

基于 W 加权核范数最小化的地震信号盲去噪

冯振杰^{1*}, 韩卫雪²

¹ 安阳师范学院计算机与信息工程学院, 河南 安阳 455000;

² 用友软件公司天津分公司, 天津 300508

摘要 提出了一种基于 W 加权核范数最小化的地震信号盲去噪算法。采用主成分分析法估计地震信号噪声水平, 借助加权核范数最小化(WNNM)实现去噪。在去噪中通过权重分配控制矩阵奇异值的收缩程度, 提升了算法性能。分别对三种地震信号进行去噪, 并与双树复小波变换、曲波变换、WNNM 算法进行了性能对比。研究结果表明, 该算法在噪声水平未知的情况下, 能有效去除地震信号所含噪声, 去噪效果优于传统去噪算法。

关键词 机器视觉; 地震信号; 去噪; 噪声水平估计; 加权核范数最小化

中图分类号 TN911.72; P631.4

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP56.071503

Seismic Signal Blind Denoising Based on W-Weighted Nuclear Norm Minimization

Feng Zhenjie^{1*}, Han Weixue²

¹ School of Computer and Information Engineering, Anyang Normal University, Anyang, Henan 455000, China;

² Yongyou Software Company Tianjin Branch, Tianjin 300508, China

Abstract A seismic signal blind denoising algorithm is proposed based on W-weighted nuclear norm minimization. The noise level of seismic signals is estimated by principal component analysis and the denoising is realized by weighted nuclear norm minimization (WNNM). In denoising, the shrinkage degree of singular values of a matrix is controlled by weight assignment, and the performances of the algorithm is improved. Three kinds of seismic signals are denoised, respectively. The performance is compared with double tree complex wavelet transform, curvelet transform and the WNNM algorithm. The research results show that the proposed algorithm can effectively remove the noises contained in seismic signals when the noise level is unknown. Moreover, the denoising effect is superior to those of the traditional denoising algorithms.

Key words machine vision; seismic signal; denoising; noise level estimation; weighted nuclear norm minimization

OCIS codes 150.3045; 120.3940

1 引言

地震信号采集中, 去噪是提高地震信号信噪比(SNR)的重要步骤^[1-2]。大多数去噪算法需要预知噪声水平, 而在实际应用中, 地震信号的噪声水平往往是未知的, 因此准确估计地震信号噪声水平对于地震信号去噪算法研究具有重要意义。

常见的地震信号去噪算法有傅里叶变换去噪、小波变换去噪、曲波变换去噪、低秩约束去噪

等^[3-10]。邵婕等^[5]将基于字典训练的小波域稀疏表示用于微地震去噪。Hennenfent 等^[6]利用快速傅里叶变换的非均匀采样扩展到曲波变换, 并用于地震信号去噪。Li 等^[7]提出一种基于小波高阶相关叠加的曲波域地震信号去噪算法。刘成明等^[8]提出将 Shearlet 变换用于压制地震随机噪声。上述去噪算法虽然取得了良好的去噪效果, 但在噪声水平较高的情况下, 其去噪效果不尽理想, 大多会伴随有效信号的损失。近年来稀疏表示理论和低秩模型已在

收稿日期: 2018-09-04; 修回日期: 2018-10-18; 录用日期: 2018-10-26

基金项目: 河南省高等学校重点科研项目(17A510007)

* E-mail: 49909413@qq.com

信号处理等领域受到广泛关注,Chen 等^[9]和 Zhou 等^[10]分别采用经验化和结构化矩阵低秩约束实施地震信号去噪,Gu 等^[11-12]提出一种基于低秩逼近的去噪算法,该算法利用加权核范数最小化(WNNM)处理图像块,实现去噪。鉴于地震信号有效信息的相似性,王代香^[13]将 WNNM 用于地震信号去噪处理,但是 WNNM 需要提前预知信号的噪声水平才能准确去噪。

考虑到 WNNM 的不足,拟将之与弱纹理块选择噪声水平估计算法^[14]结合起来,提出一种基于 W 加权核范数最小化(W-WNNM)的地震信号盲去噪算法。首先利用基于弱纹理块选择的主成分分析(WPCA)估计含噪地震信号的噪声水平,通过阈值筛选出弱纹理块,即不含高频分量的低秩信号块,在迭代中利用主成分分析(PCA)^[15]估计低秩信号块的噪声水平,从而得到最终噪声水平。然后将该噪声水平作为 WNNM 的输入参数,由含噪地震信号逼近原始地震信号,实现地震信号的盲去噪。

本文通过对多种实际地震信号去噪实验,并与其他常见去噪算法对比,验证了所提去噪算法的可行性及有效性。值得指出的是,真实地震信号中所含噪声类型有很多,例如高斯噪声、多次波、50 Hz 工业电干扰、直达波、瑞利面波、地滚波等。除了高斯噪声以外,其他噪声的统计特性和频率特性都比较复杂,难于借助某种算法对其噪声水平进行估计。因此作为在地震信号去噪的初期探索,本文主要从高斯噪声去除入手进行估计并去噪。

2 基于 WNNM 的低秩矩阵逼近

低秩矩阵逼近算法通常可以分为两类:低秩矩阵分解(LRMF)算法^[16]和核范数最小化(NNM)算法^[17]。LRMF 的目标是通过给定的矩阵 \mathbf{Y} 找到矩阵 \mathbf{X} , \mathbf{X} 能够被分解为两个低秩矩阵乘积,并且在某种约束关系下尽可能逼近 \mathbf{Y} ,该问题的本质是一个非凸优化问题。而 NNM 的目的是通过求解矩阵 \mathbf{Y} 的最小化核范数来逼近矩阵 \mathbf{Y} ,相比于 LRMF,NNM 是严格的凸优化问题,更易于解决,因此 NNM 被广泛应用于低秩矩阵逼近问题^[18-20]。

Candès 等^[21]证明,大多数低秩矩阵逼近可以通过求解 WNNM 问题来实现,即

$$\hat{\mathbf{X}} = \arg \min_{\mathbf{X}} \|\mathbf{Y} - \mathbf{X}\|_{\text{F}}^2 + \gamma \|\mathbf{X}\|_{*}, \quad (1)$$

式中: $\hat{\mathbf{X}}$ 为 \mathbf{X} 的估计值; $\|\cdot\|_{\text{F}}$ 是 F-范数; γ 为常数且 $\gamma > 0$ 。矩阵 \mathbf{X} 的核范数定义为其奇异值之和,

即

$$\|\mathbf{X}\|_{*} = \sum_i |\delta_i(\mathbf{X})|, \quad (2)$$

式中: $\|\cdot\|_{*}$ 代表核范数; $\delta_i(\mathbf{X})$ 为 \mathbf{X} 的第 i 个奇异值。Cai 等^[22]提出,基于 NNM 的低秩矩阵逼近问题可以通过对观测矩阵奇异值进行软阈值操作解决,即

$$\hat{\mathbf{X}} = \mathbf{U}\xi(\lambda, \boldsymbol{\Sigma})\mathbf{V}^{\text{T}}, \quad (3)$$

式中: $\mathbf{U}\boldsymbol{\Sigma}\mathbf{V}$ 是矩阵 \mathbf{Y} 的奇异值分解; $\xi(\lambda, \boldsymbol{\Sigma})$ 是对角阵 $\boldsymbol{\Sigma}$ 的软阈值函数; λ 是其阈值参数。记 $\boldsymbol{\Sigma}_{ii}$ 为 $\boldsymbol{\Sigma}$ 的对角元素,其对应的阈值函数为

$$\xi(\lambda, \boldsymbol{\Sigma}) = \max(\boldsymbol{\Sigma}_{ii} - \lambda, 0). \quad (4)$$

根据矩阵奇异值分解理论, $\boldsymbol{\Sigma}$ 中的特征值越大,其包含的有效信息越多,为保留信号的主要成分应减少其缩减,而(4)式采用相同的阈值 λ 进行奇异值收缩,显然会损失部分有效信息,并且无法灵活应对实际应用中的问题,为此文献[8]提出加权核范数,并对其最小化问题进行研究。矩阵 \mathbf{X} 的加权核范数为

$$\|\mathbf{X}\|_{w,*} = \sum_i |w_i \delta_i(\mathbf{X})|, \quad (5)$$

式中: $\mathbf{w} = [w_1, \dots, w_m]$ 且 $w_i \geq 0$ 是奇异值 $\delta_i(\mathbf{X})$ 的权重。上述算法即 WNNM,是经典 NNM 的扩展。低秩矩阵逼近用于地震信号去噪的主要原理为将含噪地震信号看作一组包含低频信息的矩阵加上高频噪声的结果,利用低秩矩阵逼近算法由含噪地震信号逼近原始地震信号,从而实现地震信号去噪。鉴于地震信号结构具有相似性,可以将 WNNM 用于地震信号去噪,并通过构建低秩矩阵提高该算法在地震信号去噪中的适用性。

3 基于 W-WNNM 的地震信号盲去噪

地震信号去噪是从含噪地震信号中去除噪声,恢复原始地震信号的过程,公式为

$$\mathbf{y} = \mathbf{x} + \mathbf{n}, \quad (6)$$

式中: \mathbf{y} 为含噪地震信号; \mathbf{x} 为不含噪原始地震信号; \mathbf{n} 为所含噪声。地震信号去噪的最终目标是获得原始地震信号的一个估计 $\hat{\mathbf{x}}$,且 $\mathbf{x} \approx \hat{\mathbf{x}}$ 。

3.1 WNNM 去噪原理及噪声敏感度分析

已知含噪地震信号 \mathbf{y} ,设 \mathbf{y}_a 为 \mathbf{y} 的局部块,通过块匹配^[23]搜索非局部相似块构成矩阵 \mathbf{Y}_a ,因此上述去噪问题转换为

$$\mathbf{Y}_a = \mathbf{X}_a + \mathbf{N}_a, \quad (7)$$

式中: \mathbf{X}_a 和 \mathbf{N}_a 分别为原始地震信号矩阵块及其对应的噪声块。利用 WNNM 算法由矩阵 \mathbf{Y}_a 估计矩

阵 \mathbf{X}_a , 通过噪声方差 σ^2 规范 F-范数项 $\|\mathbf{Y}_a - \mathbf{X}_a\|_F^2$, 其能量函数为

$$\hat{\mathbf{X}}_a = \arg \min_{\mathbf{X}_a} \frac{1}{\sigma^2} \|\mathbf{Y}_a - \mathbf{X}_a\|_F^2 + \|\mathbf{X}_a\|_{w,*}, \quad (8)$$

式中: $\|\mathbf{X}_a\|_{w,*}$ 代表对 \mathbf{X}_a 求关于 w 的核范数。 $w = [\omega_1, \dots, \omega_i, \dots, \omega_m]$, $\omega_i (i = 1, \dots, m)$ 为分配给矩阵 \mathbf{X}_a 的第 i 个奇异值 $\delta_i(\mathbf{X}_a)$ 的权重

$$\omega_i = q \sqrt{m} / [\delta_i(\mathbf{X}_a) + \theta], \quad (9)$$

式中: 常数 $q = 2\sqrt{2}\sigma^2$, 其中 σ 是信号所含噪声的方差; 参数 m 为 \mathbf{Y}_a 中相似块的总数, 取 $\theta = 10^{-16}$ 以保证除数不为 0。由于 $\delta_i(\mathbf{X}_a)$ 是未知的, 需要通过矩阵 \mathbf{Y}_a 进行初始化, 得到

$$\hat{\delta}_i(\mathbf{X}_a) = \sqrt{\max[\delta_i(\mathbf{Y}_a) - m\sigma^2, 0]}, \quad (10)$$

式中: $\hat{\delta}_i(\mathbf{Y}_a)$ 是 $\delta_i(\mathbf{Y}_a)$ 的初始估计值; $\delta_i(\mathbf{Y}_a)$ 是矩阵 \mathbf{Y}_a 的第 i 个奇异值。

WNNM 在去噪过程中, 需要预知信号的噪声水平。如果噪声水平输入不当, 会严重影响 WNNM 的去噪效果, 现通过 WNNM 噪声敏感度分析展示。针对某地震信号添加标准差分别为原始幅值 1%、2%、5%、10% 和 15% 的加性高斯白噪声, 在此基础上对噪声水平进行上下偏移, 偏移幅度分别为标准差的 $\pm 5\%$, $\pm 10\%$, $\pm 15\%$, $\pm 20\%$, $\pm 25\%$, $\pm 30\%$, 作为 WNNM 的输入进行去噪实验。去噪后地震信号信噪比如表 1 所示, 信噪比计算公式为

$$S_{NR} = 20 \lg(\|\mathbf{x}\|_2 / \|\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}\|_2). \quad (11)$$

由表 1 可以看出, 当噪声负向偏移时, WNNM 去噪后的信噪比随偏移量的增大而降低, 但在负向偏移量为 5% 时, 噪声水平为 10% 和 15% 的含噪地震信号的信噪比高于真实值。而噪声负向偏移时,

WNNM 的去噪后的信噪比随偏移量的增大而降低, 并且去噪后的信噪比均低于真实值。为更加直观地展示 WNNM 算法对噪声水平的敏感程度, 图 1 以曲线的形式分别展示正负偏移量 WNNM 的输出信噪比。如图 1 所示, 噪声偏移量越小, 去噪效果越好, 因此准确估计信号的噪声水平是实现盲去噪的关键。

3.2 基于 WPCA 的噪声水平估计

在原始不含噪地震信号中, 不含高频成分的低秩矩阵块可以很容易通过纹理强度被筛选出来, 但是纹理强度易受噪声影响。因此在估计含噪地震信号的噪声水平时, 需要考虑高斯噪声对纹理强度的

表 1 不同噪声偏移量对应的去噪结果对比

Table 1 Comparison of denoising results corresponding to different noise offsets

σ offset / %	σ / %				
	1	2	5	10	15
-30	36.4192	31.4788	25.2062	20.5495	17.7511
-25	36.6875	31.925	25.9789	21.6062	18.987
-20	36.928	32.3233	26.6716	22.5518	20.11
-15	37.1236	32.637	27.2142	23.3238	21.0682
-10	37.2642	32.844	27.5759	23.8636	21.7701
-5	37.3465	32.9429	27.7589	24.1101	22.0685
0	37.3714	32.9469	27.7855	24.0775	22.0095
5	37.3427	32.8781	27.6812	23.8494	21.7565
10	37.266	32.7603	27.475	23.5166	21.4456
15	37.1489	32.6089	27.2014	23.1526	21.1344
20	36.9978	32.431	26.8853	22.8009	20.8557
25	36.8203	32.2365	26.5491	22.4823	20.6023
30	36.6254	32.031	26.205	22.2063	20.3703

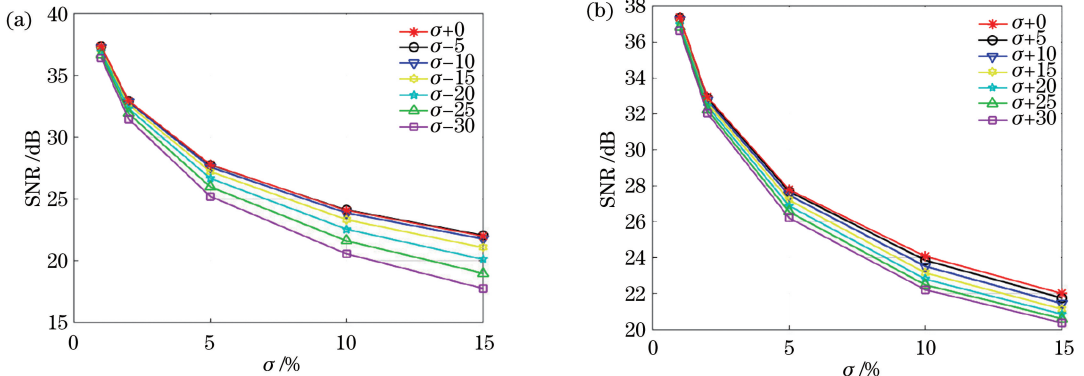


图 1 输出信噪比随噪声偏移量的变化曲线。(a)负向偏移;(b)正向偏移

Fig. 1 Output signal-to-noise ratio versus noise offset. (a) Negative offset; (b) positive offset

影响。假设不含噪地震信号的平滑块是 \mathbf{x}_f , 其梯度矩阵 $\mathbf{G}_{\mathbf{x}_f}$ 可表示为

$$\mathbf{G}_{\mathbf{x}_f} = [\mathbf{D}_h \mathbf{x}_f \quad \mathbf{D}_v \mathbf{x}_f] = [0 \quad 0], \quad (12)$$

式中: \mathbf{D}_h 和 \mathbf{D}_v 分别为矩阵的垂直与水平方向的导数, 是由梯度滤波器衍生的托普利兹矩阵^[24]。而含噪地震信号的平滑块 \mathbf{y}_f 为

$$\mathbf{y}_f = \mathbf{x}_f + \mathbf{n}_p, \quad (13)$$

式中: \mathbf{n}_p 是 \mathbf{y}_f 含有的噪声方差为 σ^2 的高斯噪声块。(12)式表明, 不含噪地震信号的平滑块梯度值为 0, 则可得含噪地震信号块的梯度矩阵为

$$\mathbf{G}_{\mathbf{y}_f} = [\mathbf{D}_h(\mathbf{x}_f + \mathbf{n}_p) \quad \mathbf{D}_v(\mathbf{x}_f + \mathbf{n}_p)] = (\mathbf{D}_h \mathbf{n}_p \quad \mathbf{D}_v \mathbf{n}_p), \quad (14)$$

而梯度协方差矩阵 $\mathbf{C}_{\mathbf{y}_f} = \mathbf{G}_{\mathbf{y}_f}^T \mathbf{G}_{\mathbf{y}_f}$, 则含噪信号块的纹理强度表达式为

$$S(\mathbf{n}_p) = \text{tr}(\mathbf{C}_{\mathbf{y}_f}) = \text{tr}(\mathbf{G}_{\mathbf{y}_f}^T \mathbf{G}_{\mathbf{y}_f}) = \text{tr} \left[\begin{pmatrix} \mathbf{n}_p^T \mathbf{D}_h^T \mathbf{D}_h \mathbf{n}_p & \mathbf{n}_p^T \mathbf{D}_h^T \mathbf{D}_v \mathbf{n}_p \\ \mathbf{n}_p^T \mathbf{D}_v^T \mathbf{D}_h \mathbf{n}_p & \mathbf{n}_p^T \mathbf{D}_v^T \mathbf{D}_v \mathbf{n}_p \end{pmatrix} \right] = \mathbf{n}_p^T (\mathbf{D}_h^T \mathbf{D}_h + \mathbf{D}_v^T \mathbf{D}_v) \mathbf{n}_p. \quad (15)$$

为分析纹理强度的统计特性, 将 $S(\mathbf{n}_p)$ 的分布近似看作伽马分布^[25], 从而将问题简化为

$$S(\mathbf{n}_p) \sim \text{Gamma} \left[\frac{r}{2}, \frac{2}{r} \sigma^2 \text{tr}(\mathbf{D}_h^T \mathbf{D}_h + \mathbf{D}_v^T \mathbf{D}_v) \right], \quad (16)$$

式中: r 是矩阵 $\mathbf{D}_h^T \mathbf{D}_h + \mathbf{D}_v^T \mathbf{D}_v$ 的秩; $\text{Gamma}(\alpha, \beta)$ 表示形状参数和尺度参数分别为 α 和 β 的伽马分布。

文献[14]结合 PCA 提出 WPCA, 利用弱纹理块选择更准确地估计信号噪声水平。为得到弱纹理块, 定义零假设: 给定含噪信号块是带有高斯白噪声的平滑块。 $S(\mathbf{n}_p)$ 的置信水平为

$$I[0 < S(\mathbf{n}_p) < \tau] = \theta. \quad (17)$$

如果该信号块的纹理强度小于阈值 τ , 则零假设成立, 认为该信号块为弱纹理块, 阈值 τ 可表示为关于置信水平 θ 和噪声水平 σ^2 的函数, 表达式为

$$\tau = \sigma^2 F^{-1} \left[\theta, \frac{r}{2}, \frac{2}{r} \text{tr}(\mathbf{D}_h^T \mathbf{D}_h + \mathbf{D}_v^T \mathbf{D}_v) \right], \quad (18)$$

式中: $F^{-1}(\theta, \alpha, \beta)$ 是逆伽马累积分布函数; θ 通常设置为很接近 1 的值, 如 0.99; α 是形状参数; β 是尺度参数。

3.3 W-WNNM 去噪算法

本文提出的 W-WNNM 算法, 首先利用 WPCA 估计含噪地震信号的噪声水平, 然后将其作为 WNNM 算法的输入参数, 对含噪地震信号进行去噪处理, 从而实现地震信号的盲去噪, 主要去噪流程如图 2 所示。

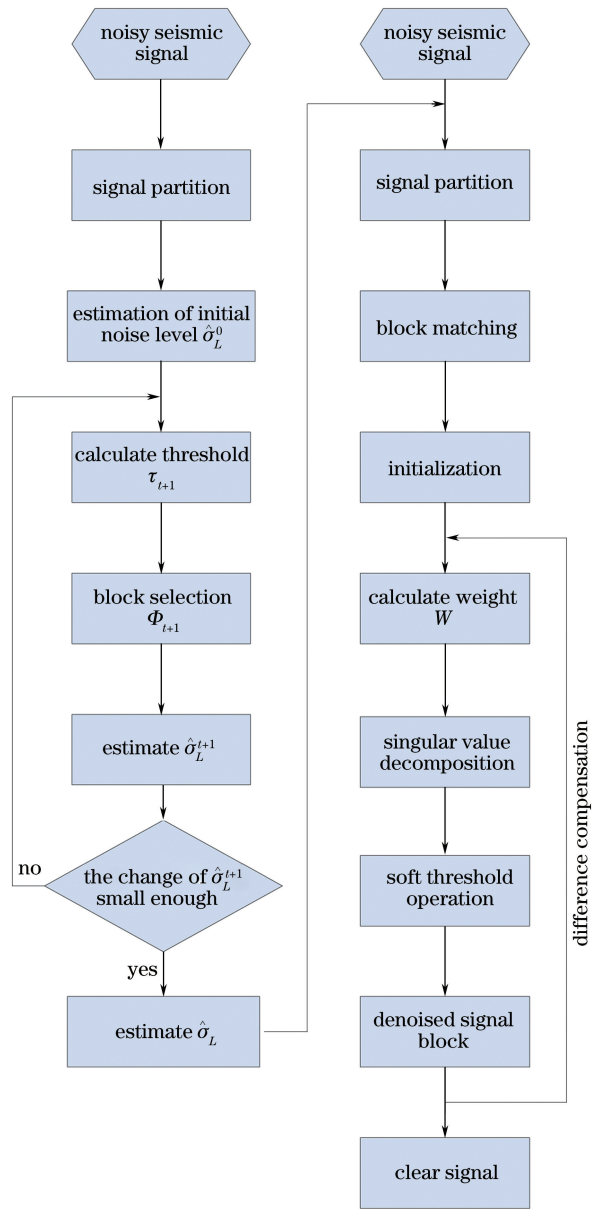


图 2 基于 W-WNNM 的地震信号盲去噪流程图
Fig. 2 Flow chart of seismic signal blind denoising based on W-WNNM

利用 WPCA 估计含噪地震信号噪声水平: 首先将含噪地震信号分块, 构建低秩矩阵信号块 \mathbf{Y}_L , $L=1, 2, \dots, M$, 利用 PCA 估计初始噪声水平 $\hat{\sigma}_L^0$; 假设该算法迭代至第 t 次, 此时的噪声水平为 $\hat{\sigma}_L^t$, 通过逆累积分布函数^[26] 计算得到阈值 τ^t , 则第 $t+1$ 次的阈值为 τ^{t+1} , 利用该阈值筛选出弱纹理块 Φ^{t+1} , 再次利用 PCA 估计该弱纹理块的噪声水平 $\hat{\sigma}_L^{t+1}$, 上述过程迭代至噪声水平的估计值不再变化为止, 从而得到最终的噪声水平 $\hat{\sigma}_L$ 。

将 $\hat{\sigma}_L$ 作为 WNNM 的输入参数进行地震信号去噪, L 是信号块的编号, 主要去噪步骤如下。

- 1) 输入:含噪地震信号 \mathbf{y} 。
- 2) 初始化: $\hat{\mathbf{x}}^{(0)} = \mathbf{y}, \hat{\mathbf{y}}^{(0)} = \mathbf{y}$ 。
- 3) 迭代:迭代次数为 K ,假设迭代进行至第 k

次,其迭代正则化公式为 $\hat{\mathbf{y}}^{(k)} = \hat{\mathbf{x}}^{(k-1)} + \mu [\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}}^{(k-1)}]$, μ 的作用是平衡真实值与估计值间的差异。对于每个 \mathbf{y}_a ,通过块匹配找到所有相似块 \mathbf{Y}_a ,计算其对应的权重 \mathbf{w} ,将矩阵 \mathbf{Y}_a 进行奇异值分解 $(\mathbf{U}, \mathbf{\Sigma}, \mathbf{V}) = \text{SVD}(\mathbf{Y}_a)$,权重 \mathbf{w} 按非降序排列,尽可能避免重要的奇异值损失,利用 $\hat{\mathbf{X}}_a = \mathbf{U}\xi(\lambda, \mathbf{\Sigma})\mathbf{V}^T$ 求得估计值,聚合所有去噪后的矩阵块 $\hat{\mathbf{X}}_a$,得到去噪后的地震信号 $\hat{\mathbf{x}}^{(k)}$ 。

- 4) 输出:去噪后的地震信号 $\hat{\mathbf{x}}^{(K)}$ 。

4 地震信号盲去噪实验结果及分析

分别对三种地震信号进行去噪,并比较常见去噪算法[如双树复小波变换(DTCWT)、曲波和WNNM]与所提去噪算法的去噪性能,其中将噪声水平已知情况下的WNNM去噪结果记为WNNM-true。为突出所提算法的优势,在噪声水平未知的情况下,随机选取多个噪声水平分别作为WNNM的输入参数进行去噪,取去噪结果的平均值作为最终去噪结果,该情形下的结果记为WNNM-false。实验在一台CPU主频为2.40 GHz、

内存为8 GB、安装有Microsoft Windows 10家庭中文版、64位操作系统的个人笔记本电脑上进行,运行环境为MATLAB R2014b。

用于评价去噪性能的均方误差 M_{SE} 与峰值信噪比 P_{SNR} 的表达式分别为

$$M_{SE} = \frac{\|\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}\|_2}{Q}, \quad (19)$$

$$P_{SNR} = 10 \lg[\max(\mathbf{x})^2 / M_{SE}], \quad (20)$$

式中: \mathbf{x} 为原始地震信号; $\hat{\mathbf{x}}$ 为去噪后的地震信号; Q 代表信号采样点总数; $\|\cdot\|_2$ 代表 L_2 范数。

4.1 海上叠前地震信号去噪

图3(a)为某海上叠前地震信号,共计600道,单道含240个采样点。现给该信号添加均值为0、噪声水平分别为原信号幅值5%,10%,15%,20%及25%的高斯噪声,其中噪声水平为5%的含噪信号如图3(b)所示。分别用DTCWT、curvelet、WNNM-true以及W-WNNM对其进行去噪,去噪结果如图3(c)~(f)所示。从图3(c)~(f)看出,本文W-WNNM与WNNM-true去噪效果相当,同相轴方向的纹理信息比DTCWT与curvelet更加完整清晰。

利用各去噪算法得到的 S_{NR} 、 P_{SNR} 、 M_{SE} 等性能指标如表2所示。可以看出,所提算法的输出信噪比与峰值信噪比的值最高,均方误差与WNNM-true基本相当,从客观上验证了所提算法对海上叠

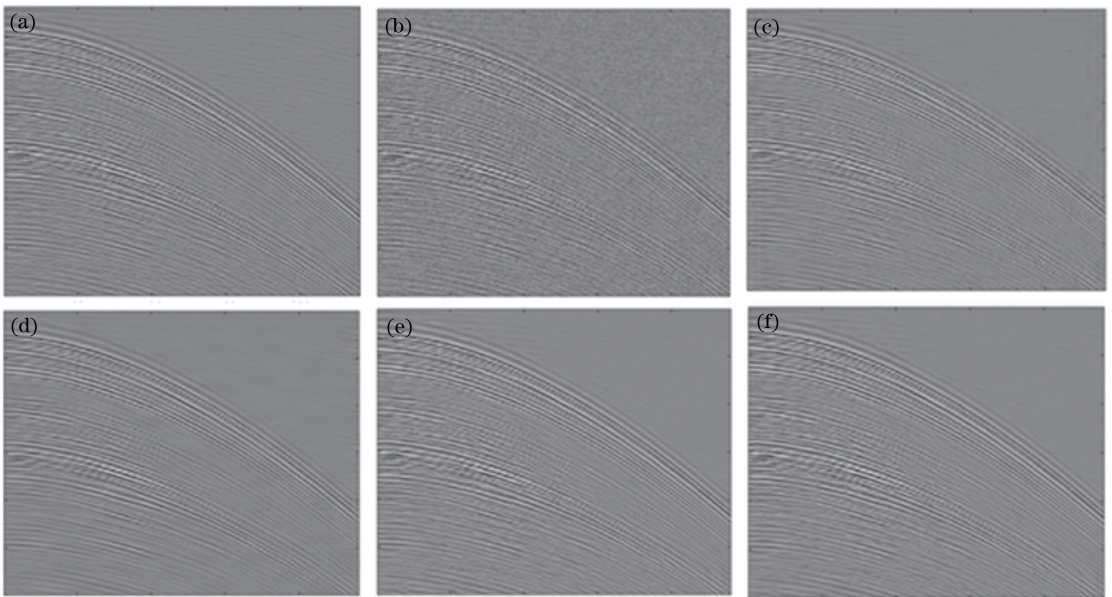


图3 海上叠前地震信号及不同算法的去噪效果对比。(a)原始信号;(b)含噪5%;(c)DTCWT;(d)曲波;(e)WNNM-true;(f)W-WNNM

Fig. 3 Marine prestack seismic signal and denoising effects of different algorithms. (a) Original signal; (b) with 5% noise; (c) DTCWT; (d) curvelet; (e) WNNM-true; (f) W-WNNM

表2 海上叠前地震信号的不同去噪算法性能指标对比

Table 2 Comparison of performance indexes of different denoising algorithms for marine prestack seismic signal

Noise level	Denoising algorithm	P_{SNR}/dB	S_{NR}/dB	M_{SE}	Iteration number
$\sigma=5\%$	W-WNNM	33.7067	28.4410	0.0004	8
	WNNM-true	33.6938	28.4281	0.0004	6
	WNNM-false	29.9779	24.7122	0.0012	9
	Curvelet	29.2879	24.0222	0.0012	—
	DTCWT	29.5756	24.3099	0.0011	—
$\sigma=10\%$	W-WNNM	30.2620	24.9963	0.0009	8
	WNNM-true	30.2450	24.9793	0.0009	7
	WNNM-false	28.7818	23.5161	0.0014	9
	Curvelet	25.2194	19.9537	0.0030	—
	DTCWT	25.6928	20.4271	0.0027	—
$\sigma=15\%$	W-WNNM	28.1667	22.9010	0.0015	8
	WNNM-true	28.1234	22.8577	0.0015	8
	WNNM-false	27.1431	21.8774	0.0020	10
	Curvelet	23.4587	18.1930	0.0045	—
	DTCWT	23.4705	18.2048	0.0045	—
$\sigma=20\%$	W-WNNM	26.5166	21.2509	0.0022	8
	WNNM-true	26.4632	21.1975	0.0023	9
	WNNM-false	25.8859	20.6202	0.0026	10
	Curvelet	22.1451	16.8794	0.0061	—
	DTCWT	21.9975	16.7318	0.0063	—
$\sigma=25\%$	W-WNNM	25.7057	20.4400	0.0027	12
	WNNM-true	25.6398	20.3741	0.0027	10
	WNNM-false	23.5991	18.3334	0.0049	15
	Curvelet	21.1127	15.8471	0.0077	—
	DTCWT	20.8750	15.6093	0.0082	—

前地震信号去噪的有效性。从表中还可以看出 W-WNNM 算法迭代次数随噪声水平的变化情况:当噪声水平较低时,算法迭代次数也较少。同时 WNNM-true 由于事先已知噪声的准确方差,因此迭代次数比 W-WNNM 算法少。而 WNNM-false 由于不知道噪声方差且没有进行估计,方差只能随机取值,因此迭代次数一般要比 W-WNNM 多。

为更加直观展示各算法性能,图 4 给出了各算法的 SNR 和 M_{SE} 随噪声水平变化的结果,此图展示的规律和表 2 一致。以上结果也说明,通过对 WNNM 算法的改进,即使在噪声水平未知的情况下,也可以完成对海上叠前地震信号的去噪,并且去噪效果和噪声水平已知时的 WNNM 相当。

4.2 陆地单炮地震信号去噪

图 5(a)为某陆地单炮地震信号,共计 400 道,单道含 282 个采样点。现给该信号添加均值为 0、噪声水平分别为信号幅值 5%、10%、15%、20% 及 25% 的高斯噪声,其中噪声水平为 5% 的含噪信号如图 5(b)所示。分别用 DTCWT、曲波、WNNM-true 以及本文算法对其进行去噪,得到图 5(c)~(f)所示结果。

由图 5(c)~(f)看出,各去噪算法均有良好的去噪效果,但从地震信号同相轴纹理来看,所提去噪算法与 WNNM-true 去噪效果相当,并且比 DTCWT 与曲波保留有效信息更完整。为直观展示各算法去噪性能,各算法的 SNR 和 M_{SE} 随噪声水平变化的结果如图 6 所示。

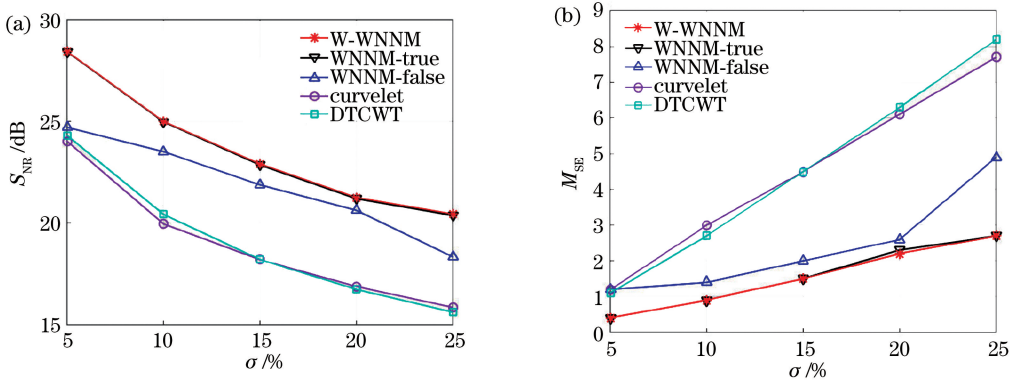


图 4 处理海上信号时不同算法的去噪性能随噪声水平的变化。(a) S_{NR} ; (b) M_{SE}

Fig. 4 Denoising performances of different algorithms versus noise level in marine signal processing. (a) S_{NR} ; (b) M_{SE}

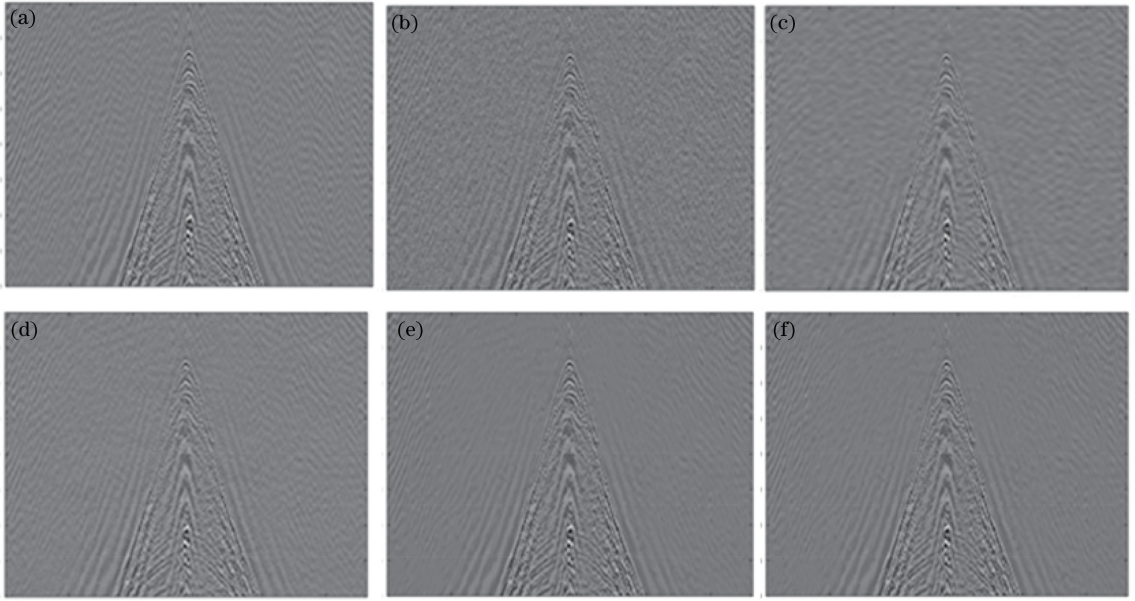


图 5 陆地单炮地震信号及不同算法的去噪效果对比。(a)原始信号;(b)含噪 5%;(c) DTCWT;(d)曲波;(e) WNNM-true;(f) W-WNNM

Fig. 5 Landshot seismic signal and denoising effects of different algorithms. (a) Original signal; (b) with 5% noise; (c) DTCWT; (d) curvelet; (e) WNNM-true; (f) W-WNNM

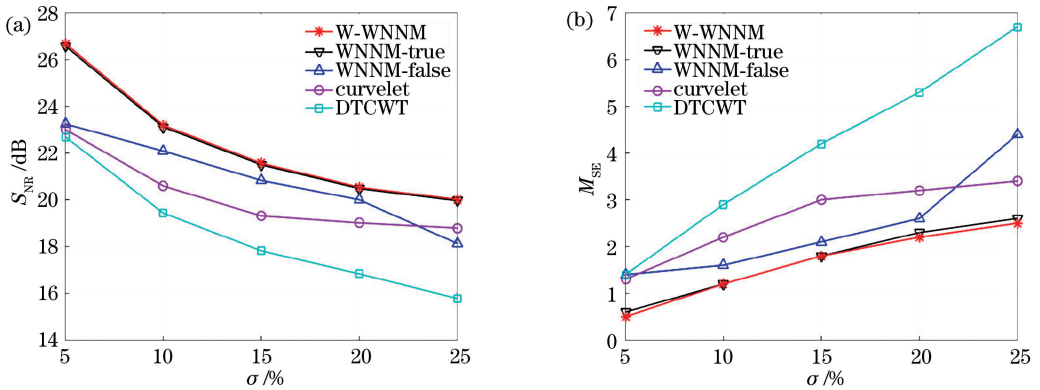


图 6 处理陆上信号时不同算法的去噪性能随噪声水平的变化。(a) S_{NR} ; (b) M_{SE}

Fig. 6 Denoising performances of different algorithms versus noise level in land signal processing. (a) S_{NR} ; (b) M_{SE}

由图 6 可知,本文算法的输出信噪比最高,均方误差除与 WNNM-true 基本相当外均低于其他对比算法,验证了本文算法对陆地单炮地震信号去噪的有效性。由上述实验结果可知,在噪声水平未知的情况下,本文算法对陆地单炮地震信号实现去噪,并且具有良好的效果。

4.3 陆地叠后地震信号去噪

图 7(a)所示为某陆地叠后地震信号,共计 600 道,单道含 200 个采样点。现给该信号添加均值为 0、噪声水平分别为信号幅值 5%,10%,15%,20%

及 25% 的加性高斯白噪声,其中噪声水平为 5% 的含噪信号如图 7(b)所示。现分别用 DTCWT、曲波、WNNM-true 以及所提去噪算法对其进行去噪,得到图 7(c)~(f)所示结果。由图 7(c)~(f)可得,所提 W-WNNM 的去噪效果与 WNNM-true 相当,并且在保留信号有效信息方面优于其他算法。所提算法通过对 WNNM 的改进,即使噪声水平未知,也可以实现对陆地叠后地震信号的有效去噪,并且去噪效果和噪声水平已知时的 WNNM 相当。

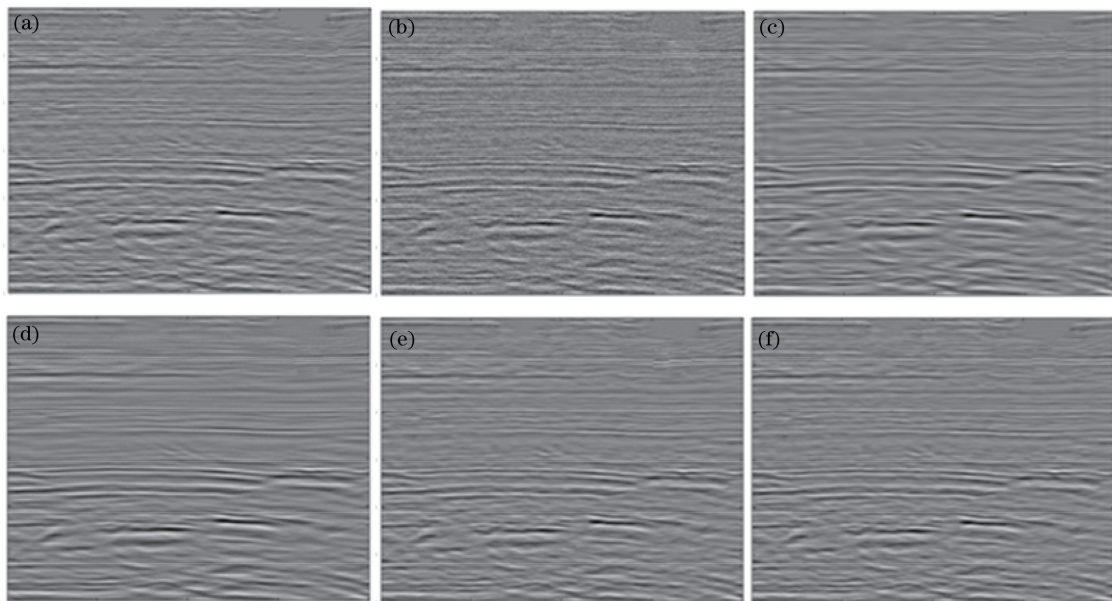


图 7 陆地叠后地震信号及 4 种算法的去噪效果对比。(a)原始信号;(b)含噪 5%;(c) DTCWT;(d)曲波;(e) WNNM-true;(f) W-WNNM

Fig. 7 Land poststack seismic signal and denoising effects of four algorithms. (a) Original signal; (b) with 5% noise; (c) DTCWT; (d) curvelet; (e) WNNM-true; (f) W-WNNM

5 结 论

为实现地震信号盲去噪,即在噪声未知的情况下能够有效去除地震信号的高斯随机噪声,提出了一种基于 W-WNNM 的地震信号盲去噪算法。利用 WPCA 得到含噪地震信号的噪声水平,并将其作为 WNNM 的输入参数,最后利用 WNNM 去除该地震信号所含噪声。WNNM 的噪声敏感度分析实验表明,预先准确估计信号噪声水平是实现地震信号盲去噪的关键。为检验本文算法的有效性,分别采用 DTCWT、曲波、WNNM 及 W-WNNM 对三种地震信号进行去噪实验。由实验结果可知,W-WNNM 在噪声水平未知情形下,能有效去除地震信号所含噪声,其去噪效果优于 DTCWT、曲波、WNNM 等传统去噪算法。

参 考 文 献

- [1] Zhang H, Chi Y, Zhou Y T, *et al.* Three dimensional seismic signal denoising based on four-dimensional block matching cooperative filtering combined with principle component analysis [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 55(4): 041007.
张欢, 池越, 周亚同, 等. 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 [J]. *激光与光电子学进展*, 2018, 55(4): 041007.
- [2] Zhang M, Lü X Q, Wu L, *et al.* Multiplicative denoising method based on deep residual learning [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 55(3): 031004.
张明, 吕晓琪, 吴凉, 等. 基于深度残差学习的乘性

- 噪声去噪方法[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(3): 031004.
- [3] Zheng C L, He D D, Fei Q G. Improved digital image correlation method based on gray gradient denoised by regularization method[J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(8): 0812002.
郑成林, 何顶顶, 费庆国. 基于灰度梯度正则化去噪的改进数字图像相关法[J]. 光学学报, 2018, 38(8): 0812002.
- [4] Zhang J H, Lü N, Tian L Y, *et al.* An overview of the methods and techniques for seismic data noise attenuation[J]. Progress in Geophysics, 2006, 21(2): 546-553.
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.
- [5] Shao J, Sun C Y, Tang J, *et al.* Micro-seismic data denoising based on sparse representations over learned dictionary in the wavelet domain [J]. Oil Geophysical Prospecting, 2016, 51(2): 254-260.
邵婕, 孙成禹, 唐杰, 等. 基于字典训练的小波域稀疏表示微地震去噪方法[J]. 石油地球物理勘探, 2016, 51(2): 254-260.
- [6] Hennenfent G, Herrmann F J. Seismic denoising with nonuniformly sampled curvelets[J]. Computing in Science & Engineering, 2006, 8(3): 16-25.
- [7] Li J H, Zhang Y J, Qi R, *et al.* Wavelet-based higher order correlative stacking for seismic data denoising in the curvelet domain[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2017, 10(8): 3810-3820.
- [8] Liu C M, Wang D L, Wang T, *et al.* Random seismic noise attenuation based on the Shearlet transform[J]. Acta Petrolei Sinica, 2014, 35(4): 692-699.
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.
- [9] Chen Y K, Zhou Y T, Chen W, *et al.* Empirical low-rank approximation for seismic noise attenuation[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2017, 55(8): 4696-4711.
- [10] Zhou Y T, Shi C J, Chen H M, *et al.* Spike-like blending noise attenuation using structural low-rank decomposition [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2017, 14(9): 1633-1637.
- [11] Gu S H, Zhang L, Zuo W M, *et al.* Weighted nuclear norm minimization with application to image denoising[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014: 2862-2869.
- [12] Gu S H, Xie Q, Meng D Y, *et al.* Weighted nuclear norm minimization and its applications to low level vision[J]. International Journal of Computer Vision, 2017, 121(2): 183-208.
- [13] Wang D X. The research of seismic random noise suppression method based on the WNNM [D]. Changchun: Jilin University, 2017: 63-86.
王代香. 基于 WNNM 的地震勘探随机噪声压制方法的研究[D]. 长春: 吉林大学, 2017: 63-86.
- [14] Liu X H, Tanaka M, Okutomi M. Noise level estimation using weak textured patches of a single noisy image [C]//IEEE International Conference on Image Processing, 2012: 665-668.
- [15] 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.
- [16] Ke Q F, Kanade T. Robust L_1 norm factorization in the presence of outliers and missing data by alternative convex programming [C]//IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005, 1: 739-746.
- [17] Wright J, Ganesh A, Rao S, *et al.* Robust principal component analysis: exact recovery of corrupted low-rank matrices via convex optimization[C]//Advances in Neural Information Processing Systems, 2009, 87(4): 20-56.
- [18] Fazel M, Hindi H, Boyd S P. A rank minimization heuristic with application to minimum order system approximation [C]//American Control Conference, 2001: 4734-4739.
- [19] Blomberg N, Rojas C R, Wahlberg B. Approximate regularization paths for nuclear norm minimization using singular value bounds [C]//IEEE Signal Processing and Signal Processing Education Workshop, 2015: 190-195.
- [20] Au-Yeung E. Dictionary learning for sparse representation based on nuclear norm minimization [C]//International Conference on Sampling Theory and Applications, 2017: 570-574.
- [21] Candès E J, Recht B. Exact matrix completion via convex optimization[J]. Foundations of Computational Mathematics, 2009, 9(6): 717-772.
- [22] Cai J F, Candès E J, Shen Z W. A singular value thresholding algorithm for matrix completion [J]. SIAM Journal on Optimization, 2010, 20(4): 1956-

- 1982.
- [23] Dabov K, Foi A, Katkovnik V, *et al.* Image denoising by sparse 3D transform-domain collaborative filtering [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(8): 2080-2095.
- [24] Chan R H, Ng M K. Conjugate gradient methods for Toeplitz systems [J]. SIAM Review, 1996, 38(3): 427-482.
- [25] Bhaumik D K, Kapur K, Gibbons R D. Testing parameters of a gamma distribution for small samples [J]. Technometrics, 2009, 51(3): 326-334.
- [26] Witkovský V. Computing the distribution of a linear combination of inverted gamma variables [J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2001, 37(1): 79-90.