纳滤波系数为

$$W_{S_1} = \frac{T_{4D}^w (\mathbf{G}_{S_1}^{\hat{y}^h})^2}{T_{4D}^w (\mathbf{G}_{S_1}^{\hat{y}^h})^2 + \sigma^2}, \quad (9)$$

最终估计值为

$$\hat{\mathbf{G}}_{S_1}^z = (T_{4D}^w)^{-1} [W_{S_1} T_{4D}^w (\mathbf{G}_{S_1}^z)], \quad (10)$$

式中 T_{4D}^w 为四维变换, $(T_{4D}^w)^{-1}$ 为四维逆变换。

第三步:聚合。类似于(6)式,最终的估计 \hat{y}^w 同样是通过自适应加权平均得到,但其最终估计的聚合权重为

$$\omega_{4D}^w = \sigma^{-2} \|W_{S_1}\|_2^{-2}, \quad (11)$$

2.3 BM4D 算法对输入噪声标准差的敏感度分析

由于 BM4D 算法在去噪时需要预知信号的噪声标准差,因此先预估噪声标准差,再应用 BM4D 去噪。噪声标准差估计准确与否对 BM4D 去噪效果有较大影响。为了进一步分析 BM4D 算法对输入噪声标准差的敏感程度,对给定地震信号分别添加噪声标准差为 5、8、10、12、15 的加性高斯白噪声,然后对比分析噪声标准差的正向偏离度和负向偏离度对 BM4D 去噪效果的影响。设原始地震信号中加入的噪声标准差为 σ , BM4D 去噪时输入的噪声标准差为 σ_1 , 偏离度公式为 $|\sigma_1 - \sigma| \div \sigma \times 100\%$ 。

某三维实际地震信号共 $200 \times 200 = 40000$ 道,每道含 200 个采样点,其幅值被归一化至 $[0, 1]$ 。

图 1 为噪声标准差在不同偏离度时的 BM4D 去噪效果,展现了噪声标准差分别取 5、8、10、12、15 时,均方根误差(RMSE)随噪声标准差偏离度的变化。分析图 1 可知, BM4D 的 RMSE 在噪声标准差偏离度小于 5% 时基本不变,超过 5% 时,随偏离度的增大而变大,且负向偏离度对 BM4D 去噪效果的影响较明显。

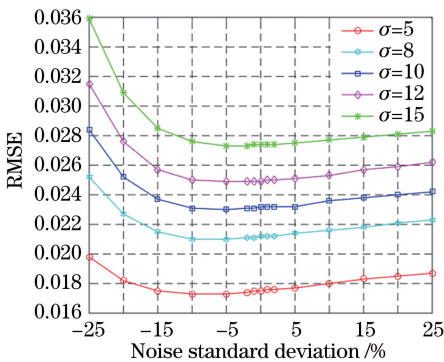


图 1 噪声标准差在不同偏离度时 BM4D 算法的去噪效果曲线图

Fig. 1 Noise reduction curve of BM4D algorithm for different noise standard deviations

3 噪声估计原理

3.1 基于 PCA 的噪声估计原理

和前述假设一致, y 是大小为 $A_1 \times A_2 \times A_3$ 的

原始三维地震信号, z 是含噪三维地震信号。其中噪声方差 σ^2 未知,有待估计。

信号 z, y, n 中都包含大小为 $N = (A_1 - M_1 + 1) \times (A_2 - M_2 + 1) \times (A_3 - M_3 + 1)$ 的 $M_1 \times M_2 \times M_3$ 个子块,其左上角位置是从集合 $\{1, 2, \dots, A_1 - M_1 + 1\} \times \{1, 2, \dots, A_2 - M_2 + 1\} \times \{1, 2, \dots, A_3 - M_3 + 1\}$ 获取的。这些块可以重新排列成具有 $M = M_1 M_2 M_3$ 个元素的向量, $z_i, n_i, y_i (i = 1, 2, \dots, N)$ 可分别看作随机向量 $\mathbf{Z}, \mathbf{N}, \mathbf{Y}$ 的实现。由于 n 是与三维地震信号独立的加性白高斯噪声,所以 $\mathbf{N} \sim N_M(0, \sigma^2 \mathbf{I})$, $\text{cov}(\mathbf{Y}, \mathbf{N}) = 0$ 。

令 \mathbf{A}_Y 和 \mathbf{A}_Z 分别表示 \mathbf{Y} 和 \mathbf{Z} 的样本协方差矩阵, $\tilde{\lambda}_{Y,1} \geq \tilde{\lambda}_{Y,2} \geq \dots \geq \tilde{\lambda}_{Y,M}$ 为 \mathbf{A}_Y 的特征值,分别对应归一化特征向量 $\tilde{\mathbf{V}}_{Y,1}, \tilde{\mathbf{V}}_{Y,2}, \dots, \tilde{\mathbf{V}}_{Y,M}$, \mathbf{A}_Z 的特征值为 $\tilde{\lambda}_{Z,1} \geq \tilde{\lambda}_{Z,2} \geq \dots \geq \tilde{\lambda}_{Z,M}$, 其对应的归一化特征向量是 $\tilde{\mathbf{V}}_{Z,1}, \tilde{\mathbf{V}}_{Z,2}, \dots, \tilde{\mathbf{V}}_{Z,M}$ 。 $\tilde{\mathbf{V}}_{Z,1}^T \mathbf{Z}, \dots, \tilde{\mathbf{V}}_{Z,M}^T \mathbf{Z}$ 是 \mathbf{Z} 的样本主分量,满足

$$c^2 (\tilde{\mathbf{V}}_{Z,k}^T \mathbf{Z}) = \tilde{\lambda}_{Z,k}, k = 1, 2, \dots, M, \quad (12)$$

式中 c^2 表示样本方差。

若采用 PCA 对地震信号进行噪声估计,选取的原始地震信号 y 应当满足如下假设。

假设 1: p 为预定义的正整数。原始地震信号 y 中的信息是冗余的,所有的 y_i 都位于 $V_{M-p} \subset A^M$ 的子空间中,维数 $M-p < M$ 。

当这个假设成立时,随机向量 \mathbf{Y} 仅在子空间 V_{M-p} 中取值,且当 $N \rightarrow \infty$ 时,

$$E(|\tilde{\lambda}_{Z,i} - \sigma^2|) = O(\sigma^2 / \sqrt{N}), \quad (13)$$

对所有的 $i = M-p+1, \dots, M$ 都成立。

考虑总体成分时, $\text{cov}(\mathbf{Y}, \mathbf{N}) = 0$, 即 $\sum_Z = \sum_Y + \sum_N$ 。假设 $\sum_N = \sigma^2 \mathbf{I}$ 和 \sum_Y 的最小特征值为 0, 则 \sum_Z 的最小特征值为 σ^2 。而对于样本主成分, $\tilde{\lambda}_{Z,i}$ 近似等于 σ^2 , 满足

$$\lim_{N \rightarrow \infty} E(|\tilde{\lambda}_{Z,M} - \sigma^2|) = 0, \quad (14)$$

即 $\tilde{\lambda}_{Z,M}$ 收敛于 σ^2 。因此,噪声方差可以估计为 $\tilde{\lambda}_{Z,M}$, 且为噪声方差的一致估计。下面对其进行假设检查:假设 1 正确,通过三角不等式和(13)式计算 $\tilde{\lambda}_{Z,M-p+1} - \tilde{\lambda}_{Z,M}$ 的预期值

$$E(\tilde{\lambda}_{Z,M-p+1} - \tilde{\lambda}_{Z,M}) = O(\sigma^2 / \sqrt{N}), \quad (15)$$

因此实现该假设的必要条件是

$$\tilde{\lambda}_{Z,M-p+1} - \tilde{\lambda}_{Z,M} < T\sigma^2 / \sqrt{N}, \quad (16)$$

式中 $T = 49$ 。

得到噪声方差的估计值 σ_{est}^2 后,用(16)式对其进行检查,看其是否满足假设 1;如果(16)式成立,则 σ_{est}^2 为噪声方差估计值;否则,表明该估计值不满足假设 1。尝试采用一个噪声方差小的信号作噪声估计,然后用(16)式检查,依次进行迭代,直至得到噪声估计值。

3.2 其他噪声估计算法

为了验证 PCA 噪声估计的优势,与其他 5 种噪声估计算法进行对比。1) 峰度模型^[16]。假设对于不含噪声信号,其峰度边缘带通滤波器的分布应当是一个常数。在该假设下,噪声标准差可以通过峰度模型来估计。2) 局部标准差分布模式^[23]。利用信号局部标准差的分布模式来估计噪声标准差。3) 局部标准差中值^[23]。利用信号局部标准差的中值来估计噪声标准差。4) 局部标准差最小值^[23]。利用信号局部标准差的最小值来估计噪声标准差。5) 局部标准差中位数绝对偏差^[23]。利用信号局部标准差的中位数的绝对值来估计噪声标准差。

其中:第一种算法与 BM4D 算法直接结合(记为

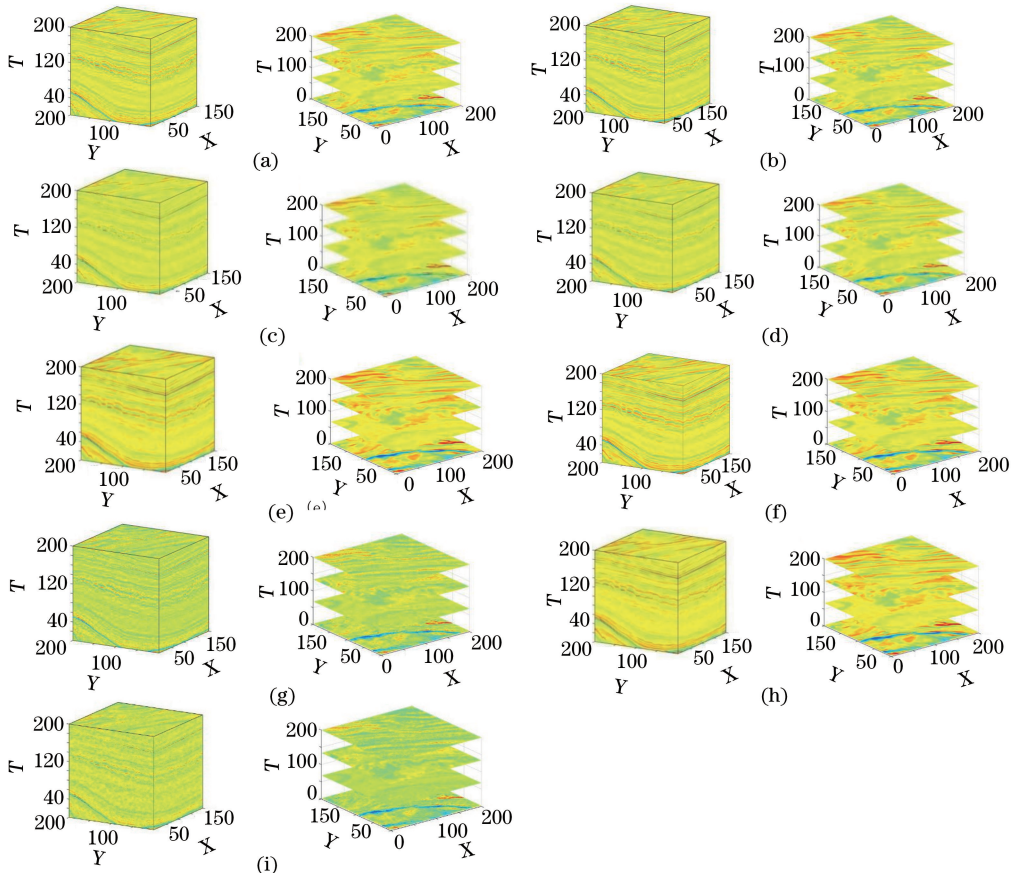


图 2 结合不同噪声估计的 BM4D 实际三维地震信号 1 去噪结果对比。(a)原始信号;(b)5%噪声;

(c) PCA+BM4D;(d) Kurtosis+BM4D;(e) Mode+BM4D;(f) Median+BM4D;(g) Min+BM4D;(h) Mad+BM4D;(i) dwt

Fig. 2 Comparison of noise reduction results of 3D seismic signal 1 acquired by BM4D in combination with different noise estimates. (a) Original signal; (b) 5% noise; (c) PCA+BM4D; (d) Kurtosis+BM4D; (e) Mode+BM4D;

(f) Median+BM4D; (g) Min+BM4D; (h) Mad+BM4D; (i) dwt

Kurtosis+BM4D)对含噪三维地震信号去噪;后四种算法原本是针对二维信号进行噪声估计,所以首先将含噪三维地震信号切片,对每一片用噪声估计算法估计噪声,然后对所有切片得到的噪声估计值加权平均,从而获得最终噪声估计,最后结合 BM4D 对噪声去噪。后四种算法分别记为 Mode+BM4D、Median+BM4D、Min+BM4D 和 Mad+BM4D。

4 实验结果与分析

为了验证本文算法的去噪效果,将其用于两种实际三维地震信号去噪,并与经典小波滤波(dwt)^[24]和其他 5 种噪声估计算法对比。

4.1 实际采集三维地震信号 1 噪声估计及去噪

图 2(a)为实际三维地震信号 1,共 $200 \times 200 = 40000$ 道,每道含 200 个采样点,其幅值被归一化至 $[0, 1]$ 。现给三维地震信号添加均值为 0、噪声标准差分别为 1、5、10、15 的加性高斯白噪声后去噪。去噪结果如图 2 所示,去噪性能对比列于表 1。

表1 结合不同噪声估计的 BM4D 实际三维地震信号去噪性能对比
Table 1 Comparison of 3D seismic signal denoising performance of actual acquisition of BM4D with different noise estimates

σ	Algorithm	Noise estimation			Denoising		
		σ_{est}	$\sigma_{est} - \sigma$	$ \sigma_{est} - \sigma $	t	SNR /dB	RMSE
1	PCA+BM4D	1.0038	0.0038	0.0038	0.4836	38.3274	0.0073
	Kurtosis+BM4D	0.9504	-0.0495	0.0495	18.5017	38.3550	0.0073
	Mode+BM4D	3.5383	2.5383	2.5383	1.9188	32.2805	0.0146
	Median+BM4D	4.8267	3.8267	3.8267	2.2932	31.3170	0.0163
	Min+BM4D	0.7841	-0.2159	0.2159	0.8736	37.9256	0.0076
	Mad+BM4D	5.1696	4.1696	4.1696	2.7768	31.1280	0.0167
	dwt	-	-	-	-	33.8184	0.0123
5	PCA+BM4D	4.9785	-0.0215	0.0215	0.6864	30.7298	0.0175
	Kurtosis+BM4D	6.0958	1.0958	1.0958	18.1585	30.1972	0.0186
	Mode+BM4D	11.1826	6.1826	6.1826	2.5740	28.8854	0.0216
	Median+BM4D	12.6840	7.6840	7.6840	1.8720	28.6721	0.0222
	Min+BM4D	2.4576	-2.5424	2.5424	0.9984	24.0972	0.0375
	Mad+BM4D	13.9098	8.9098	8.9098	2.3556	28.5197	0.0226
	dwt	-	-	-	-	25.8890	0.0305
10	PCA+BM4D	9.9201	-0.0789	0.0789	0.7956	28.3008	0.0231
	Kurtosis+BM4D	11.2075	1.2075	1.2075	17.7997	28.1078	0.0237
	Mode+BM4D	21.3790	11.3790	11.3790	1.9656	26.9655	0.0270
	Median+BM4D	23.8698	13.8698	13.8698	2.2308	26.7896	0.0275
	Min+BM4D	4.7964	-5.2036	5.2036	0.9516	18.3838	0.0724
	Mad+BM4D	26.1886	16.1886	16.1886	2.3400	26.6363	0.0280
	dwt	-	-	-	-	23.2051	0.0497
15	PCA+BM4D	14.8590	-0.1410	0.1410	0.4368	26.8445	0.0274
	Kurtosis+BM4D	16.0695	1.0695	1.0695	18.1273	26.7692	0.0276
	Mode+BM4D	31.4291	16.4291	16.4291	2.2464	25.6033	0.0316
	Median+BM4D	35.2793	20.2793	20.2793	2.3244	25.4018	0.0323
	Min+BM4D	7.1561	-7.8439	7.8439	0.8892	15.0005	0.1070
	Mad+BM4D	38.7293	23.7293	23.7293	2.1582	25.2345	0.0329
	dwt	-	-	-	-	21.6546	0.0497

表1中, t 为噪声估计时间,SNR为信噪比。对比6种算法(表1)可知:在噪声估计绝对偏差上,PCA+BM4D最小,Median+BM4D和Mad+BM4D最大;在噪声估计时间上,PCA+BM4D最短,Kurtosis+BM4D最长。PCA+BM4D和Kurtosis+BM4D去噪后的SNR和RMSE值接近,相较其他4种算法有明显优势。与小波滤波相比,本文算法去噪后的SNR和RMSE有明显优势。综上,本文算法的性能是所有算法中最优的。

4.2 实际采集的三维地震信号2噪声估计及去噪

图3(a)为三维实际地震信号2,共 $300 \times 300 = 90000$ 道,每道含100个采样点。仍然给三维地震信号添加均值为0,噪声标准差分别为1、5、10、15的加性高斯白噪声后去噪。去噪结果如图3所示,图4为各算法的去噪性能随噪声标准差变化曲线。

分析图4可得出与表1同样的结论,即PCA+BM4D的性能在所有算法中最优。

5 结 论

提出结合PCA的BM4D三维地震信号去噪算法,通过实际地震信号去噪实验验证算法的有效性,并得到如下结论。

1) BM4D对噪声水平的预估值较敏感。当噪声标准差的偏离度较小时,对BM4D的去噪效果影响不大;偏离度较大时,BM4D对负向偏离更敏感,而对正向偏离有一定的容忍度。

2) 将PCA噪声估计与BM4D相结合进行去噪是可行的。通过将PCA与BM4D结合,再对两个三维地震信号去噪发现,PCA估计的噪声标准差偏离度小,运行时间短,结合后的去噪信噪比和均方根

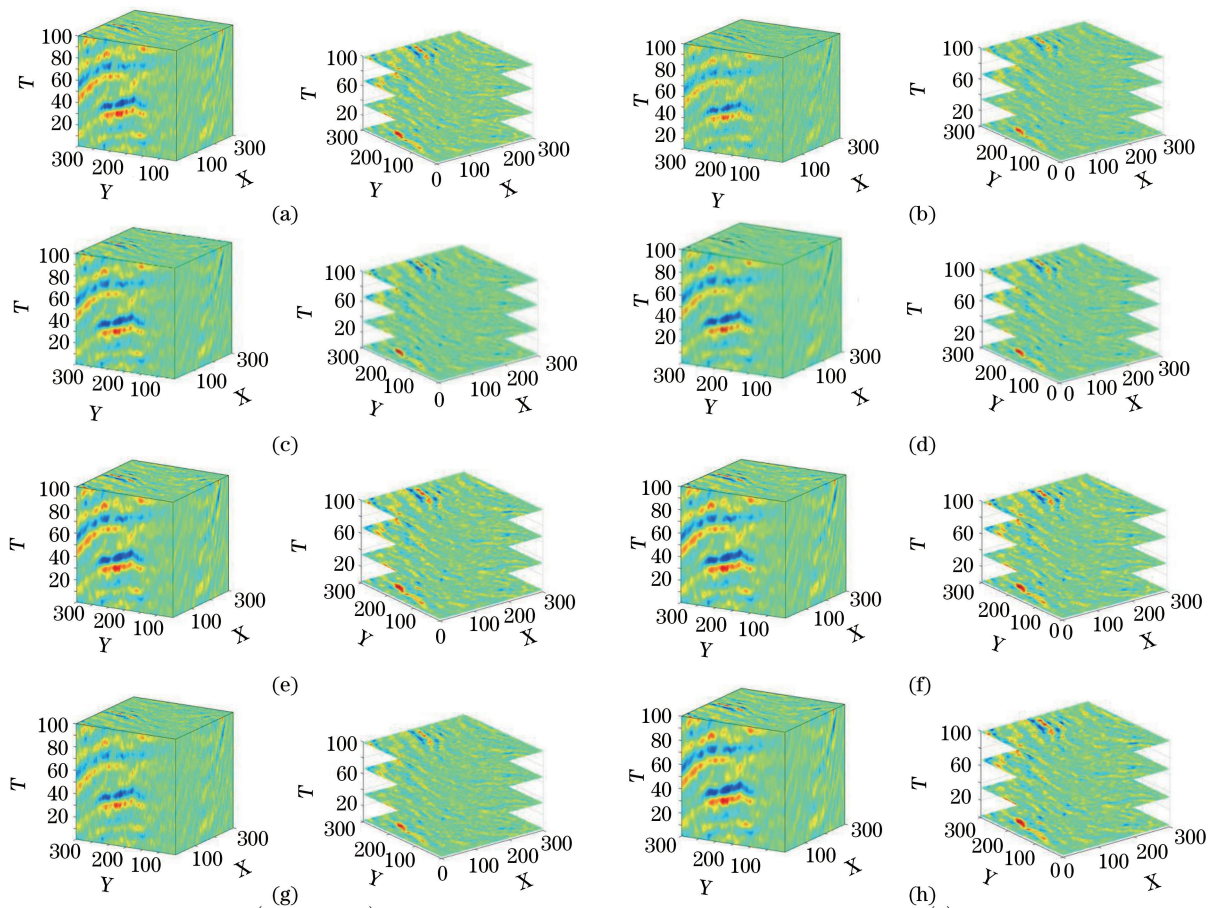


图3 结合不同噪声估计的BM4D实际三维地震信号2去噪结果对比。(a)原始信号;(b)5%噪声;(c)PCA+BM4D;(d)Kurtosis+BM4D;(e)Mode+BM4D;(f)Median+BM4D;(g)Min+BM4D;(h)Mad+BM4D

Fig. 3 Comparison of noise reduction results of 3D seismic signal 2 acquired by BM4D in combination with different noise estimates. (a) Original signal; (b) 5% noise; (c) PCA+BM4D; (d) Kurtosis+BM4D;

(e) Mode+BM4D; (f) Median+BM4D; (g) Min+BM4D; (h) Mad+BM4D

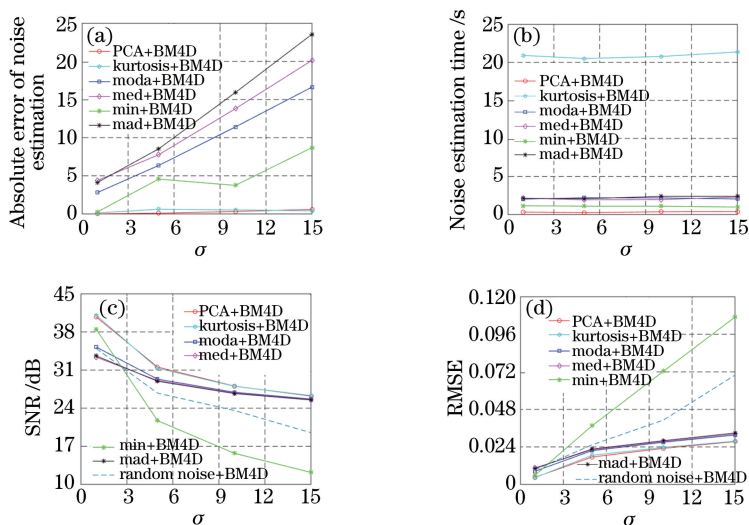


图4 结合BM4D的6种算法的去噪性能随噪声标准差变化曲线。

(a)噪声估计绝对误差;(b)噪声估计时间;(c)去噪后信噪比;(d)去噪后均方根误差

Fig. 4 Denoising performance curves of six algorithms (combined with BM4D) with noise standard deviation.

(a) Absolute error of noise estimation; (b) noise estimation time; (c) SNR after denoising; (d) RMSE after denoising

误差有明显优势。

3) PCA 与 BM4D 的结合算法在文中所列 6 种算法中性能是最优的, 同时与经典小波滤波相比有很大的优越性。主要体现在: 在噪声估计绝对偏差方面, PCA+BM4D 最好, Median+BM4D 和 Mad+BM4D 最大; 在噪声估计时间上, PCA+BM4D 最短, 而 Kurtosis+BM4D 最长。从去噪结果看, PCA+BM4D 和 Kurtosis+BM4D 去噪效果接近, 明显优于其他 4 种算法。

参 考 文 献

- [1] Su G S, Li C C. Frequency space (3D) F -XYZ domain prediction denoising technology [J]. Oil Geophysical Prospecting, 1998, 33(1): 95-103.
苏贵士, 李承楚. 频率空间(三维) F -XYZ 域预测去噪技术[J]. 石油地球物理勘探, 1998, 33(1): 95-103.
- [2] Zhang H, Chen X H, Yang H Y, *et al.* Optimal wavelet basis selection method for seismic signals[J]. Oil Geophysical Prospecting, 2011, 46(1): 70-75.
张华, 陈小宏, 杨海燕, 等. 地震信号的最优小波基选取方法[J]. 石油地球物理勘探, 2011, 46(1): 70-75.
- [3] Tian Y C, Wang X W, Peng G X, *et al.* Noise suppression technology for wide azimuth seismic data [J]. Oil Geophysical Prospecting, 2013, 48(2): 187-191.
田彦灿, 王西文, 彭更新, 等. 宽方位角地震资料噪声压制技术[J]. 石油地球物理勘探, 2013, 48(2): 187-191.
- [4] Zhang Z H, Sun C Y, Yao Y Q, *et al.* Research on the application of 3D curvelet transform to seismic data denoising [J]. Geophysical Prospecting for Petroleum, 2014, 53(4): 421-430.
张之涵, 孙成禹, 姚永强, 等. 三维曲波变换在地震资料去噪处理中的应用研究[J]. 石油物探, 2014, 53(4): 421-430.
- [5] Li F, Duan W, Zhao R, *et al.* Seismic signal to noise ratio improvement with volume τ - p transform in OVT domain [J]. Oil Geophysical Prospecting, 2015, 50(3): 418-423.
- [6] Zhang G Z, Chang D K, Wang Y H, *et al.* Random noise suppression of 3D seismic data based on sparse redundancy representation [J]. Oil Geophysical Prospecting, 2015, 50(4): 600-606.
张广智, 常德宽, 王一惠, 等. 基于稀疏冗余表示的三维地震数据随机噪声压制[J]. 石油地球物理勘

探, 2015, 50(4): 600-606.

- [7] Chen Y, Huang W, Zhang D, *et al.* An open-source Matlab code package for improved rank-reduction 3D seismic data denoising and reconstruction [J]. Computers & Geosciences, 2016, 95: 59-66.
- [8] Peng C, Chang Z, Han C J, *et al.* Seismic noise decay based on Contourlet transform[J]. Progress in Exploration Geophysics, 2008, 31(4): 274-277.
彭才, 常智, 韩朝军, 等. 基于 Contourlet 变换的地震噪声衰减[J]. 勘探地球物理进展, 2008, 31(4): 274-277.
- [9] Deans S R. The radon transform and some of its application [M]. Mineola, New York: Dover Publications, 1983.
- [10] Sabbione J I, Velis D R, Sacchi M D. Microseismic data denoising via an apex-shifted hyperbolic Radon transform [C]// Society of Exploration Geophysicists, SEG Technical Program Expanded Abstracts, 2013: 2155-2161.
- [11] Duncan G, Beresford G. Some analyses of 2-D median f-k filters [J]. Geophysics, 1995, 60(4): 1157-1168.
- [12] Wang W J, Yu X L, Ma W S, *et al.* Aspheric interferogram image denoising method based on the improved P-M model and weighed composite median filter[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2016, 53(3): 031002.
王伟佳, 于雪莲, 马文书, 等. 基于改进 P-M 模型与加权复合型中值滤波的非球面干涉图去噪方法[J]. 激光与光电子学进展, 2016, 53(3): 031002.
- [13] Yang Q L, Wu G Z, Zhao X L. Application of 3D anisotropic diffusion filter in seismic data processing [J]. Progress in Geophysics, 2015(5): 2287-2292.
杨千里, 吴国忱, 赵小龙. 三维各向异性扩散滤波在地震数据处理中的应用[J]. 地球物理学进展, 2015(5): 2287-2292.
- [14] Zhou C, Liu N W, He T B, *et al.* Application of wavelet threshold denoising for breath analysis based on laser spectroscopy[J]. Chinese Journal of Lasers, 2017, 44(11): 1111003.
周超, 刘宁武, 何天博, 等. 小波阈值去噪技术在呼吸气体激光光谱诊断中的应用研究[J]. 中国激光, 2017, 44(11): 1111003.
- [15] Barducci A, Guzzi D, Marcoianni P, *et al.* Assessing noise amplitude in remotely sensed images using bit-plane and scatterplot approaches [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2007, 45(8): 2665-2675.

- [16] Zoran D, Weiss Y. Scale invariance and noise in natural images[C]// IEEE, International Conference on Computer Vision, IEEE, 2009: 2209-2216.
- [17] Hashemi M, Beheshti S. Adaptive noise variance estimation in BayesShrink [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2009, 17(1): 12-15.
- [18] Pyatykh S, Hesser J, Zheng L. Image noise level estimation by principal component analysis[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(2): 687-699.
- [19] Ghazal M, Amer A. Homogeneity localization using particle filters with application to noise estimation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(7): 1788-1796.
- [20] Xu P, Xiao C, Zhang J C, *et al.* Denoising method for plant hyperspectral data based on grouped 3D discrete cosine transform dictionary[J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(6): 0630003.
徐平, 肖冲, 张竞成, 等. 基于分组三维离散余弦变换字典的植物高光谱数据去噪方法[J]. 光学学报, 2017, 37(6): 0630003.
- [21] Amani S, Gholami A, Niestanak A J. Seismic random noise attenuation via 3D block matching[J]. Journal of Applied Geophysics, 2017, 136: 353-363.
- [22] Maggioni M, Katkovnik V, Egiazarian K, *et al.* Nonlocal transform-domain filter for volumetric data denoising and reconstruction[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(1): 119-133.
- [23] Aja-Fernandez S, Vegas-Sanchez-Ferrero G, Martin-Fernandez M, *et al.* Automatic noise estimation in images using local statistics. Additive and multiplicative cases[J]. Image & Vision Computing, 2009, 27(6): 756-770.
- [24] Wu Z C, Liu T Y. Wavelet transform methods in seismic data noise attenuation [J]. Progress in Geophysics, 2008(4): 493-499.
吴招才, 刘天佑. 地震数据去噪中的小波方法[J]. 地球物理学进展, 2008(4): 493-499.