

基于区域分割梯度直方图保持的地震信号去噪

翁丽源, 周亚同*, 何静飞, 李晓璐

河北工业大学电子信息工程学院, 天津 300401

摘要 在采集地震信号时可能会伴随着随机噪声,有些去噪算法会平滑掉地震信号中的部分细节,从而降低地震数据的准确性。为此提出了一种基于区域分割梯度直方图保持(SGHP)的地震信号去噪算法,该算法先将地震含噪信号分成几个区域,再估计每个区域的参考梯度直方图,最后对每个区域使用梯度直方图保持进行去噪,使得去噪后的地震信号的梯度分布尽可能接近原始信号,从而达到保护地震信号细节的目的。利用 SGHP 分别对合成地震信号和叠后陆上地震信号进行去噪,与非局部均值滤波(NLM)、块匹配三维(BM3D)协同滤波和聚类稀疏表示(CSR)的去噪效果进行对比,采用峰值信噪比和结构相似度的评价指标进行评估,结果表明,SGHP 的去噪效果最优。

关键词 图像处理; 地震信号去噪; 区域分割; 梯度直方图保持; 梯度分布

中图分类号 TN911.72

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP57.101003

Seismic Signal Denoising Based on Region Segmentation Gradient Histogram Preservation

Weng Liyuan, Zhou Yatong*, He Jingfei, Li Xiaolu

College of Electronic Information Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300401, China

Abstract Random noise may accompany the acquisition of seismic signals, and some denoising algorithms can smoothen some of the details in seismic signals, which will result in reduction in seismic data accuracy. In this study, a seismic signal denoising algorithm based on region segmentation gradient histogram preservation (SGHP) is proposed. The proposed algorithm first divides the seismic noise signal into several regions, then estimates the reference gradient histogram for each region. Finally, each region is denoised using gradient histogram preservation so that the gradient distribution of the denoised seismic signal is as close as possible to that of the original signal, achieving the purpose of protecting the details of the seismic signal. SGHP is used to denoise the synthesized seismic signals and post-stack land seismic signals, and is compared with non-local mean filtering (NLM), block matching 3D (BM3D) cooperative filtering, and clustering sparse representation (CSR) algorithms for denoising effect through evaluation indicators such as peak signal to noise ratio and structural similarities. Results show that SGHP has an optimal denoising effect.

Key words image processing; seismic signal denoising; region segmentation; gradient histogram preservation; gradient distribution

OCIS codes 100.2000; 100.2650; 100.2960

1 引言

地震勘探是油气开采的重要环节之一^[1],具有精度高、分辨率高和探测深度大等优点。野外地震

信号包含地下结构和岩性信息,各种噪声难免会夹杂在采集的地震数据中,造成有效信号严重失真。因此在地震数据处理过程中首先需要抑制噪声^[2],从含有干扰背景的地震信号中提取有效信息,提高

收稿日期: 2019-08-13; 修回日期: 2019-09-19; 录用日期: 2019-10-11

基金项目: 国家自然科学基金(61801164)、河北省引进留学人员资助项目(CL201707)、河北省高等学校科学技术研究项目(QN2018092)

* E-mail: zyt@hebut.edu.cn

信号噪声比和分辨率是地震信号处理的关键问题之一^[3]。

目前已有很多效果不错的地震信号去噪算法,如2013年黄英等^[4]根据地震信号随机噪声特征提出了非局部均值(NLM)滤波算法,该算法既能有效抑制地震随机噪声,又能较好地保留地震同相轴陡变处或弯曲处的边缘细节信息。尽管NLM取得了很好的去噪效果,但对原信号的结构信息保护仍不够。2017年任婷婷等^[5]将块匹配三维(BM3D)滤波用于地震去噪。与NLM^[6]算法相比,该方法有较高的峰值信噪比,但计算复杂度相对较高。2018年张岩等^[7]应用聚类稀疏表示(CSR)^[8-10]压制地震随机噪声,该算法和BM3D相比有更高的峰值信噪比,但使用CSR算法对地震信号去噪时,其结果过于平滑,对信号细节破坏性较大。

为了解决上述问题,本文将区域分割梯度直方图保持(SGHP)算法^[11]用于地震信号去噪领域,SGHP是基于模型的一种去噪算法,该算法利用地震信号的局部平滑性^[12]来进行去噪处理。在频域中,噪声是高频信号,有效地震信号是低频信号,使用局部平滑性就能区分信号和噪声。该算法先采用K均值(K-means)聚类算法将地震含噪信号分成几个区域,再估计每个区域的参考梯度直方图,接着对每个区域使用迭代直方图规范进行去噪,使得去噪后的地震信号的梯度分布尽可能地接近原始地震信号^[13-15],最后将去噪后的区域地震信号合成完整的地震信号。与NLM、BM3D和CSR等经典去噪算法相比,SGHP在地震信号去噪时峰值信噪比^[16]和结构相似度^[17]更高。

2 基本原理及去噪步骤

2.1 基于区域SGHP的去噪原理

基于地震勘探信号噪声的各通道具有相同分布的高斯随机噪声这一特点,在各地震道即通道加入同一分布的高斯随机噪声。SGHP对地震信号进行去噪的原理:先将地震信号转化为灰度图的形式,再采用K-means聚类方法将地震信号粗略地划分为C个均匀区域,接着利用梯度直方图保持(GHP)对每个区域进行去噪,最后合并去噪后的每个区域,得到去噪后的地震信号。

假设地震信号所含噪声为加性噪声,未知地震信号 \mathbf{x} 的噪声观察值 \mathbf{y} 为

$$\mathbf{y} = \mathbf{x} + \mathbf{v}, \quad (1)$$

式中: \mathbf{v} 为加性高斯白噪声^[18]。地震信号去噪的本

质是从 \mathbf{y} 估计有效信号 \mathbf{x} ,一般建立

$$\hat{\mathbf{x}} = \arg \min_{\mathbf{x}} [\|\mathbf{y} - \mathbf{x}\|^2 / 2\sigma^2 + \lambda \mathbf{R}(\mathbf{x})] \quad (2)$$

来去噪。式中: $\hat{\mathbf{x}}$ 为去噪地震信号; $\|\mathbf{y} - \mathbf{x}\|^2$ 为保真项,表示噪声信号与原始信号的差别,用于维持噪声信号与原始信号相匹配的程度,其值越小表明去噪效果越好; σ 为 \mathbf{v} 的标准偏差; $\mathbf{R}(\mathbf{x})$ 为正则化项,具体形式取决于所采用的信号先验^[19-21],其值越小表明拟合的程度越高; λ 为正常数,用来平衡正则化项和保真项的影响。

地震信号去噪算法的一个常见问题是一些精细尺度细节会被过度平滑^[22-24],而这些细节往往非常重要,蕴含了丰富的地下地质信息,过度平滑的信号具有比原始信号更小的梯度。一般地,对噪声观察信号去噪后,细节如果保存良好,就应该具有与原始地震信号 \mathbf{x} 相似的梯度分布。

假设将含噪地震信号分成C个区域,令 $\{\Omega_1, \dots, \Omega_c, \dots, \Omega_C\}$ 表示分区区域,每个区域 Ω_c 具有相应的参考梯度直方图 \mathbf{h}_c ,假设每个区域地震信号为 \mathbf{s} ,对每个区域建立梯度直方图保持模型,即

$$\hat{\mathbf{s}} = \arg \min_{\mathbf{s}, F} [\|\mathbf{y}_c - \mathbf{s}\|^2 / 2\sigma^2 + \lambda \mathbf{R}(\mathbf{s}) + \mu \|F(\nabla \mathbf{s}) - \nabla \mathbf{s}\|^2], \text{ s.t. } \mathbf{h}_F = \mathbf{h}_c, \quad (3)$$

式中: $\hat{\mathbf{s}}$ 为每个区域地震信号去噪的结果; \mathbf{y}_c 为第c个区域的地震观测信号; F 为单调非下降的奇函数; $|F(\nabla \mathbf{s})|$ 为 $F(\nabla \mathbf{s})$ 的模,表示变换后的梯度信号的直方图,记作 \mathbf{h}_F ; ∇ 为梯度算子; μ 为正常数; $\mathbf{R}(\mathbf{s})$ 为信号正则化器。求解 F 和 \mathbf{s} 时采用交替优化策略,即给定 F ,可更新 \mathbf{s} ;给定 \mathbf{s} ,可通过基于直方图规范的收缩算子更新 F 。因此,引入 F ,可将梯度直方图约束与任何现有的 $\mathbf{R}(\mathbf{s})$ 结合。

使用SGHP算法对地震信号去噪的过程中,需根据 \mathbf{y}_c 来估算原始地震信号的参考梯度直方图 \mathbf{h}_c ,提出一个正则化^[25]的反卷积^[26]模型和一个相关的迭代反卷积算法来估计给定噪声信号的 \mathbf{h}_c 。一旦获得参考梯度直方图 \mathbf{h}_c ,则可实现SGHP算法在地震信号中的去噪。在位置 i 处提取的块 $\mathbf{s}_i = \mathbf{P}_i \mathbf{s}$, $i = 1, 2, \dots, N$,其中 \mathbf{P}_i 为块提取算子, N 为信号的像素数。给定字典 \mathbf{D} ,在 \mathbf{D} 上稀疏编码^[27]补丁 \mathbf{s}_i ,产生稀疏编码矢量 $\boldsymbol{\alpha}_i$ 。一旦获得所有信号块的编码矢量,可通过

$$\mathbf{s} = \mathbf{D} \circ \boldsymbol{\alpha} \triangleq \left(\sum_{i=1}^N \mathbf{P}_i^T \mathbf{P}_i \right)^{-1} \sum_{i=1}^N \mathbf{P}_i^T \mathbf{D} \boldsymbol{\alpha}_i \quad (4)$$

重建每个区域的原始信号 \mathbf{s} 。式中: \circ 表示相乘运

算; $\alpha = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_i\}$; \triangleq 表示定义为。

地震信号的良好先验对于去噪至关重要,不同先验的适当集成可进一步提高去噪性能。借鉴非局部集中稀疏表示(NCSR)^[28]中稀疏非局部正则化项,即

$$\mathbf{R}(s) = \sum_i \|\alpha_i - \beta_i\|_1, \text{ s.t. } s = \mathbf{D} \circ \alpha, \quad (5)$$

式中: β_i 为 α_i 的加权平均, $\beta_i = \sum_q \omega_i^q \alpha_i^q$, 其中 α_i^q 表示与 s_i 最接近的第 q 个补丁的编码矢量, ω_i^q 表示 α_i^q 的权值。将(5)式代入(3)式中,则得到的表达式为

$$\hat{s} = \arg \min_{s, F} \left[\|\mathbf{y}_c - s\|^2 / 2\sigma^2 + \lambda \sum_i \|\alpha_i - \beta_i\|_1 + \mu \|F(\nabla s) - \nabla s\|^2 \right],$$

$$\text{ s.t. } s = \mathbf{D} \circ \alpha, \mathbf{h}_F = \mathbf{h}_c. \quad (6)$$

(6)式可使用变量分裂(VS)来求解,引入变量 $\mathbf{g} = F(\nabla s)$, 采用交替最小化策略来交替更新 s 和 \mathbf{g} 。给定 $\mathbf{g} = F(\nabla s)$, 则可通过

$$\hat{s} = \min_s \left(\|\mathbf{y}_c - s\|^2 / 2\sigma^2 + \lambda \sum_i \|\alpha_i - \beta_i\|_1 + \mu \|\mathbf{g} - \nabla s\| \right), \text{ s.t. } s = \mathbf{D} \circ \alpha \quad (7)$$

来更新 s (或 α)。记该区域信号 s 的主成分分析(PCA)字典为 \mathbf{D} , 为了求解(7)式,可采用梯度下降方法来更新 s , 即

$$\mathbf{s}^{(k+1/2)} = \mathbf{s}^{(k)} + \delta \{ [\mathbf{y} - \mathbf{s}^{(k)}] / 2\sigma^2 + \mu \nabla^T [\mathbf{g} - \nabla \mathbf{s}^{(k)}] \}, \quad (8)$$

式中: k 为设定的迭代次数; δ 为预先指定的常数。编码系数 α_i 更新为

$$\alpha_i^{(k+1/2)} = \mathbf{D}^T \mathbf{P}_i \mathbf{s}^{(k+1/2)}. \quad (9)$$

使用软阈值算子来获得 β_i , 进一步更新 α_i , 表达式为

$$\alpha_i^{(k+1)} = \mathbf{S}_{\lambda/d} [\alpha_i^{(k+1/2)} - \beta_i] + \beta_i, \quad (10)$$

式中: $\mathbf{S}_{\lambda/d}$ 为软阈值算子, d 为一个常数, 用于保证代理函数的凸性。最后更新 $\mathbf{s}^{(k+1)}$, 即

$$\mathbf{s}^{(k+1)} = \mathbf{D} \circ \alpha^{(k+1)} \triangleq \left(\sum_{i=1}^N \mathbf{P}_i^T \mathbf{P}_i \right)^{-1} \sum_{i=1}^N \mathbf{P}_i^T \mathbf{D} \alpha_i^{(k+1)}. \quad (11)$$

得到信号 s 的估计后, 考虑到等价约束 $\mathbf{g} = F(\nabla s)$, 则得到

$$\min_F \|\mathbf{F}(\nabla s) - \nabla s\|^2, \text{ s.t. } \mathbf{h}_F = \mathbf{h}_c. \quad (12)$$

因此, SGHP 变换函数为

$$\mathbf{F}(\nabla x) = \sum_C \mathbf{F}(\nabla s). \quad (13)$$

若信号由具有不同细节的不同区域组成, 则 SGHP 会在细节较少的区域中生成一些假细节。为了解决这个问题, 可将噪声信号分成几个区域, 估计每个区域的参考梯度直方图, 再将 SGHP 应用于每个区域进行去噪。

2.2 去噪步骤

基于 SGHP^[29] 算法的地震信号去噪流程如图 1 所示。

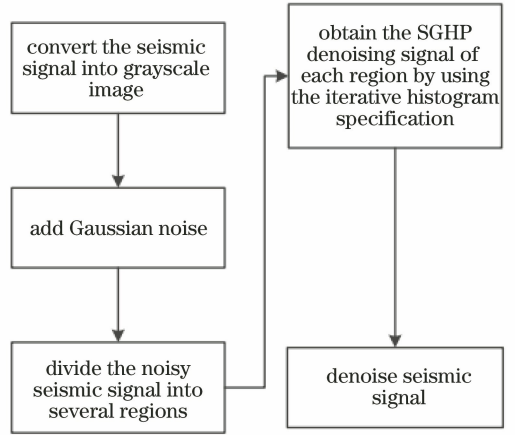


图 1 基于 SGHP 算法去噪的流程图

Fig. 1 Flow chart of denoising based on SGHP algorithm

从图 1 可以看到, 先将地震信号转化成灰度图形式, 加入高斯噪声后得到含噪地震信号, 接着使用 K-means 聚类算法将含噪地震信号划分为若干区域, 再对每一区域使用迭代直方图规范算法求解原始地震信号的估计、参考梯度直方图和变换函数 F , 进而求得各区域的去噪信号, 最后将各区域的去噪信号合并成完整的地震去噪信号。

使用迭代直方图规范算法可求得各区域地震信号的估计及变换函数 F , 求解(6)式, 从而求得去噪信号。迭代直方图规范算法的求解流程如下。

1) 初始化 $k = 0, \mathbf{s}^{(k)} = \mathbf{y}_c$, 设最大迭代次数为 K 。

2) 迭代开始, $k = 1, 2, 3, \dots, K$ 。使用变量分裂法求解(6)式, 引入变量 $\mathbf{g} = F(\nabla s)$, 再通过(8)式更新 s ; 更新字典稀疏系数, $\alpha_i^{(k+1/2)} = \mathbf{D}^T \mathbf{P}_i \mathbf{s}^{(k+1/2)}$, 更新 $\beta_i, \beta_i = \sum_q \omega_i^q \alpha_i^q$; 根据(10)式更新 α ; 根据(11)式更新每个区域信号 s ; 令 $k = k + 1$, 如果 $k > K$, 则迭代停止。

3) 将各区域去噪信号求和, 可得完整的去噪地震信号。

4) 输出去噪地震信号。

3 实验结果与分析

为了说明和验证 SGHP 的去噪性能,本节详细描述了对叠后地震信号 Post-stack 188 使用 SGHP 去噪的过程,再分别采用 NLM、BM3D、CSR 和 SGHP 算法对合成地震信号进行去噪,实验结果证明 SGHP 算法能有效保留地震信号细节,最后对叠后地震信号分别采用 NLM^[30]、BM3D 和 CSR 等算法进行去噪,并将去噪结果与 SGHP 的去噪结果进行对比。所有实验均运行在 64 位 Windows 7 系统, Intel Core i5 2.5 GHz CPU, 4 GB RAM 的台式计算机环境中,软件环境为 MATLAB R2014a 版本。最后一个实验中,去噪

性能采用峰值信噪比 (PSNR) 和结构相似性 (SSIM) 两个指标进行评价, PSNR 与 SSIM 值越大代表去噪性能越好。

3.1 叠后地震信号去噪过程

采用 SGHP 对叠后地震信号 Post-stack 188 进行处理,处理过程如图 2 和图 3 所示。将归一化处理后的叠后地震信号加上 $\sigma=20\%$ 的高斯噪声,使用 K-means 聚类方法将地震信号粗略地划分为 C 个均匀区域(实验中 $C=2$,表示分为两类区域),结果如图 2 所示。

对两类区域分别采用 GHP 算法估计梯度直方图,如图 3 所示,含噪图像的梯度直方图用点表示,估计的梯度直方图用实线表示。

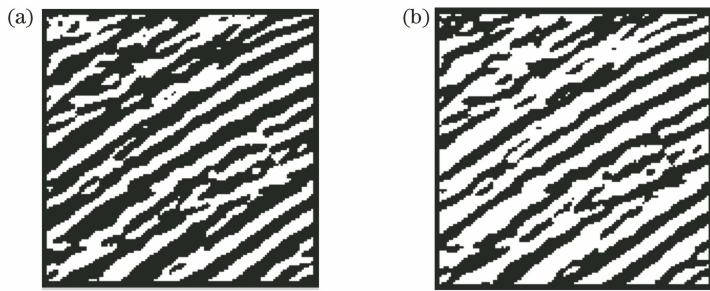


图 2 使用 K-means 聚类分割不同区域的含噪地震信号。(a)第一类区域;(b)第二类区域

Fig. 2 Using K-means clustering to segment seismic signals with noise in different regions. (a) Region I; (b) region II

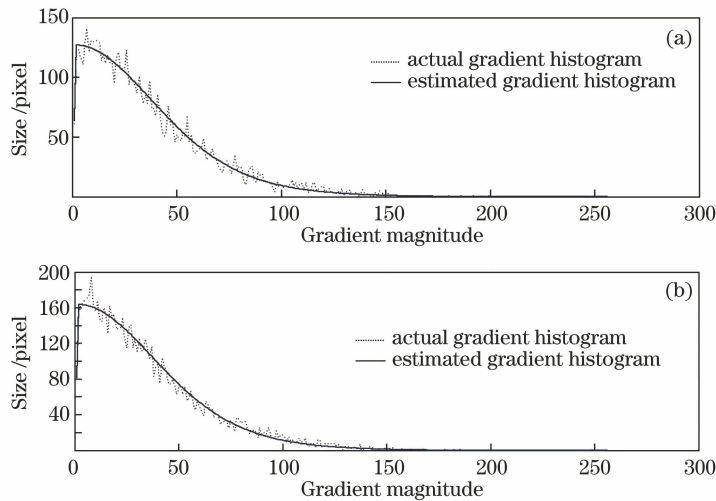


图 3 对含噪信号的两个区域分别进行梯度直方图估计。(a)第一类区域;(b)第二类区域

Fig. 3 Gradient histogram estimation of two regions with noisy signal. (a) Region I; (b) region II

将各区域的去噪信号合并成完整的地震去噪信号,去噪结果如图 4 所示。由于每个区域采用的去噪策略一致,都是采用梯度直方图保持进行去噪,所以合成信号时,边界上并没有出现不平滑之处。

地震勘探信号的细节具有微小的同相轴及同相轴间的走向、交叉和组合等特征,如图 4 所示。这些

细节对地震信号的处理很重要,因为其反映了地下地层的具体地质结构,如果细节不能保持,对地下地层的观测分辨率很低,会降低勘探精度。地震勘探信号细节的保留程度可通过视觉效果来观察,如果去噪后的信号细节部分没有被保留,则可从视觉效果中看到细节部分不清晰或被平滑掉。为了证明

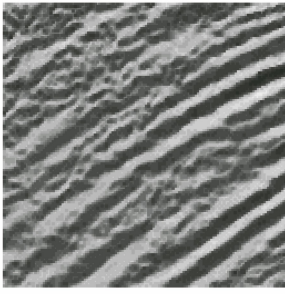


图4 SGHP去噪结果

Fig. 4 SGHP denoising results

SGHP对地震信号细节的保留效果,将使用NLM、BM3D和CSR对同一含噪的合成地震信号进行去噪。

3.2 合成地震信号的去噪结果

实验使用的合成地震信号共有128道,每道有128个采样点,处理的合成地震信号为进行了预处理的信号,即分别对各通道数据进行了归一化到 $[0,1]$ 和剔除野值等预处理。通道间噪声与合成信号所加高斯噪声一致,均为高斯噪声。对合成地震信号添加信号最大幅值为20%的高斯白噪声,再分别使用NLM、BM3D、CSR和SGHP算法对含噪合成地震信号进行去噪,去噪结果如图5所示。

NLM算法充分利用信号内部的自相似性,基于信号块间的欧氏距离确定像素点间的相似度权重,通过加权平均实现去噪;BM3D算法将信号分成一定大小的块,再使用含有相似结构的二维信号块组合形成三维数组,并对三维数组进行联合滤波,最后运用逆变换转到原信号中,获得去噪信号;CSR算法结合NLM和BM3D的思想,引入稀疏表示误差(SCN),通过减小SCN值来提高信号重构质量。

从图5可以看到,NLM去噪效果不好,仍残留部分噪声,细节部分不清晰,BM3D、CSR和SGHP三个算法能完全去掉噪声,从主观上看差异不大。SGHP与BM3D和CSR算法相比,去噪效果相似,细节部分的噪声均被去除。SGHP算法通过多次迭代求解直方图参数使得在细节保持上效果更好。为了进一步证明SGHP的去噪效果比NLM、BM3D和CSR好,将通过去噪参数PSNR和SSIM值进行比较。

3.3 叠后地震信号的去噪结果

分别使用NLM、BM3D和CSR等算法对叠后Post-stack 188地震信号进行去噪,并将去噪结果与SGHP的去噪结果进行对比。SGHP算法对地震信

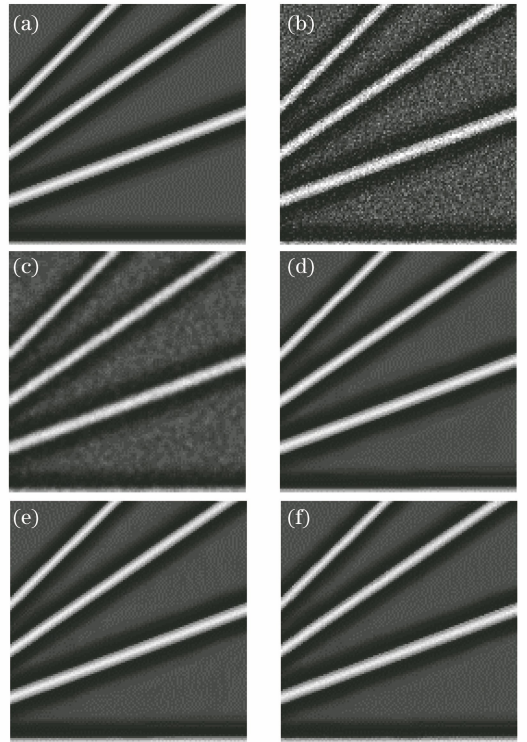


图5 NLM、BM3D、CSR和SGHP算法对含噪20%的合成信号去噪效果。(a)原始信号;(b)加噪20%信号;(c)NLM去噪效果;(d)BM3D去噪效果;(e)CSR去噪效果;(f)SGHP去噪效果

Fig. 5 Denoising effects of the algorithms of NLM, BM3D, CSR, and SGHP on synthetic signal with 20% noise. (a) Original signal; (b) signal with 20% noise; (c) NLM denoising effect; (d) BM3D denoising effect; (e) CSR denoising effect; (f) SGHP denoising effect

号进行处理时,先由K-means算法进行分割,聚类个数为70,即分为70个区域,并对不同噪声水平自适应选择不同的正则化参数。NLM算法中设置相似块大小为 8×8 ,BM3D算法中参照块大小为 8×8 ,CSR算法在交替迭代计算过程中,设置正则化因子 $\tau_1=0.1, \tau_2=0.7, \lambda=0.43$,迭代次数设置为9次。

图6为BM3D、CSR、NLM和SGHP算法分别对加噪20%的叠后陆上信号的去噪结果,对比图6(c)~6(f)可以看到,在 $\sigma=20\%$ 噪声水平下,四种算法中NLM的去噪效果过于平滑,SGHP的去噪效果最好,通过参数指标来进一步判断去噪效果。

表1为对叠后陆上信号添加不同水平噪声时,各算法去噪效果的定量比较。由表1可以看到,SGHP算法去噪后的PSNR和SSIM值比其他算法大,这说明了与NLM、BM3D和CSR算法相比,SGHP算法在地震去噪中的效果最好,NLM算法去

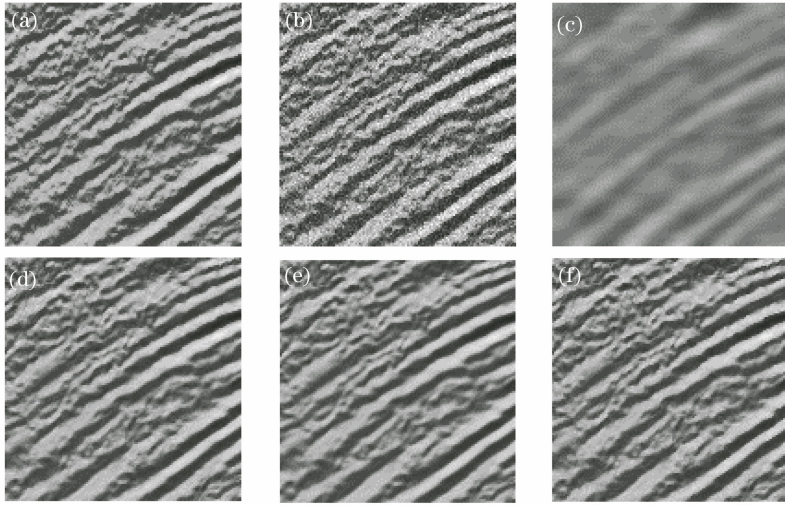


图 6 NLM、BM3D、CSR 和 SGHP 算法对含噪 20% 的叠后陆上信号去噪效果。(a)地震原始信号;(b)加噪 20% 高斯噪声;(c) NLM 去噪效果;(d) BM3D 去噪效果;(e) CSR 去噪效果;(f) SGHP 去噪效果

Fig. 6 Denoising effect of NLM, BM3D, CSR, and SGHP algorithms on post-stack land signal with 20% noise. (a) Original seismic signal; (b) Gaussian noise with 20% noise; (c) NLM denoising effect; (d) BM3D denoising effect; (e) CSR denoising effect; (f) SGHP denoising effect

表 1 对叠后陆上信号添加不同水平噪声,各算法去噪后的 PSNR 和 SSIM 值对比

Table 1 Add different levels of noise to the post-stack land signal, and compare the PSNR and SSIM values of each algorithm after denoising

$\sigma / \%$	Input PSNR /dB	Algorithm	Denoised PSNR /dB	Denoised SSIM
5	34.0777	NLM	23.5706	0.8657
		BM3D	34.7533	0.9918
		CSR	34.9052	0.9913
		SGHP	34.6075	0.9909
10	28.0571	NLM	23.4406	0.8599
		BM3D	29.9012	0.9664
		CSR	29.7259	0.9694
		SGHP	30.3760	0.9745
15	24.5353	NLM	23.2354	0.8537
		BM3D	27.4842	0.9358
		CSR	27.3376	0.9460
		SGHP	28.0780	0.9564
20	22.0365	NLM	22.9652	0.8473
		BM3D	25.9654	0.9071
		CSR	25.8833	0.9238
		SGHP	26.4839	0.9362
25	20.0983	NLM	22.6420	0.8397
		BM3D	24.8701	0.8843
		CSR	24.8061	0.9016
		SGHP	25.3689	0.9170
30	28.5147	NLM	22.2778	0.8397
		BM3D	23.9766	0.8650
		CSR	23.9520	0.8795
		SGHP	24.4553	0.8973

噪后的 PSNR 和 SSIM 值最小,去噪效果最差,CSR 算法去噪后的 PSNR 和 SSIM 值比 BM3D 算法去噪后大,在去噪效果中的效果比 BM3D 算法略好,比 SGHP 算法去噪效果略差。SGHP 算法使用 K-means 分割方法,把地震分割成同质区域,对每个区域估计其相应的参考梯度直方图和变换函数,相比于其他三种算法更能精确去噪,并减少信号细节的损失。

4 结 论

基于 SGHP 的地震去噪算法,在去噪效果和去噪相关参数上仍占有一定优势。作为一种去噪工具,相比于 NLM、BM3D 和 CSR 等去噪算法,SGHP 算法能够更好地去除地震信号的加性噪声。该算法可应用于地震去噪领域并能够减少对地震信号细节的过度平滑处理,保护信号细节信息。去噪实验中,该算法在 PSNR 和 SSIM 评价指标方面均优于 NLM、BM3D 和 CSR 去噪算法,证明了算法的可行性和有效性。SGHP 算法有以下不足需要改进:1)基于梯度直方图保持模型的去噪方法不适用于相干噪声的去除,如面波和底波等。2)随着地震信号数据量的增加,运行时间也逐渐增加,去噪效率逐渐变低。对于含有大量数据的地震信号,如何提高去噪效率,值得进一步研究。

参 考 文 献

- [1] Li H J. Research and application of broadband marine seismic exploration [D]. Changchun: Jilin University, 2016: 13-14.
李洪建. 海洋宽频地震勘探方法与应用研究[D]. 长春: 吉林大学, 2016: 13-14.
- [2] Zhang B B, Zhang J H, Wu Y T. Research on protection and extension for seismic low frequencies [J]. Progress in Geophysics, 2019, 34(3): 1139-1144.
张彬彬, 张军华, 吴永亨. 地震数据低频信号保护与拓频方法研究[J]. 地球物理学进展, 2019, 34(3): 1139-1144.
- [3] Chen Y K. Dip-separated structural filtering using seislet transform and adaptive empirical mode decomposition based dip filter [J]. Geophysical Journal International, 2016, 206(1): 457-469.
- [4] Huang Y, Wen X T, He Z H. Denoising algorithm of random noise with seismic image based on nonlocal means[J]. Fault-Block Oil and Gas Field, 2013, 20(6): 730-732.

黄英, 文晓涛, 贺振华. 地震图像随机噪声的非局部均值去噪法[J]. 断块油气田, 2013, 20(6): 730-732.

- [5] Ren T T, Zhou Y T, Hao X X, et al. Three-dimensional seismic signal denoising based on block matching and collaborative filtering [J]. Journal of Hebei University of Technology, 2017, 46(4): 1-7.
任婷婷, 周亚同, 郝茜茜, 等. 基于块匹配协同滤波的三维地震信号去噪[J]. 河北工业大学学报, 2017, 46(4): 1-7.
- [6] Xu C T, Cao J J. The selection of weighted kernel function based on NLM algorithm [J]. Modern Computer, 2019(10): 68-70.
徐翠婷, 曹剑剑. 基于 NLM 算法的加权核函数选取研究[J]. 现代计算机, 2019(10): 68-70.
- [7] Zhang Y, Ren W J, Tang G W. Random noise suppression on seismic data based on structured-clustering dictionary learning [J]. Oil Geophysical Prospecting, 2018, 53(6): 1119-1127.
张岩, 任伟建, 唐国维. 应用结构聚类字典学习压制地震数据随机噪声[J]. 石油地球物理勘探, 2018, 53(6): 1119-1127.
- [8] Galatsanos N P, Katsaggelos A K. Methods for choosing the regularization parameter and estimating the noise variance in image restoration and their relation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1992, 1(3): 322-336.
- [9] Liu C H, Qi Y, Ding W R. SAR despeckling based on clustering dictionary learning and sparse representation [J]. Systems Engineering and Electronics, 2017, 39(8): 1709-1715.
刘春辉, 齐越, 丁文锐. 基于聚类字典学习和稀疏表示的 SAR 图像抑斑方法[J]. 系统工程与电子技术, 2017, 39(8): 1709-1715.
- [10] Zhang Y S, Ji K F, Deng Z P, et al. Clustering-based SAR image denoising by sparse representation with KSVD[C]//2016 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), July 10-15, 2016, Beijing, China. New York: IEEE, 2016: 5003-5006.
- [11] Jia F Q. Image denoising method based on gradient histogram preservation model [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2014: 31-34.
贾福青. 基于梯度直方图保持模型的图像去噪方法[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2014: 31-34.
- [12] Zhao W, Tian Z, Yang L J, et al. SAR image segmentation using local smoothing weighted graph cut [J]. Journal of Optoelectronics • Laser, 2014, 25

- (11): 2212-2218.
- 赵伟, 田铮, 杨丽娟, 等. 基于局部平滑加权图割方法的 SAR 图像分割 [J]. 光电子·激光, 2014, 25(11): 2212-2218.
- [13] Pandey P, Richhariya V, Rajput V. Gradient histogram edge preservation with non-local mean filtering for image denoising [C] // 2016 Online International Conference on Green Engineering and Technologies (IC-GET), November 19, 2016, Coimbatore, India. New York: IEEE, 2016: 16864592.
- [14] Song C W, Deng H, Gao H J, et al. Bayesian non-parametric gradient histogram estimation for texture-enhanced image deblurring [J]. Neurocomputing, 2016, 197: 95-112.
- [15] Wang T H, Jia H Z, Shu H Z. Full-reference image quality assessment algorithm based gradient magnitude and histogram of oriented gradient [J]. Journal of Southeast University (Natural Science Edition), 2018, 48(2): 276-281.
- 王同罕, 贾惠珍, 舒华忠. 基于梯度幅度和梯度方向直方图的参考图像质量评价算法 [J]. 东南大学学报(自然科学版), 2018, 48(2): 276-281.
- [16] Xiao X Y, Jing W B, Zhao H L. An improved image enhancement algorithm based on the peak-signal to noise ratio [J]. Journal of Changchun University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2017, 40(4): 83-86, 92.
- 肖祥元, 景文博, 赵海丽. 基于峰值信噪比改进的图像增强算法 [J]. 长春理工大学学报(自然科学版), 2017, 40(4): 83-86, 92.
- [17] Deng J H, Wu P J, Yu H J, et al. An image quality assessment method based on structure similarity of extended gradients [J]. Science Technology and Engineering, 2018, 18(27): 42-47.
- 邓杰航, 毋鹏杰, 余汉君, 等. 基于扩展梯度算子的结构相似度图像质量评价方法 [J]. 科学技术与工程, 2018, 18(27): 42-47.
- [18] Yu X C, Xu J D. A blind source separation method for mixed images with additive white Gaussian noise [J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2012, 35(4): 120-123.
- 余先川, 徐金东. 一种抗加性高斯白噪声的盲图像源分离方法 [J]. 北京邮电大学学报, 2012, 35(4): 120-123.
- [19] Feng N C. Sparse signal reconstruction theory and algorithm via prior information [D]. Chongqing: Southwest University, 2018: 9-15.
- 冯念慈. 基于先验信息的稀疏信号重构理论与算法研究 [D]. 重庆: 西南大学, 2018: 9-15.
- [20] Li H W. A novel method for extracting object-of-interest from natural image by integrating prior knowledge [D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2009: 44-46.
- 李宏伟. 一种综合先验信息的从自然图像中提取感兴趣物体的新方法 [D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2009: 44-46.
- [21] Wang X L. Research of image model based on natural image's statistical priors and sparse priors [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2014: 23-25.
- 王旭林. 基于自然图像统计性先验和稀疏性先验的图像模型研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2014: 23-25.
- [22] Chi S Q, Chen W C, Zhang L, et al. Texture attribute analysis of 3D seismic signals based on strong background interference separation [C] // 2018 International Geophysical Conference and Exhibition. [S.l: s.n], 2018: 4.
- 迟思琦, 陈文超, 张露, 等. 基于强背景干扰分离的三维地震信号纹理属性分析 [C] // 2018 国际地球物理会议暨展览. [S.l: s.n], 2018: 4.
- [23] Raad L, Galerne B. Efron and freeman image quilting algorithm for texture synthesis [J]. Image Processing on Line, 2017, 7: 1-22.
- [24] Qu G Z. The suppression of random noise and separation of ground roll in seismic signals based on sparse representation [D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2016: 20-22.
- 屈光中. 基于稀疏表示的地震信号随机噪声压制与面波分离 [D]. 合肥: 合肥工业大学, 2016: 20-22.
- [25] Jiang X D, Zhang W, Wang Z X, et al. Velocity calibration for downhole microseismic monitoring based on total variation (TV) regularization [J]. Computing Techniques for Geophysical and Geochemical Exploration, 2018, 40(5): 559-564.
- 蒋星达, 张伟, 王仔轩, 等. 基于总变分(TV)正则化约束的微地震井下速度模型校正 [J]. 物探化探计算技术, 2018, 40(5): 559-564.
- [26] Jia X N. Image deconvolution based on Fourier-total variation regularization [D]. Changchun: Jilin University, 2011: 1-5.
- 贾小宁. 基于傅立叶-全变差正则化的图像去卷积算法 [D]. 长春: 吉林大学, 2011: 1-5.
- [27] Dong W S, Li X, Zhang L, et al. Sparsity-based image denoising via dictionary learning and structural clustering [C] // CVPR 2011, June 20-25, 2011,

- Colorado Springs, CO, USA. New York: IEEE, 2011: 457-464.
- [28] Dong W S, Zhang L, Shi G M, et al. Nonlocally centralized sparse representation for image restoration [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(4): 1620-1630.
- [29] Zuo W M, Zhang L, Song C W, et al. Gradient histogram estimation and preservation for texture enhanced image denoising[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23(6): 2459-2472.
- [30] Liao J S, Wang L G. Hyperspectral image classification method based on fusion with two kinds of spatial information [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2017, 54(8): 081002.
- 廖建尚, 王立国. 两类空间信息融合的高光谱图像分类方法 [J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(8): 081002.