



矿业科学学报

JOURNAL OF MINING SCIENCE AND TECHNOLOGY

基于压缩奇异值分解的高效地震数据随机噪声压制

孙超, 林朋, 刘育林, 王秀东, 徐东晶

Accelerated random noise suppression of seismic data using compressed singular-value decomposition

引用本文:

孙超, 林朋, 刘育林, 等. 基于压缩奇异值分解的高效地震数据随机噪声压制[J]. 矿业科学学报, 2025, 10(1): 105–115.

SUN Chao, LIN Peng, LIU Yulin, et al. Accelerated random noise suppression of seismic data using compressed singular-value decomposition[J]. *Journal of Mining Science and Technology*, 2025, 10(1): 105–115.

您可能感兴趣的其他文章

1. 华北型煤田底板破坏深度BP神经网络预测模型研究

引用本文: 邢晁瑞, 李磊, 王立彬, 等. 华北型煤田底板破坏深度BP神经网络预测模型研究[J]. 矿业科学学报, 2023, 8(5): 688–694.

2. 隧道爆破振动信号时频谱增强优化分析

引用本文: 付晓强, 麻岩, 俞缙, 等. 隧道爆破振动信号时频谱增强优化分析[J]. 矿业科学学报, 2023, 8(3): 348–356.

3. 南方典型煤田小断层地震属性定量判别研究

引用本文: 戴世鑫, 胡盼, 董艳娇, 等. 南方典型煤田小断层地震属性定量判别研究[J]. 矿业科学学报, 2023, 8(2): 146–155.

4. 利用电场远参考提高“死频带”音频大地电磁阻抗资料质量

引用本文: 马方圆, 王辉, 程久龙, 等. 利用电场远参考提高“死频带”音频大地电磁阻抗资料质量[J]. 矿业科学学报, 2022, 7(6): 655–661.

5. 基于地质单元体的微动信号频散曲线反演

引用本文: 赵红鹏, 何登科, 洪雨. 基于地质单元体的微动信号频散曲线反演[J]. 矿业科学学报, 2022, 7(6): 662–669.

孙超,林朋,刘育林,等. 基于压缩奇异值分解的高效地震数据随机噪声压制[J]. 矿业科学学报,2025,10(1):105-115. DOI:10.19606/j.cnki.jmst.2024934

SUN Chao, LIN Peng, LIU Yulin, et al. Accelerated random noise suppression of seismic data using compressed singular-value decomposition[J]. Journal of Mining Science and Technology, 2025, 10(1): 105-115. DOI:10.19606/j.cnki.jmst.2024934

基于压缩奇异值分解的高效地震数据随机噪声压制

孙超¹,林朋²,刘育林²,王秀东¹,徐东晶³

1. 山东省煤田地质规划勘察研究院,山东济南 250104;
2. 中国矿业大学(北京)地球科学与测绘工程学院,北京 100083;
3. 山东科技大学地球科学与工程学院,山东青岛 266590

摘要:随机噪声是地震数据处理中常见的干扰之一。传统的随机噪声压制方法采用的是奇异值分解技术,但是其计算效率较低,难以适应大规模地震数据处理。为了提高随机噪声压制效率,提出一种基于压缩奇异值分解的随机噪声压制技术。该技术在计算奇异值时首先基于压缩感知理论对原始数据进行稀疏变换,然后将变换后的结果用于近似求解高维左右奇异向量和奇异值,避免对原始高维数据的直接处理,提高奇异值分解的准确性和计算效率。基于三维合成地震记录和实际数据对该技术的有效性和实用性进行验证,并与采用传统奇异值分解、随机奇异值分解的技术进行对比。结果表明:该技术能够有效压制地震数据中的随机噪声,同时有效信号得以增强突显;相对于传统和随机奇异值分解,压缩奇异值分解技术具有更高的计算效率,可大幅节约时间成本,并进一步提高信噪比。

关键词:低秩近似;奇异值分解;压缩感知;随机噪声

中图分类号:TD 163.1

文献标志码:A

文章编号:2096-2193(2025)01-0105-11

Accelerated random noise suppression of seismic data using compressed singular-value decomposition

SUN Chao¹, LIN Peng², LIU Yulin², WANG Xiudong¹, XU Dongjing³

1. Shandong Provincial Research Institute of Coal Geology Planning and Exploration, Jinan Shandong 250104, China;
2. School of Geoscience and Surveying Engineering, China University of Mining Technology-Beijing, Beijing 100083, China;
3. College of Earth Science and Engineering, Shandong University of Science and Technology, Qingdao Shandong 266590, China

Abstract: Random noise is one of the common background noises in seismic data, and its attenuation will directly affect the signal-to-noise ratio of seismic data, which is of great significance to improve the quality of seismic data. Low-rank approximation technique is a commonly used method to suppress random noise of seismic data. It converts frequency spatial domain data into the form of Hanke matrix, and uses singular value decomposition technique to reconstruct data by retaining large singular values, so as to achieve the purpose of rank reduction and suppress random noise. The method takes advantage of the low-rank nature of noiseless seismic data, which can be destroyed in the presence of random noise. However, traditional singular value decomposition technology has low computational efficiency, and

收稿日期:2024-07-04 修回日期:2024-11-25

基金项目:国家重点研发计划专题(2022YFC2903705-03);山东省煤田地质局科研专项(鲁煤地科字(2022)57号);国家自然科学基金(52394191,42104139)

作者简介:孙超(1989—),男,山东泰安人,硕士,工程师,主要从事煤矿、金属矿勘查及地震反演解释等方面的研究工作。E-mail:1002895568@qq.com

通信作者:林朋(1990—),男,安徽阜阳人,博士,讲师,主要从事绕射波与高分辨率成像、人工智能地震勘探和城市与环境工程地球物理探测等方面的研究工作。E-mail:linpeng798@126.com

seismic data generally consist of a large amount of datasets, so traditional singular value decomposition technology will inevitably lead to a large increase in time cost. In order to improve the efficiency of random noise suppression, a new singular value decomposition technique based on compressed sensing theory is proposed. The sparse representation of data is considered in the calculation of singular values, and the sparse representation of data is used to approximate the solution of high-dimensional singular vectors and singular values, so as to improve the accuracy and computational efficiency of singular value decomposition. Compressed sensing theory makes full use of data sparsity, avoids direct processing of original high-dimensional data, and theoretically has high computational efficiency. Three-dimensional synthetic seismic records and field data examples are used to verify the validity and practicability of the proposed method, and comparisons with traditional and random singular value decomposition techniques are performed. The results show that the improved low-rank approximation technique can effectively suppress random noise in seismic data, and the effective signal can be enhanced and highlighted. Compared with traditional and random singular value decomposition, the compressed singular value decomposition technique has higher computational efficiency and can greatly save time cost. Low-rank approximation technology based on compressed singular value decomposition has better performance than other methods in random noise suppression and can further improve the signal-to-noise ratio.

Key words: low-rank approximation; singular-value decomposition; compressed sensing; random noise

在地震数据采集中,人类活动和勘探设备等产生的随机噪声不可避免,而随机噪声的存在会掩盖地震数据真实振幅信息,降低数据质量,从而影响数据的信噪比。因此,随机噪声压制是地震数据处理和成像流程的关键步骤之一,是地震数据后续高质量处理、解释与反演的重要前提,如 AVO 反演、逆时偏移成像、全波形反演、构造解释等^[1-2]。

为了压制地震数据中的随机噪声,专家学者们发展了一系列新的算法,以提高信噪比。这些随机噪声压制方法可大概分为两类。

第一类为基于变换类的地震数据去噪方法,主要是利用地震数据的稀疏表示性质,选定一组固定变换基作为稀疏变换算子,将含有噪声的地震数据进行稀疏变换。由于噪声具有无规则性,在变换到稀疏域后依然不具有稀疏性,因此在稀疏域可实现地震信号和随机噪声的有效分离。典型的稀疏变换包括傅里叶变换^[3-4]、曲波变换^[5-7]、Seislet 变换^[8-9]、Shearlet 变换^[10-11]、拉东变换^[12-13]、小波变换^[14-15]等。

第二类方法是利用地震信号自身的特点,不经过稀疏变换直接将信号分离出来,主要有数据分解和低秩近似 2 种方法。数据分解是一种常用的信号噪声分离方法,利用信号和噪声的不同性质,将信号和噪声分别分解到不同的成分中。常见的数据分解算法,包括经验模态分解^[16-17]、变分模态分解^[18-19]、复变分模态分解^[20-21]、奇异值分解^[22-23]等。低秩近似方法是利用地震数据的低秩性质进

行噪声压制^[24]。汉克尔矩阵在表达低秩矩阵方面具有优势,在应用中一般将频率切片地震数据转化为汉克尔矩阵形式^[25],转化后的汉克尔矩阵的秩与地震数据中不同倾角的同相轴个数密切相关,而噪声的存在会导致汉克尔矩阵的秩增加。因此,通过降低矩阵的秩可达到衰减噪声的目的。传统低秩近似中通常采用奇异值分解对汉克尔矩阵进行分解,通过保留较大奇异值来恢复有效信号,但是其算法计算效率较低,所需时间成本较高,难以适用于大规模地震数据的处理。

在低秩近似技术的基础上,基于压缩感知理论提出一种新的奇异值分解算法,首先对原始数据进行稀疏变换,然后将变换后的结果用于近似求解高维左右奇异向量和奇异值,提高奇异值分解的准确性和计算效率,并通过三维数值模型和实际数据对所提方法的有效性进行验证。

1 方法原理

由线性同相轴构成的地震数据在数学形式上具有低秩的性质,可用于地震数据的高精度处理与解释。低秩近似技术就是以地震数据的低秩假设为前提,利用地震数据含噪前后秩的差异,通过低秩近似恢复原始有效信号,压制噪声。汉克尔矩阵在表达数据低秩性质方面具有优势,因此低秩近似的第一步是利用傅里叶变换将地震数据从时间域转化到频率域。对于三维数据 $D(x, y, t)$,其在空间和时间方向上的采样点数分别为 N_x, N_y, N_t ($x =$

$1, \dots, N_x, y = 1, \dots, N_y, t = 1, \dots, N_t$, 其频率域可以表示为 $D(x, y, f)$ ($f = 1, \dots, N_f$)。单一频率切片的地震数据可以表示为

$$\mathbf{D}(f_0) = \begin{pmatrix} D(1,1) & D(1,1) & \cdots & D(1,N_x) \\ D(2,1) & D(2,2) & \cdots & D(2,N_x) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ D(N_y,1) & D(N_y,2) & \cdots & D(N_y,N_x) \end{pmatrix} \quad (1)$$

为了避免标记混淆,省略频率符号 f_0 。对于矩阵 \mathbf{D} 的每一行元素构建相应的汉克尔矩阵 \mathbf{R}_i :

$$\mathbf{R}_i = \begin{pmatrix} D(i,1) & D(i,2) & \cdots & D(i,K_x) \\ D(i,2) & D(i,3) & \cdots & D(i,K_x + 1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ D(i,L_x) & D(i,L_x + 1) & \cdots & D(i,N_x) \end{pmatrix} \quad (2)$$

式中, L_x 和 L_y 为常数。

为使该汉克尔矩阵近似为方阵,一般取 $L_x = \text{INT}(N_x/2) + 1, K_x = N_x - L_x + 1, \text{INT}(\cdot)$ 表示取整符号。 y 方向的汉克尔矩阵由矩阵 \mathbf{R}_i 构成,其表达如下:

$$\mathbf{M} = \begin{pmatrix} \mathbf{R}_1 & \mathbf{R}_2 & \cdots & \mathbf{R}_{K_y} \\ \mathbf{R}_2 & \mathbf{R}_3 & \cdots & \mathbf{R}_{K_y+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{R}_{L_y} & \mathbf{R}_{L_y+1} & \cdots & \mathbf{R}_{N_y} \end{pmatrix} \quad (3)$$

式中,参数 L_y 和 K_y 是用于令矩阵 \mathbf{M} 近似为方阵的常数,一般取 $L_y = \text{INT}(N_y/2) + 1, K_y = N_y - L_y + 1$ 。

地震数据可看作由有效信号和噪声构成,当地震数据仅包含有效信号时,其相应的汉克尔矩阵式(3)是非满秩的,具有低秩表现形式;而当地震数据被噪声污染后,由于噪声的无规则性,相应的汉克尔矩阵不再具有低秩形式,具有满秩性质^[26]。为了压制噪声,可以考虑对汉克尔矩阵进行奇异值分解处理,通过秩减方式恢复地震有效信号。汉克尔矩阵的奇异值分解可表示为

$$\mathbf{M} = \mathbf{A} \sum \mathbf{B} = [\mathbf{A}_1 \quad \mathbf{A}_2] \begin{bmatrix} \sum_1 & 0 \\ 0 & \sum_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} (\mathbf{B}_1)^H \\ (\mathbf{B}_2)^H \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中, \sum_1 和 \sum_2 为对角矩阵,分别由较大奇异值和较小奇异值构成;矩阵 $\mathbf{A}, \mathbf{A}_1, \mathbf{A}_2, \mathbf{B}, \mathbf{B}_1, \mathbf{B}_2$ 分别为相应的左右奇异向量;符号 $(\cdot)^H$ 表示矩阵的共轭。

由奇异值分解的内涵可知,分解后的奇异值对

应于原始数据中能量较强且具有良好空间相关性的有效信号,故较大的奇异值对应于原始有效信号成分;而随机噪声具有无规则性,其空间相关性较差,故其对应的奇异值较小。

为了消除地震数据中的随机噪声,可通过截断奇异值分解算法,舍弃较小的奇异值和相应奇异向量,保留较大的奇异值和相应的奇异向量进行数据重构,达到恢复信号的目的。基于截断奇异值分解,恢复的汉克尔矩阵 $\tilde{\mathbf{M}}$ 可表示为

$$\tilde{\mathbf{M}} = \mathbf{A}_1 \sum_1 \mathbf{B}_1^H \quad (5)$$

为了满足汉克尔矩阵沿主对角线对称的性质,恢复后的矩阵需要沿反对角线进行均值化处理^[27]。通过汉克尔矩阵构建的逆过程,即可得到去噪后的地震有效信号。

经典的全奇异值分解(FSVD)算法在计算奇异值时,将矩阵所对应的奇异值和奇异矩阵全部给出,再通过截断奇异值取前 k 个奇异值及所对应的奇异向量进行信号重构[式(4)]。由于实际上所需要的奇异值数量较少,故 FSVD 算法理论上具有较高的时间成本。而部分奇异值分解(PSVD)算法在计算奇异值时,仅计算目标秩所对应的奇异值个数,即计算前 k 个较大的奇异值,其余奇异值不再计算[式(4)]。因此,理论上 PSVD 算法与 FSVD 算法应得到相同的去噪结果,而由于计算奇异值的差异,二者具有不同的计算效率。

2 随机奇异值分解技术

随机算法是一种减少奇异值分解计算需求的有效方式,适用于具有低秩结构的高维数据。通过随机采样策略提取高维数据中的关键信息,将高维数据矩阵转化为小型数据矩阵,再进行数据关键结构信息的学习或提取。

ROKHLIN 等^[28]在 2009 年提出的随机奇异值分解(RSVD)算法被广泛用于低秩近似去噪技术。RSVD 算法假设 \mathbf{M} 是一个 m 行 n 列的汉克尔矩阵($m \leq n$),其目标秩为 k, l 为一整数($l > k$ 且 $l \leq m-k$)。利用矩阵 \mathbf{M} 构建一个小型矩阵 $\mathbf{P} = \mathbf{R}[\mathbf{M}\mathbf{M}^H]^l \mathbf{M}$,矩阵 \mathbf{M} 的奇异值和奇异向量可以通过矩阵 \mathbf{P} 近似计算, \mathbf{R} 是一个均值为 0、方差为 1 的独立同分布高斯数构成的采样矩阵, $\boldsymbol{\lambda}$ 是 \mathbf{Q}^H 经奇异值分解得到的奇异值对角矩阵。RSVD 算法计算步骤如下:

输入:待处理数据 \mathbf{M} ,维度为 $m \times n$,目标秩 k 。

(1) 构建随机采样矩阵: \mathbf{R}

(2) 矩阵采样: $\mathbf{Q}_{l \times n} = \mathbf{R}_{l \times m} [\mathbf{M}_{m \times n} \mathbf{M}_{n \times m}^H]^l \mathbf{M}_{m \times n}$

(3) 奇异值分解: $\mathbf{Q}_{l \times n}^H = \mathbf{W}_{n \times l} \boldsymbol{\lambda}_{l \times l} \mathbf{U}_{l \times l}^H$

- (4) 矩阵采样: $G_{m \times k} = M_{m \times n} W_{n \times k}$
 (5) 奇异值分解: $G_{m \times k} = U_{m \times k} S_{k \times k} T_{k \times k}$
 (6) 奇异向量: $V_{n \times k} = W_{n \times k} T_{k \times k}$

输出: 奇异值 S , 奇异向量 U 和 V 。

RSVD 算法利用随机采样矩阵 R 将原始高维汉克尔矩阵转化为低维矩阵 Q , 基于变换矩阵 Q 的奇异值分解来近似计算 M 的奇异值和奇异向量。奇异值的计算通过两个小矩阵的奇异值分解估计, 避免了大型矩阵的奇异值分解计算, 从而减少了计算时间。值得注意的是, 参数 i 是准确度和计算速度之间的权衡因子, i 值越小, 计算时间越短, 但近似准确度会降低。

3 压缩奇异值分解技术

虽然 RSVD 算法已被证明可以有效降低传统 SVD 算法的计算成本, 但其参数依赖性较强, 不利于实际处理中的应用。针对这一问题, 采用压缩奇异值分解技术(CSVD)^[29]与低秩近似技术相结合, 提高奇异值分解准确性和计算效率。

压缩感知理论的发展, 为高效近似计算奇异值分解提供了一个有效框架, 可以通过一个较小的压缩矩阵近似表示一个较大矩阵的信息^[30]。压缩可以理解为一个采样过程, 通过采样捕获数据矩阵的主要信息, 然后再进行奇异值分解。基于压缩感知理论, 地震数据可以从大量欠采样或压缩表示中进行近似表达, 用少量的测量来恢复完整的原始数据。为了获得数据 $X \in \mathbb{R}^{m \times n}$ ($m < n$) 的低秩奇异值分解近似(目标秩为 k), 假设存在一个随机测试矩阵 $\Phi \in \mathbb{R}^{l \times m}$, 则压缩后的数据 Y 可以表示为

$$Y := \Phi X \quad (6)$$

在奇异值分解计算中, 奇异向量的计算是不可或缺的。对于任意一个矩阵 A , 其奇异值和奇异向量矩阵可通过内外点积的特征分解来实现:

$$A^T A = (\mathbf{V} \mathbf{S} \mathbf{U}^T) (\mathbf{U} \mathbf{S} \mathbf{V}^T) = \mathbf{V} \mathbf{K} \mathbf{V}^T \quad (7)$$

$$A A^T = (\mathbf{U} \mathbf{S} \mathbf{V}^T) (\mathbf{V} \mathbf{S} \mathbf{U}^T) = \mathbf{U} \mathbf{K} \mathbf{U}^T \quad (8)$$

其中, 特征值为奇异值的平方, 即 $K = S^2$; $\mathbf{U} \mathbf{S} \mathbf{V}^T$ 、 $\mathbf{V} \mathbf{S} \mathbf{U}^T$ 分别是 A 和 A^T 的奇异值分解结果。因此, 为了计算矩阵 X 的奇异值和奇异向量, 从压缩感知理论出发, 构建小型矩阵 $B \in \mathbb{R}^{l \times l}$:

$$B := Y Y^T \quad (9)$$

相应的特征分解为:

$$B := T \tilde{D} T^T \quad (10)$$

矩阵 T 和 \tilde{D} 分别为近似的特征向量和特征值, 且近似的奇异值为 $\tilde{S} = \sqrt{\tilde{D}}$ 。

根据奇异值分解公式 $X = \mathbf{U} \mathbf{S} \mathbf{V}^T$, 相应的左右奇

异向量可以近似表示为 $U = X V S^{-1}$ 和 $V = X^T U S^{-1}$ 。根据式(10)可知, 式中包含了左奇异向量 T 和奇异值 \tilde{S} 。因此, 右奇异向量 $\tilde{V} \in \mathbb{R}^{n \times k}$ 可恢复为

$$\tilde{V} := Y^T T \tilde{S}^{-1} \quad (11)$$

类似地, 左奇异向量 $\tilde{U} \in \mathbb{R}^{m \times k}$ 可以表示为

$$\tilde{U} := X \tilde{V} \tilde{S}^{-1} \quad (12)$$

由于实际中矩阵 \tilde{U} 的列往往仅是近似正交, 导致计算得到的特征值会存在近似误差, 因此采用缩放后右奇异向量的奇异值分解, 即计算主成分的奇异值分解:

$$\tilde{U} \tilde{S} = : \mathbf{U} \mathbf{S} \mathbf{Q}^T \quad (13)$$

最后, 更新右奇异向量:

$$V := \tilde{V} Q \quad (14)$$

从而获得了数据矩阵 X 奇异值分解后的 U 、 S 和 V 3 个矩阵。该过程的等价公式可以表示:

$$[\tilde{U} \tilde{S}] \tilde{V}^T = : [\mathbf{U} \mathbf{S} \mathbf{Q}^T] \tilde{V}^T = : \mathbf{U} \mathbf{S} \mathbf{V}^T \approx X \quad (15)$$

由上可知, 压缩奇异值分解首先基于压缩感知理论对原始数据进行稀疏变换, 将原始大型矩阵的奇异值分解转化为稀疏变换后的小型矩阵奇异值分解计算, 利用该奇异值分解结果再计算求取原始数据的奇异值分解结果, 从而大大降低了计算时间成本。CSVD 算法计算步骤如下:

输入: 待处理数据 X , 维度为 $m \times n$, 目标秩 k 。

(1) 构建稀疏变换矩阵: Φ

(2) 稀疏变换: $Y := \Phi X$

(3) 生成小型矩阵: $B := Y Y^T$

(4) 确保对称性: $B := \frac{(B + B^T)}{2}$

(5) 截断特征分解: $B^k := T \tilde{D} T^T$

(6) 特征值求解: $\tilde{S} = \sqrt{\tilde{D}}$

(7) 右奇异向量近似: $\tilde{V} := Y^T T \tilde{S}^{-1}$

(8) 左奇异向量近似: $\tilde{U} := X \tilde{V} \tilde{S}^{-1}$

(9) 左奇异向量更新: $\tilde{U} \tilde{S} = : \mathbf{U} \mathbf{S} \mathbf{Q}^T$

(10) 右奇异向量更新: $V := \tilde{V} Q$

输出: 奇异值 S , 奇异向量 U 和 V 。

4 数值模拟与实际应用

为了验证所提方法的有效性, 首先设计一个三维合成地震记录数据, 用于测试压缩奇异值分解技术在噪声压制方面的性能; 然后通过一个三维实际地震数据应用, 说明所提方法在处理实际复杂数据方面的表现。

4.1 三维合成地震数据验证

所设计的三维合成地震数据如图 1 所示。该数据包含了 3 条线性同相轴, 主测线和联络测线方

向分别有 20 道,时间样点数为 300 个,采样间隔为

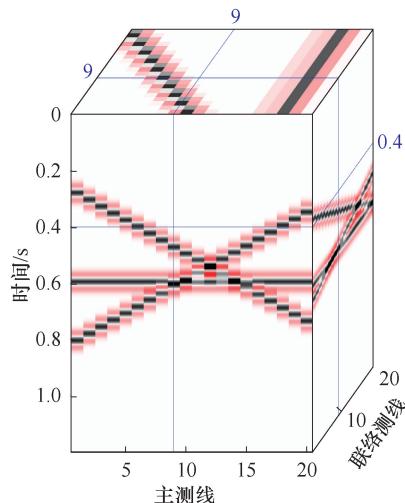


图 1 三维合成地震数据

Fig. 1 3D synthetic seismic data

从图 2 可知,添加噪声后线性同相轴淹没在随机噪声中,随机噪声分布于整个数据体背景,数据信噪比较低,有效信号难以分辨和识别。为了说明所提方法的有效性,将所提方法与传统的奇异值分

4 ms。添加随机噪声后的数据如图 2 所示。

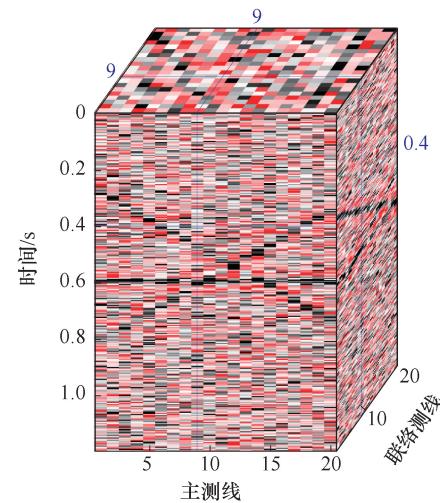
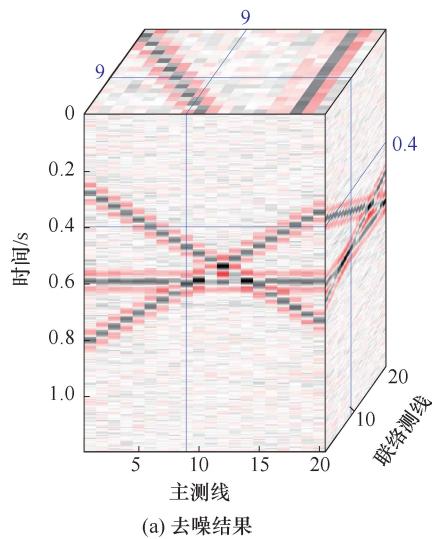


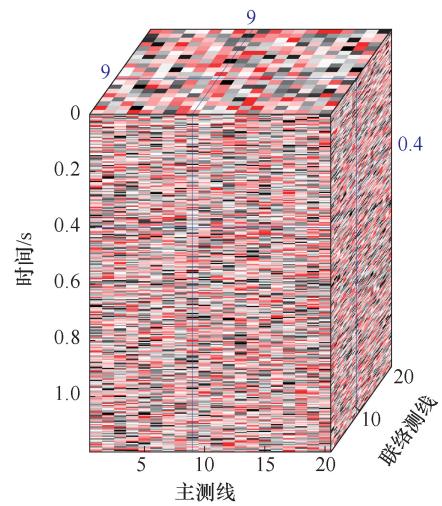
图 2 三维含噪声合成数据

Fig. 2 3D noisy synthetic data

解算法、RSVD 算法进行对比。这里传统的奇异值分解,分别采用经典的 FSVD 和 PSVD 方法进行奇异值计算。由于数据中含有 3 条线性同相轴,低秩近似中目标秩均设置为 3。



(a) 去噪结果



(b) 去除的噪声

图 3 基于 CSVD 的三维合成地震数据随机噪声压制

Fig. 3 Random noise suppression of 3D synthetic seismic data using CSVD

基于 CSVD 算法的低秩近似技术随机噪声压制效果如图 3 所示。由图 3 可知,经过随机噪声压制处理后,线性同相轴得以突出,随机噪声基本得以消除压制,数据信噪比有所提高,说明该方法在随机噪声压制方面的良好性能;去除的噪声成分不存在明显的有效信号成分,可以有效地保护地震数据中的有效信号成分。

基于 FSVD 的低秩噪声压制技术处理结果如图 4 所示。从图 4 可知,基于 FSVD 算法的低秩技术可以有效压制地震数据中的随机噪声,去噪

后的数据信噪比显著提高,而且去除的噪声部分不包含明显的有效信号成分,说明该方法在随机噪声压制方面具有可行性。与图 3 对比可知,图 4 去噪结果中包含了较多的随机噪声,信噪比明显降低。

基于 PSVD 的低秩噪声压制技术处理结果如图 5 所示。由图 5 可知,基于 PSVD 的低秩去噪效果与图 4 相似,绝大部分噪声得以压制,且有效信号没有明显的损伤。与图 3 对比可知,图 5 去噪结果中出现了较多随机噪声,信噪比降低。

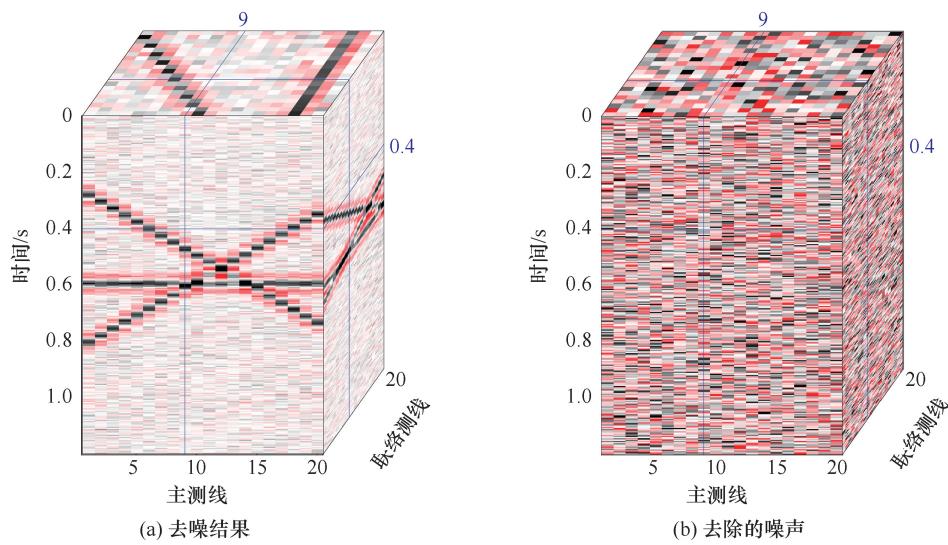


图 4 基于 FSVD 的三维合成地震数据随机噪声压制

Fig. 4 Random noise suppression of 3D synthetic seismic data using FSVD

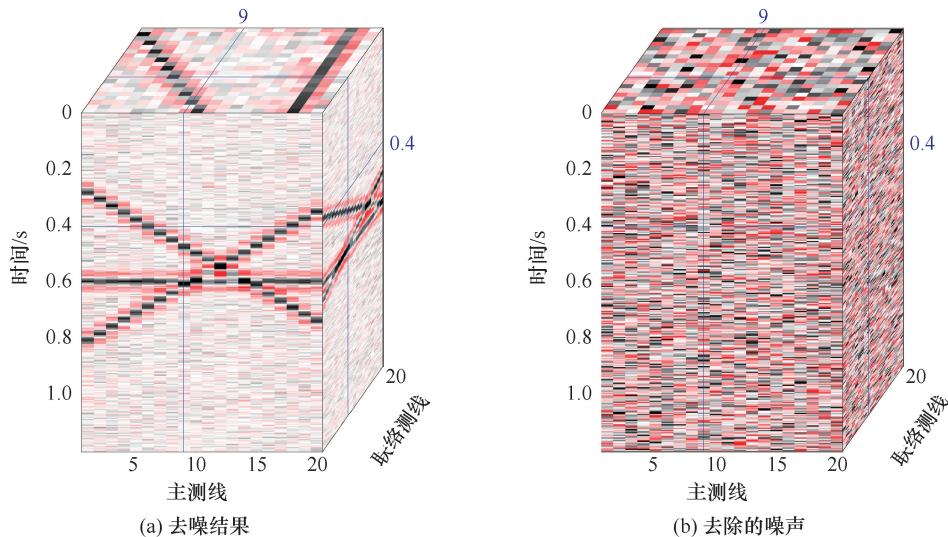


图 5 基于 PSVD 分解的三维合成地震数据随机噪声压制

Fig. 5 Random noise suppression of 3D synthetic seismic data using PSVD

基于 RSVD 的低秩噪声压制技术处理结果如图 6 所示。由图 6 可知, 基于 RSVD 的低秩近似技术可以有效压制数据中的随机噪声, 去噪结果具有较高的信噪比, 且去除的噪声中不包含明显的有效信号; 与图 3 对比可知, RSVD 和 CSVD 算法获得了较为相似的去噪结果, 噪声得到了较好的压制, 具有较高的信噪比; 而与图 4 和图 5 相比, RSVD 算法明显具有更强的压制噪声能力。

对比上述 4 种算法的去噪结果可知, 基于 CSVD 和 RSVD 的低秩近似技术在随机噪声压制方面具有更好的表现, 可以获得信噪比较高的去噪结果, FSVD 和 PSVD 算法同样可以有效压制随机噪声, 但压制效果相对不太理想。4 种奇异值分解算法所得到去噪结果的信噪比见表 3。由表 3 可知,

RSVD 和 CSVD 算法所得去噪结果具有较高的信噪比, 与上述理论和定性分析结果相一致, 说明了 RSVD 和 CSVD 算法具有更强的压制噪声能力。

为了对比算法的计算效率, 统计 4 种奇异值分解算法在本例中所需要的时间成本, 见表 4。硬件方面采用英特尔 i7 处理器, 32 G 内存进行计算。为了避免单一计时的偶然性, 表 4 中显示的计算时间为 5 次计算取均值之后的结果。从表 4 中可以看出, CSVD 算法所需时间最短, 计算效率最高; RSVD 算法其次, FSVD 和 PSVD 所需计算时间较多。经过分析可知, 在矩阵行列不变的情况下, CSVD 算法的计算时间取决于目标秩 k ; RSVD 算法的计算时间取决于目标秩 k 和迭代参数 i , 而为了保证奇异值分解的准确性, i 需要取较大。

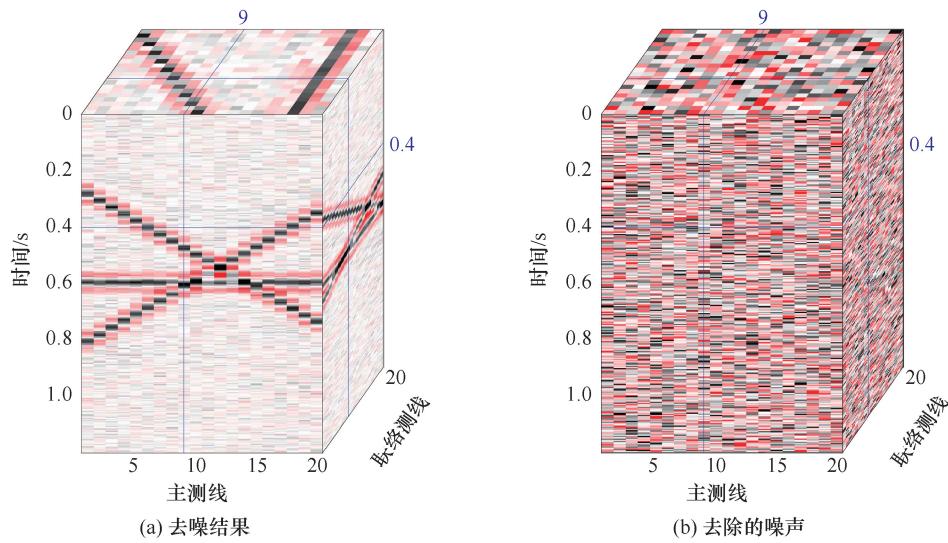


图 6 基于 RSVD 的三维合成地震数据随机噪声压制

Fig. 6 Random noise suppression of 3D synthetic seismic data using RSVD

表 1 三维合成地震数据不同算法的信噪比

Table 1 SNRs of various denoising results of
3D synthetic seismic data

方法	FSVD	PSVD	RSVD	CSVD
信噪比	5.24	5.24	7.23	7.26

表 2 不同算法对三维合成地震数据的时间成本

Table 2 Computational cost of various algorithms on
3D synthetic seismic data

方法	FSVD	PSVD	RSVD	CSVD
时间/s	3.80	3.38	2.38	1.69

4.2 三维实际地震数据应用

为了说明所提方法的有效性,将该方法用于三维实际地震数据的噪声压制中,所采用的三维实际数据如图 7 所示。该数据持续时间为 1 s,采样间隔为 1 ms,主测线和联络测线分别有 101 道和 31 道。由图 7 可知,该数据中包含较多的随机噪声,影响了数据振幅的准确性,导致同相轴的连续性难以观察,不利于数据的精细化解释和反演。

低秩近似技术被用于该实际数据的随机噪声压制,基于 CSVD 算法的低秩去噪结果如图 8 所示。由图 8 可知,基于 CSVD 的低秩近似技术可以较好地压制实际数据中的随机噪声,处理后去噪结果的信噪比明显提高,线性同相轴振幅得到增强,连续性得以提高,更容易清楚地观察数据中存在的一些构造,有利于数据的精细化处理与解释;去除的噪声成分主要由随机噪声组成,不包含明显的有效信号,说明了该方法对有效信号具有保护作用。

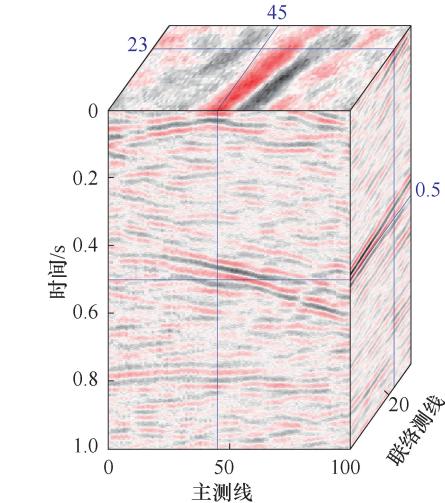


图 7 三维实际数据

Fig. 7 3D field data

基于 FSVD 的低秩近似噪声压制结果如图 9 所示。由图 9 可知,经过低秩近似处理后随机噪声得到了很好的压制,同相轴连续性得以增强,信噪比明显提高,噪声成分中不包含明显的有效信号成分。图 9 和图 8 的去噪结果较为相似,而图 8(b)中包含了相对较多的噪声成分,说明了基于 CSVD 算法的低秩近似技术可以更加有效地压制噪声。

基于 PSVD 算法的低秩近似去噪结果如图 10 所示。可以看出,图 10 与图 9 的去噪结果和噪声成分都比较相似,符合其理论基础。

基于 RSVD 的低秩近似噪声压制结果如图 11 所示。观察图 11 可知,基于 RSVD 算法的低秩近似技术同样可以较好地压制实际数据中的随机噪

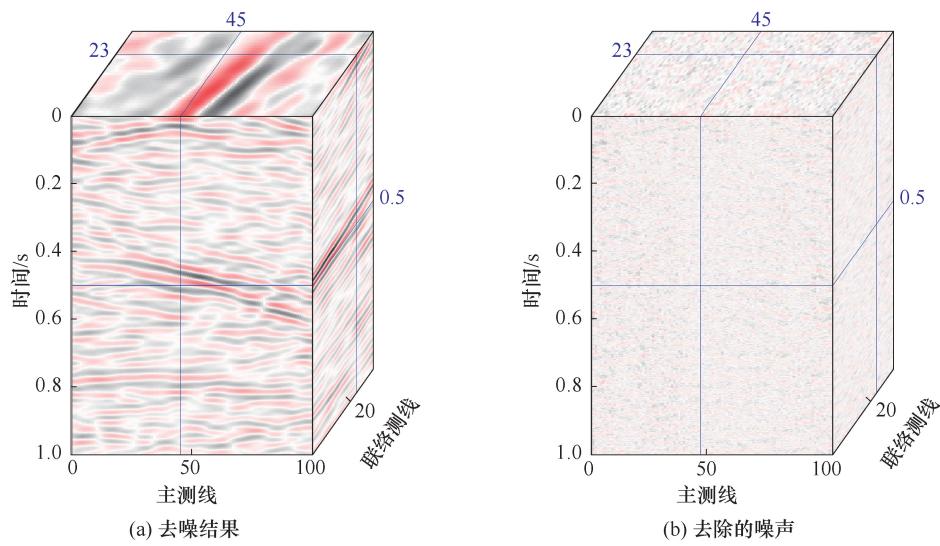


图 8 基于 CSVD 的三维实际数据随机噪声压制

Fig. 8 Random noise suppression of 3D field data using CSVD

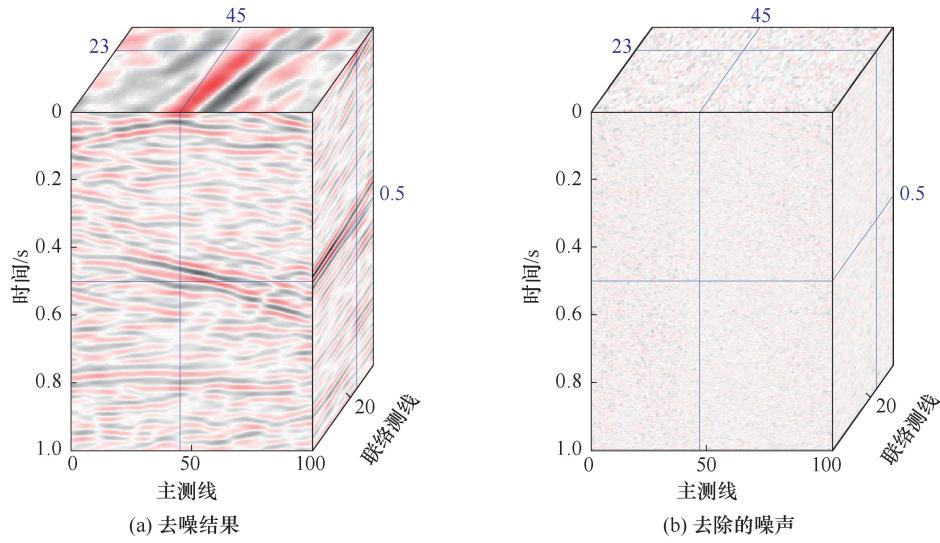


图 9 基于 FSVD 的三维实际数据随机噪声压制

Fig. 9 Random noise suppression of 3D field data using FSVD

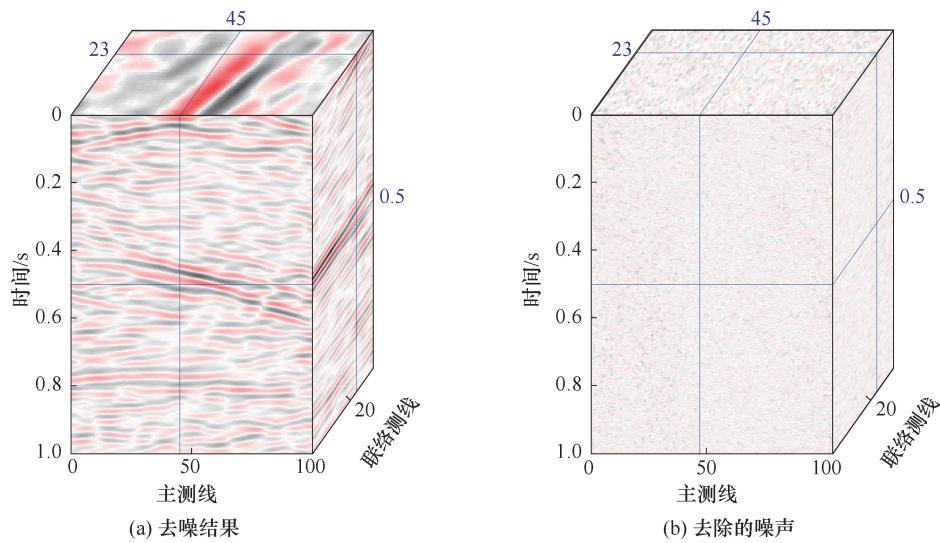


图 10 基于 PSVD 的三维实际数据随机噪声压制

Fig. 10 Random noise suppression of 3D field data using PSVD

声,能够提高数据的信噪比,增强线性同相轴的连续性,去噪结果与其他3种方法的结果相似。从去除的噪声成分来看,基于RSVD算法去除的噪声与

基于PSVD和FSVD算法去除的相似,与CSVD算法相比,其包含的随机噪声较少,说明去噪结果中仍残留了少部分随机噪声。

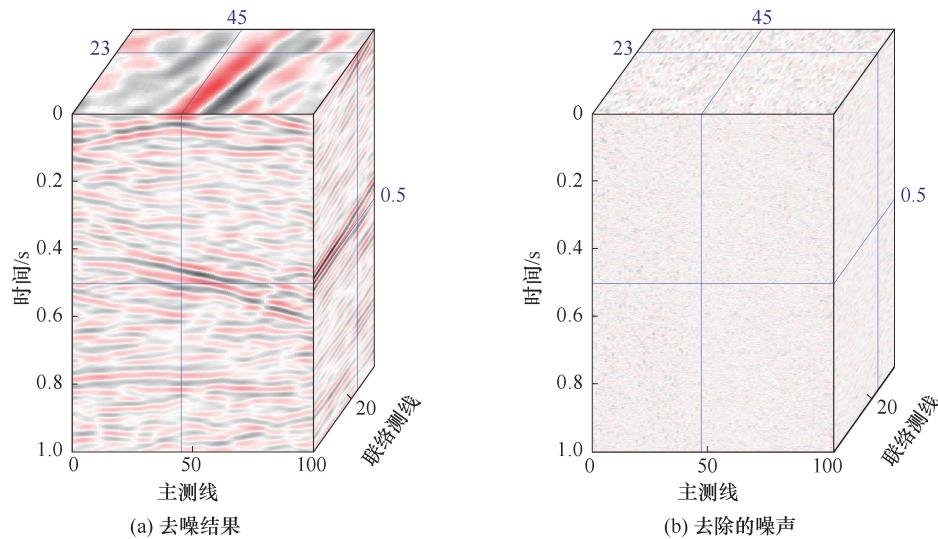


图 11 基于 RSVD 的三维实际数据随机噪声压制

Fig. 11 Random noise suppression of 3D field data using RSVD

为了进一步对比不同算法的去噪表现,将不同算法的去噪结果进行归一化振幅谱计算,相应的振幅谱曲线如图12所示。由图12可知,FSVD和PSVD算法由于计算结果的一致性,其相应的振幅谱曲线出现重合;与RSVD算法对应曲线较为接近,说明了其去噪效果较为相似;CSVD算法所对应的振幅谱曲线在高频区域整体幅较低,说明该算法具有更好地压制高频随机噪声的能力。振幅谱对比结果进一步验证了基于CSVD的低秩近似技术在复杂实际数据随机噪声压制中的良好表现。

本采用5次平均值作为最终计算时间,所使用的硬件设施与合成记录相同。由表5可知,FSVD算法需要的计算时间是最多的,PSVD算法比FSVD算法所需时间有所减少,RSVD算法所需时间进一步减少,而CSVD算法所需时间最少,具有最高的计算效率。这与在合成数据中的表现是一致的,说明了CSVD算法在计算奇异值分解方面的高效性。

表3 不同算法对三维实际数据的时间成本

Table 3 Computational cost of various algorithms on 3D field data

方法	FSVD	PSVD	RSVD	CSVD
时间/s	365.24	219.45	129.51	28.68

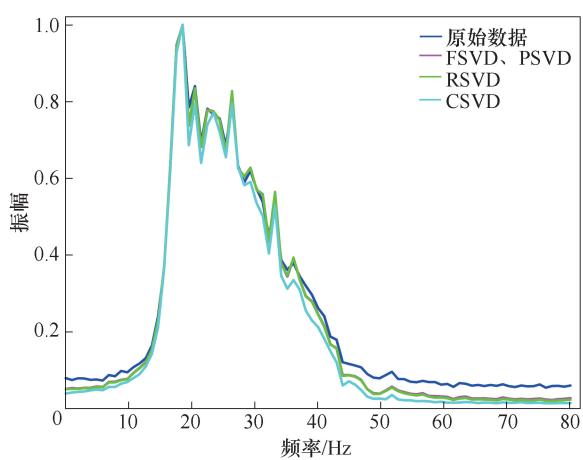


图 12 归一化振幅谱对比

Fig. 12 Comparisons of the normalized spectrum

为了量化比较不同奇异值分解算法的计算效率,统计不同算法在该实际数据中所需的时间成本,见表5。为了避免单次数据的偶然性,时间成

5 结 论

与FSVD、PSVD和RSVD算法相比,CSVD算法可以高效计算数据矩阵的奇异值分解,所需时间成本较低,计算效率较高。

在合成数据和实际数据中的应用效果表明,相对于FSVD、PSVD和RSVD算法,基于CSVD算法的低秩近似技术可以更加有效地压制噪声,进一步提高去噪结果的信噪比。

参 考 文 献

- [1] YILMAZ Ö, DOHERTY S M. Seismic data analysis:

- processing, inversion, and interpretation of seismic data [M]. Tulsa, Okla. : Society of Exploration Geophysicists, 2001.
- [2] 程久龙,程鹏,李亚豪. 基于 IABC-ICA 的随掘地震去噪方法[J]. 煤炭学报,2022,47(1): 413–422.
CHENG Julong, CHENG Peng, LI Yahao. Denoising method of mine seismic while drilling data based on IABC-ICA[J]. Journal of China Coal Society, 2022, 47 (1): 413–422.
- [3] PRATT G, SHIN C, Hicks. Gauss-Newton and full Newton methods in frequency-space seismic waveform inversion[J]. Geophysical Journal International, 1998, 133 (2): 341–362.
- [4] NAGHIZADEH M. Seismic data interpolation and denoising in the frequency-wavenumber domain[J]. Geophysics, 2012, 77(2): V71–V80.
- [5] HERRMANN F J, BÖNIGER U, VERSCHUUR D J. Non-linear primary-multiple separation with directional curvelet frames[J]. Geophysical Journal International, 2007, 170(2): 781–799.
- [6] NEELAMANI R, BAUMSTEIN A I, GILLARD D G, et al. Coherent and random noise attenuation using the curvelet transform [J]. The Leading Edge, 2008, 27 (2): 240–248.
- [7] 赵惊涛,彭苏萍,陈宗南,等. 煤矿隐蔽致灾地质体地震绕射波探测方法[J]. 矿业科学学报,2022,7 (1):1–8.
ZHAO Jingtao, PENG Suping, CHEN Zongnan, et al. Detection method of seismic wrap-around waves from hidden disaster-causing geological bodies in coal mines [J]. Journal of Mining Science and Technology, 2022, 7 (1):1–8.
- [8] FOMEL S, LIU Y. Seislet transform and seislet frame [J]. Geophysics, 2010, 75(3): 25–38.
- [9] LIU Y, FOMEL S, LIU C. Signal and noise separation in prestack seismic data using velocity-dependent seislet transform[J]. Geophysics, 2015, 80(6): 117–128.
- [10] KONG D, PENG Z, HE Y, et al. Seismic random noise attenuation using directional total variation in the shearlet domain[J]. Journal of Seismic Exploration, 2016, 25(4): 321–338.
- [11] 郑晶,余可,王鹏越,等. 基于 Shearlet 变换的探地雷达数据噪声压制研究[J]. 矿业科学学报,2017,2 (3):228–234
ZHENG Jing, YU Ke, WANG Pengyue, et al. Research on noise suppression of ground-penetrating radar data based on Shearlet transform [J]. Journal of Mining Science and Technology, 2017, 2(03):228–234.
- [12] FOSTER D J, MOSHER C C. Suppression of multiple reflections using the Radon transform [J]. Geophysics, 1992, 57(3): 386–395.
- [13] 贾春梅,姜国庆,刘志成,等. 频域稀疏双曲 Radon 变换去噪方法[J]. 物探与化探,2016, 40 (3): 527–533.
JIA Chunmei, JIANG Guoqing, LIU Zhicheng, et al. Denoising method based on sparse hyperbolic Radon transform in the frequency domain [J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2016, 40 (3): 527 – 533.
- [14] DONOHO D L, JOHNSTONE I M. Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage [J]. Biometrika, 1994, 81 (3): 425–455.
- [15] 付燕. 基于二次小波变换的地震信号去噪方法[J]. 石油地球物理勘探,2005,(2):154–157,120–252.
FU Yan. Noise-eliminated method for seismic signal based on second wavelet transform [J]. Oil Geophysical Prospecting, 2005, 40(2): 154–157, 120–252.
- [16] 王金贵,张苏. 基于频域约束独立成分分析的经验模态分解去噪方法[J]. 煤炭学报,2017,42 (3): 621–629.
WANG Jingui, ZHANG Su. EMD denoising method based on frequency domain constrained independent component analysis [J]. Journal of China Coal Society, 2017, 42(3): 621–629.
- [17] CHEN Y K, MA J T. Random noise attenuation by-experimental-mode decomposition predictive filtering [J]. Geophysics, 2014, 79(3): 81–91.
- [18] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSO D. Variational mode decomposition [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531–544.
- [19] 孙远,杨峰,郑晶,等. 基于变分模态分解和小波能量熵的微震信号降噪[J]. 矿业科学学报,2019,4 (6):469–479.
SUN Yuan, YANG Feng, ZHENG Jing, et al. Noise reduction of microseismic signals based on variational modal decomposition and wavelet energy entropy [J]. Journal of Mining Science and Technology, 2019, 4 (6):469–479.
- [20] YU S W, MA J W. Complex variational mode decomposition for slope-preserving denoising [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2018, 56 (1): 586–597.
- [21] YU S W, MA J W, OSHER S. Geometric mode decomposition [J]. Inverse Problems Imaging, 2018, 12 (4): 831–852.
- [22] 沈鸿雁,李庆春. 线性域 SVD 地震波场分离与去噪方法[J]. 煤炭学报,2012,37(4): 627–633.
SHEN Hongyan, LI Qingchun. Seismic wave field sepa-

- ration and denoising in linear domain via singular value decomposition (SVD) [J]. Journal of China Coal Society, 2012, 37(4): 627–633.
- [23] 王小品, 贺振华, 熊晓军. 基于小波变换与奇异值分解的地震资料去噪新方法[J]. 石油天然气学报, 2010, 32(1): 232–236, 280, 4.
WANG Xiaopin, HE Zhenhua, XIONG Xiaojun. A new method for denoising seismic data based on wavelet transform and singular value decomposition [J]. Journal of Oil and Gas Technology, 2010, 32 (1): 232–236, 280, 4.
- [24] OROPEZA V, SACCHI M. Simultaneous seismic data denoising and reconstruction via multichannel singular spectrum analysis [J]. Geophysics, 2011, 76(3): 25.
- [25] 李伟, 江晓林, 陈海波, 等. 基于 EEMD_Hankel_SVD 的矿山微震信号降噪方法[J]. 煤炭学报, 2018, 43(7): 1910–1917.
LI Wei, JIANG Xiaolin, CHEN Haibo, et al. Denosing method of mine microseismic signal based on EEMD_Hankel_SVD [J]. Journal of China Coal Society, 2018, 43(7): 1910–1917.
- [26] 林朋. 地震绕射波分离与高精度成像方法研究[D]. 北京: 中国矿业大学(北京), 2020.
LIN Peng. Research on seismic diffraction wave separation and high-precision imaging method [D]. Beijing: China University of Mining & Technology-Beijing, 2020.
- [27] HALKO N, MARTINSSON P G, TROPP J A. Finding structure with randomness: probabilistic algorithms for constructing approximate matrix decompositions [J]. SIAM Review, 2011, 53(2): 217–288.
- [28] ROKHLIN V, SZLAM A, TYGERT M. A randomized algorithm for principal component analysis [J]. SIAM Journal on Matrix Analysis and Applications, 2010, 31(3): 1100–1124.
- [29] ERICHSON N B, BRUNTON S L, KUTZ J N. Compressed singular value decomposition for image and video processing [C]//. 2017 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops (ICCVW). October 22–29, 2017. Venice. IEEE, 2017: 1880–1888.
- [30] 贺方圆, 宫晓玮, 祝玉超, 等. 基于压缩感知的矿井无线传感器网络目标定位[J]. 矿业科学学报, 2020, 5(4): 444–451.
HE Fangyuan, GONG Xiaowei, ZHU Yuchao, et al. Target localisation in mine wireless sensor networks based on compressed sensing [J]. Journal of Mining Science and Technology, 2020, 5(4): 444–451.

(责任编辑:张彩艳)