

黄昱丞, 吴曲波, 孔丽云, 等. 基于压缩感知的砂岩型铀矿地震勘探优化随机欠采样与数据重建[J]. 世界核地质科学, 2025, 42(2): 317–328. doi: 10.3969/j.issn.1672-0636.2025.02.008

HUANG Yucheng, WU Qubo, KONG Liyun, et al. Optimized random subsampling and data reconstruction in seismic exploration of sandstone-type uranium deposits based on compressed sensing[J]. World Nuclear Geoscience, 2025, 42(2): 317–328 (in Chinese).

## 基于压缩感知的砂岩型铀矿地震勘探优化随机欠采样与数据重建

黄昱丞<sup>1,2,3</sup>, 吴曲波<sup>1,2,3</sup>, 孔丽云<sup>4</sup>, 李子伟<sup>1,2,3</sup>, 乔宝平<sup>1,2,3</sup>, 曹成寅<sup>1,2,3</sup>,  
潘自强<sup>1,2,3</sup>, 黄伟传<sup>1,2,3</sup>

- 1 铀资源探采与核遥感全国重点实验室, 北京 100029
- 2 核工业北京地质研究院, 北京 100029
- 3 中核集团铀资源勘查与评价技术重点实验室, 北京 100029
- 4 中国地质调查局油气资源调查中心, 北京, 100083

**摘要** 采集成本偏高是制约地震勘探方法在砂岩型铀矿地球物理勘查中大规模应用的主要因素之一。压缩感知理论可以通过压缩测量与稀疏重建的方式实现低成本地震数据采集, 从而提高砂岩型铀矿地震勘探方法的经济效益。实际操作中, 压缩感知理论中测量矩阵的设计, 即欠采样方法的优劣, 是地震数据重建成败的关键之一。将改进的分段随机欠采样方法与边缘保持分段随机欠采样方法相结合, 提出一种优化的边缘保持分段随机欠采样方法。结合不同抽稀比例参数条件下的 Gram 矩阵分析、正演模拟数据对比与松辽盆地砂岩型铀矿地震数据实际应用效果表明, 本研究提出的优化欠采样方法具有最佳的综合性能, 可以作为一种用于砂岩型铀矿地震勘探随机欠采样的有效方法, 能够为后续的稀疏重建提供良好的数据基础。

**关键词** 砂岩型铀矿地震勘探; 压缩感知; 优化的边缘保持分段随机欠采样; 稀疏重建

**中图分类号** TP79 **文献标志码** A **文章编号** 1672-0636 (2025) 02-0317-12

## Optimized random subsampling and data reconstruction in seismic exploration of sandstone-type uranium deposits based on compressed sensing

HUANG Yucheng<sup>1, 2, 3</sup>, WU Qubo<sup>1, 2, 3</sup>, KONG Liyun<sup>4</sup>, LI Ziwei<sup>1, 2, 3</sup>,  
QIAO Baoping<sup>1, 2, 3</sup>, CAO Chengyin<sup>1, 2, 3</sup>, PAN Ziqiang<sup>1, 2, 3</sup>, HUANG Weichuan<sup>1, 2, 3</sup>

1 National Key Laboratory of Uranium Resources Exploration-Mining and Nuclear Remote Sensing, Beijing 100029, China

2 Beijing Research Institute of Uranium Geology, Beijing 100029, China

3 CNNC Key Laboratory of Uranium Resources Exploration and Evaluation Technology, Beijing 100029, China

4 Oil and Gas Survey Center, China Geological Survey, Beijing 100083, China

**Abstract:** Excessively high acquisition cost is one of the main factors restricting the large-scale application of

**基金项目:** 中核集团青年英才项目 (编号: 物QNYC2203) 资助

**收稿日期:** 2025-02-21 **改回日期:** 2025-03-16

**第一作者:** 黄昱丞, 男, 1989年生, 工程师, 博士, 主要从事地震信号分析、数据处理与解释方面研究。E-mail: hyc013148@163.com

Supported by China National Nuclear Corporation Young Talent Project (No. 物QNYC2203)

**Received date:** 2025-02-21 **revised date:** 2025-03-16

**First author:** HUANG Yucheng, male, born in 1989, engineer, PhD, focusing on seismic signal analysis, data processing and interpretation. E-mail: hyc013148@163.com.

seismic exploration methods in geophysical prospecting of sandstone-type uranium deposits. Compressed sensing theory can achieve low-cost seismic data acquisition through compressed measurement and sparse reconstruction, thereby improving the economic benefits of seismic exploration methods for sandstone-type uranium deposits. In practical operations, the design of the measurement matrix in compressed sensing theory, that is, the quality of the subsampling method, is one of the keys to the success or failure of seismic data reconstruction. In this paper, the improved piecewise random subsampling method is combined with the edge-preserving piecewise random subsampling method, and an optimized edge-preserving piecewise random subsampling method is proposed. Through the Gram matrix analysis under different decimation ratio parameter conditions, forward-modeling data comparison and the real seismic data application of sandstone-type uranium deposits in the Songliao basin, it is shown that the optimized subsampling method proposed in this study has the best comprehensive performance and can be used as an effective method for random subsampling in seismic exploration of sandstone-type uranium deposits, which can provide a good data basis for subsequent sparse recovery.

**Keywords:** seismic exploration of sandstone-type uranium deposits; compressed sensing; optimized edge-preserving piecewise random subsampling; sparse recovery

地震勘探方法因其较高的勘探精度,在北方砂岩型铀矿找矿勘查工作中具有不可替代的优势。然而,砂岩型铀矿地震勘探技术的规模化应用仍存在着诸多挑战。

经济层面上,地震勘探采集施工成本随着施工面积、炮道密度和作业时间的增加而显著增加,这是制约地震勘探技术大范围推广应用的首要因素<sup>[1]</sup>。随着应用的不断深入、采集精度的不断提高,物价水平、人力资源成本持续上涨等因素也都刺激地震勘探的采集成本不断攀升;技术层面上,复杂的地表采集环境、废炮或废道的剔除等,会客观导致地震资料不规则和不完整。通常解决方法是调整观测系统局部的炮检关系,在已有设计位置附近进行补炮,但如果规则采样网格数据大范围缺失或补炮不合理则会在空白区产生空间假频,严重影响整个工区的勘探质量和成像效果,从而给后续资料处理、解释带来极大困难<sup>[2]</sup>。因此,如何从经济和技术角度提高地震勘探方法的实用性是目前砂岩型铀矿地震勘探面临的一个重要问题。

近年来,基于压缩感知理论的地震采集与处理技术在陆地<sup>[3]</sup>、海上油气勘探<sup>[4]</sup>以及浅层工程勘探<sup>[5]</sup>领域已经获得广泛的应用,但在砂岩型铀矿勘查领域尚未得到太多关注。这一理论<sup>[6]</sup>的建立与发展,为上述问题的解决提供了可能。压缩感知理论主要包含 3 个方面:分

别是压缩测量、稀疏表示和数据重建<sup>[7]</sup>。其中,测量矩阵的设计是压缩测量的核心,也是压缩感知理论中的关键因素之一,其选择决定着最终能否有效地重建出完整信号。

在地震勘探领域,目前构造测量矩阵主要是通过随机欠采样的方法构造的 0-1 二值矩阵。最简单的就是纯随机欠采样,或称高斯测量矩阵,本质上是基于单次采集概率为 0.5 的 Bernoulli 分布采样方法<sup>[8-9]</sup>,其优点是完全满足受限等距性质,理论上可以实现信号的精确重建,但若欠采样间隔过大,会造成重建信息的丢失。Hennenfent 等人<sup>[10]</sup>提出了抖动随机欠采样方法,在满足随机分布的前提下,可以有效避免欠采样的间隔过大的问题,但该方法指定要求分段内样点为奇数,且在欠采样比例(即实际采样点数与设计采样点数之比)高于 50% 时,会完全退化为规则欠采样,不再满足压缩感知随机测量的要求,导致数据重构失败。Wang 等人<sup>[11]</sup>提出了分段随机欠采样方法,有效解决了抖动随机采样的退化问题,但由于对样点数不做控制,上述方法都存在样点剩余无法整除的问题。为此,王汉闯<sup>[12]</sup>提出了改进的分段随机欠采样方法,完全解决了样点剩余的问题。但由于对边缘样点不做控制,以上方法都存在边缘畸变,即在排列两端若未采样,则会存在一定的重建误差。对此,曹静杰等人<sup>[13]</sup>提出了边缘保持的分段随机欠采样方

法,很好地解决了边缘重建畸变的问题,但该方法又没有专门考虑样点剩余的问题。

综上所述,本研究将改进的分段随机欠采样方法与边缘保持分段随机欠采样方法相结合,提出一种适用于砂岩型铀矿地震勘探的抗边缘畸变和样点剩余的优化分段随机欠采样方法,或可简称为一种优化的砂岩型铀矿地震数据随机欠采样方法。全文先简要回顾压缩感知理论,接着阐述本文提出的欠采样方法,再结合曲波变换等稀疏表示方法和迭代阈值收缩重建算法,展示了正演模型对比分析的结果,最后给出实际数据的应用效果,为砂岩型铀矿地震勘探高效采集与数据处理、解释工作提供新的技术支撑。

### 1 压缩感知理论回顾

对连续信号  $\mathbf{x} \in \mathbb{C}^n$  的采样( $\mathbb{C}$ 表示复数集),可以通过一个观测矩阵来完成,有所不同的是,压缩感知理论采用的是欠采样方式, $\mathbf{A}$ 为  $m \times n$  阶测量矩阵(或采样矩阵), $\mathbf{y} \in \mathbb{C}^m$  为压缩采样信号(或  $\mathbf{x}$  的观测值),则压缩测量过程可表达为:

$$\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{x} \quad (1)$$

式(1)中:  $m \ll n$ 。这样得到的信号测量值  $\mathbf{y}$  的维度远小于原始信号  $\mathbf{x}$ ,也说明  $\mathbf{x}$  经过采样矩阵  $\mathbf{A}$  完成了从高维空间到低维空间的映射,亦即压缩。而要通过  $\mathbf{y}$  去恢复原始信号  $\mathbf{x}$ ,是一个典型的欠定问题,在  $\mathbf{x}$  是稀疏(即  $\mathbf{x}$  中大部分元素都是 0)的条件下,可以通过  $l_1$  范数最优化的方式来恢复  $\mathbf{x}$ ,即:

$$\tilde{\mathbf{x}} = \operatorname{argmin} \|\mathbf{x}\|_1 \quad s.t. \mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{x} \quad (2)$$

式(2)中:  $\|\cdot\|_1$ — $l_1$  范数。但实际中,信号  $\mathbf{x}$ (如地震数据)本身通常不是稀疏的,但在某个域  $\Phi$  上的变换系数是稀疏的,或者是可压缩的,即  $\mathbf{x}$  可以在该域上进行稀疏表示:

$$\begin{cases} \mathbf{s} = \Phi\mathbf{x} \\ \mathbf{x} = \mathbf{B}\mathbf{s} \end{cases} \quad (3)$$

式(3)中:  $\mathbf{B}$  也称为稀疏基矩阵,是稀疏变换矩阵  $\Phi$  的反变换,即  $\mathbf{B} = \Phi^H$ 。其中,  $(\cdot)^H$  是对矩阵的共轭转置,下同。 $\mathbf{s} \in \mathbb{C}^n$  是稀疏系数,或称  $\mathbf{s}$  是  $\mathbf{x}$  在  $\Phi$  域的稀疏变换。这样,两个过程合二为一,即为:

$$\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{B}\mathbf{s} = \mathbf{C}\mathbf{s} \quad (4)$$

式(4)中:  $\mathbf{C}$ — $m \times n$  阶矩阵,也称为感知矩阵。

因此压缩感知(Compressed Sensing, CS)就是通过不完整的采样  $\mathbf{y}$  去重建原始完整信号  $\mathbf{x}$  的过程,结合式(2)~(4),考虑到实际观测总是含有噪声,故表达为:

$$\begin{cases} \tilde{\mathbf{s}} = \operatorname{argmin} \|\mathbf{s}\|_1 \quad s.t. \|\mathbf{y} - \mathbf{C}\mathbf{s}\|_2^2 \leq \varepsilon \\ \tilde{\mathbf{x}} = \mathbf{B}\tilde{\mathbf{s}} \end{cases} \quad (5)$$

引入 Lagrange 乘子  $\lambda$ , (5) 第一式转换为无约束最优化问题:

$$\tilde{\mathbf{s}}_\lambda = \operatorname{arg} \min_{\mathbf{s}} \left\{ \lambda \|\mathbf{s}\|_1 + \frac{1}{2} \|\mathbf{y} - \mathbf{C}\mathbf{s}\|_2^2 \right\}, \lambda > 0 \quad (6)$$

而式(5)第 2 式中,  $\tilde{\mathbf{x}}$ —重建信号,  $\mathbf{B}$  实际上是由系数  $\tilde{\mathbf{s}}$  到  $\tilde{\mathbf{x}}$  的稀疏反变换。而式(6)可以通过多种稀疏反演算法对  $\tilde{\mathbf{s}}_\lambda$  进行求解。

### 2 优化的随机欠采样方法

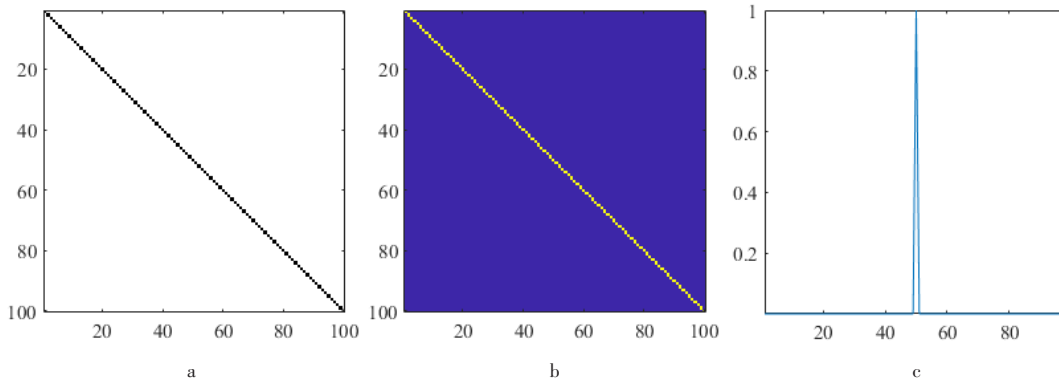
压缩感知理论认为,要实现信号的精确重建,测量矩阵  $\mathbf{A}$  和稀疏基矩阵  $\mathbf{B}$  之间需满足受限等距性质(Restricted Isometry Property, RIP)<sup>[14]</sup>,但判定 RIP 与否缺乏一定的实际可操作性,因此通常采用等价的 Gram 矩阵频谱泄露分析<sup>[15]</sup>的方法来考察测量矩阵性能的优劣。对感知矩阵  $\mathbf{C}$  做列归一化处理并做自相关,即得到 Gram 矩阵:

$$\mathbf{G} = \mathbf{C}^H\mathbf{C} \quad (7)$$

Gram 矩阵是一个循环矩阵,刻画了测量矩阵对原始数据的影响。

通过式(7),感知矩阵的自相关参数转化为 Gram 矩阵中最大的非对角元素,因而选用的采样方法使得 Gram 矩阵非对角元素相对于对角元素的比值越小,采样方法越好,数据重构性能越佳。全采样情况下,  $\mathbf{G} = \mathbf{I}$ , 对应采样元素(主对角线)为 1,其他均为 0;欠采样情况下,  $\mathbf{G}$  矩阵主对角线上的元素幅值降低,其他位置上的元素也不再为 0,即出现了频谱能量泄露。

如图 1 所示,在进行满足 Shannon-Nyquist 采样定理条件的规则全采样时,测量矩阵为标准的单位矩阵,不论采用何种稀疏基, Gram 矩阵信号能量全部集中在主对角线,没有任何能量泄露(图 1)。而一旦进行压缩采样,则测量矩阵将被行抽稀, Gram 矩阵主对角线两侧也会



a—测量矩阵；b—Gram 矩阵；c—Gram 矩阵切片展示无泄漏能量频谱。

a—Measurement matrix; b—Gram matrix; c—Cross-section of Gram matrix presenting the spectrum leakage.

图 1 传统规则全采样结果

Fig. 1 Conventional regular full sampling results

出现不同程度的能量泄露。这样也使得 Gram 矩阵频谱泄露成为评估欠采样方法性能优劣的一个有效工具。

本研究将改进的分段随机欠采样方法与边缘保持分段随机欠采样方法相结合,各自取长补短,作为一种操作上的改进。实际的欠采样操作中,考虑到施工设计的便利,将抽稀百分比参数  $\eta$  作为统一的控制参数。其中  $\eta \in (0, 1]$ ,  $\eta$  取 1 即在规则网格上进行全采样,  $\eta < 1$  即采样点数少于规则采样点数,为欠采样。 $N$  为设计的总样点数,则  $M = \lfloor N \cdot \eta \rfloor$ , 为保留的采样点数,  $\lfloor \cdot \rfloor$  表示取整,下同。

前文提到改进的分段随机欠采样方法<sup>[12]</sup>, 其在保持分段随机采样优点的同时解决了剩余样点的问题,可以根据实际情况按任意抽稀比例进行采样,提高了实际地震数据采集系统设计的灵活性。但该方法未考虑边缘畸变的问题,所以对是否一直保持边缘数据的采集不做要求,而边缘采样点的缺失会降低重建结果的精度。

而边缘保持的分段随机欠采样方法<sup>[13]</sup>, 能够控制大的采样间隔,也能够保持边缘部分的采样,从而避免了小尺度信息丢失和边缘重构畸变的问题。但以抽稀百分比参数作为统一的控制参数的情况下,该方法本身还是存在分段不能整除而留有剩余样点的问题,或者说没有明确内部分段的样点分配问题。

因此,兼顾以上两种方法优点提出的优化的边缘保持分段随机欠采样方式基本流程如下,同时以流程图形式展示(图 2):

1) 设所有采样点数为  $N_r + 2P$ , 抽稀保留的采样点数为  $M_r + 2P$ ;

2) 对所有样点分段。将所有采样点分成  $M_r + 2$  段,其中边缘两段的样点数均为  $P$ , 中间  $M_r$  段每段内有  $\lfloor N_r/M_r \rfloor$  个样点,此时中间剩余的样点数为  $n_r$ ,很明显  $n_r < M_r$ ;

3) 段内样点数调整。从  $M_r$  段中随机选取  $n_r$  段,并把分段后剩余的  $n_r$  个样点逐一分别放入选好的  $n_r$  段中,调整后这  $n_r$  段每段的样点数目都会增加一个;

4) 采样。从  $M_r$  段中各随机地抽取一个样点作为采样点,共  $M_r$  个采样点。这样,就实现步骤 1) 中的欠采样过程。

这样,既解决了欠采样间隔过大的问题,也不存在样点剩余的麻烦,同时对数据边缘有保持,避免了数据重构边缘误差过大的问题。

这里,笔者取典型的  $\eta=50\%$ , 即通过欠采样方法抽稀保留一半的地震数据,对比分析规则欠采样、纯随机欠采样、抖动随机欠采样、分段随机欠采样、改进的分段随机欠采样和优化的边缘保持分段随机欠采样等 6 种方法得到的测量矩阵的性能表现,如图 3、4。

由图 3 六种欠采样方法的测量矩阵可知,纯随机欠采样方法会出现显著的采样局部过密及空缺间隔过大的问题,将不可避免地在重建过程中丢失小尺度的细节信息,这在后面地震剖面上会有进一步体现(图 3b)。而抖动欠采样矩阵则因为抖动静止,退化为与规则欠采样矩阵一样,欠采样过程已经不具有随机性

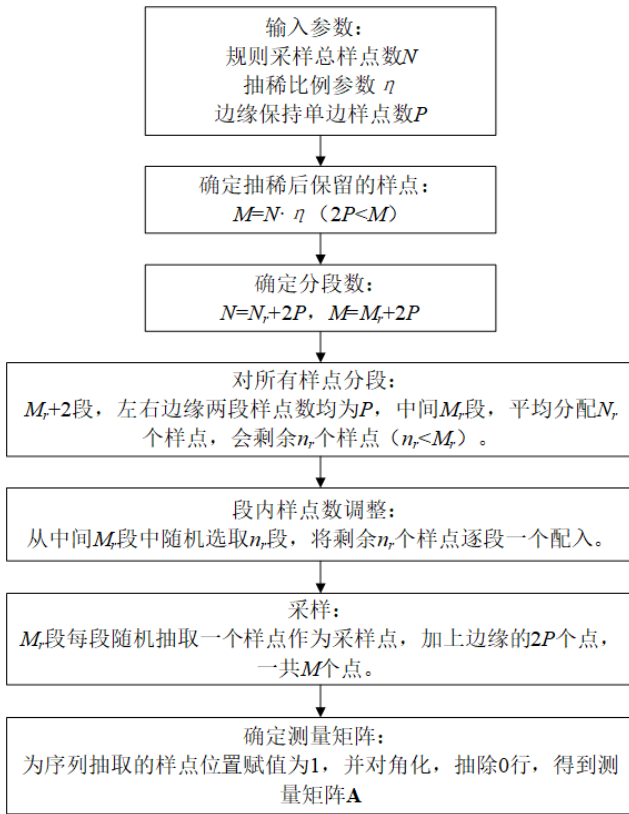
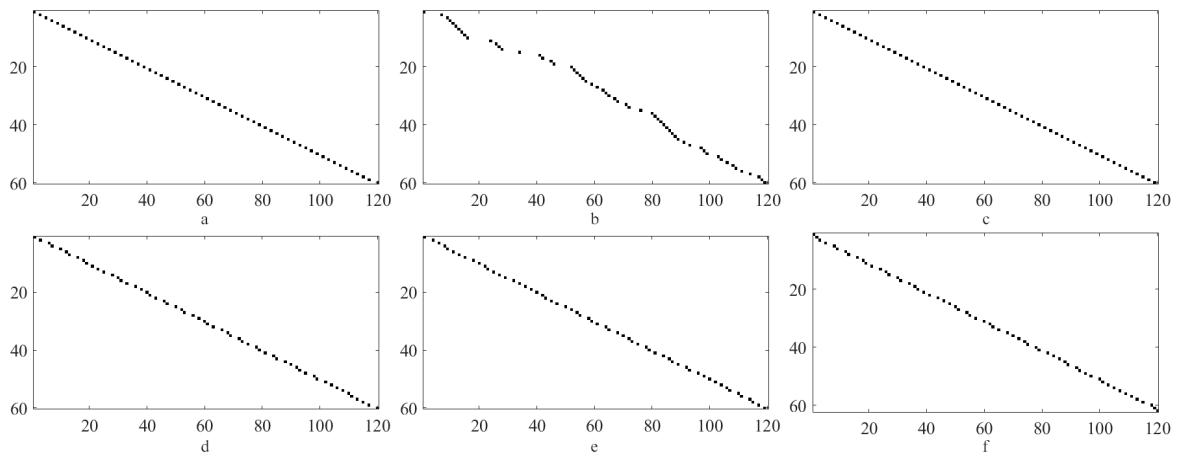


图 2 砂岩型铀矿地震数据优化随机欠采样方法流程图

Fig. 2 Flowchart of the optimized random subsampling method for seismic data of sandstone-type uranium deposits.



a—规则欠采样; b—纯随机欠采样; c—抖动欠采样; d—分段随机欠采样; e—改进的分段随机欠采样; f—优化的边缘保持分段随机欠采样。

a—Regular subsampling; b—Pure random subsampling; c—Jittered subsampling; d—Piecewise random subsampling; e—Modified piecewise random subsampling; f—Optimized edge-preserving piecewise random subsampling.

图 3 不同欠采样方法测量矩阵(抽稀百分比为 50%)

Fig. 3 Measurement matrices of different subsampling methods (with the trace decimation factor  $\eta=50\%$ )

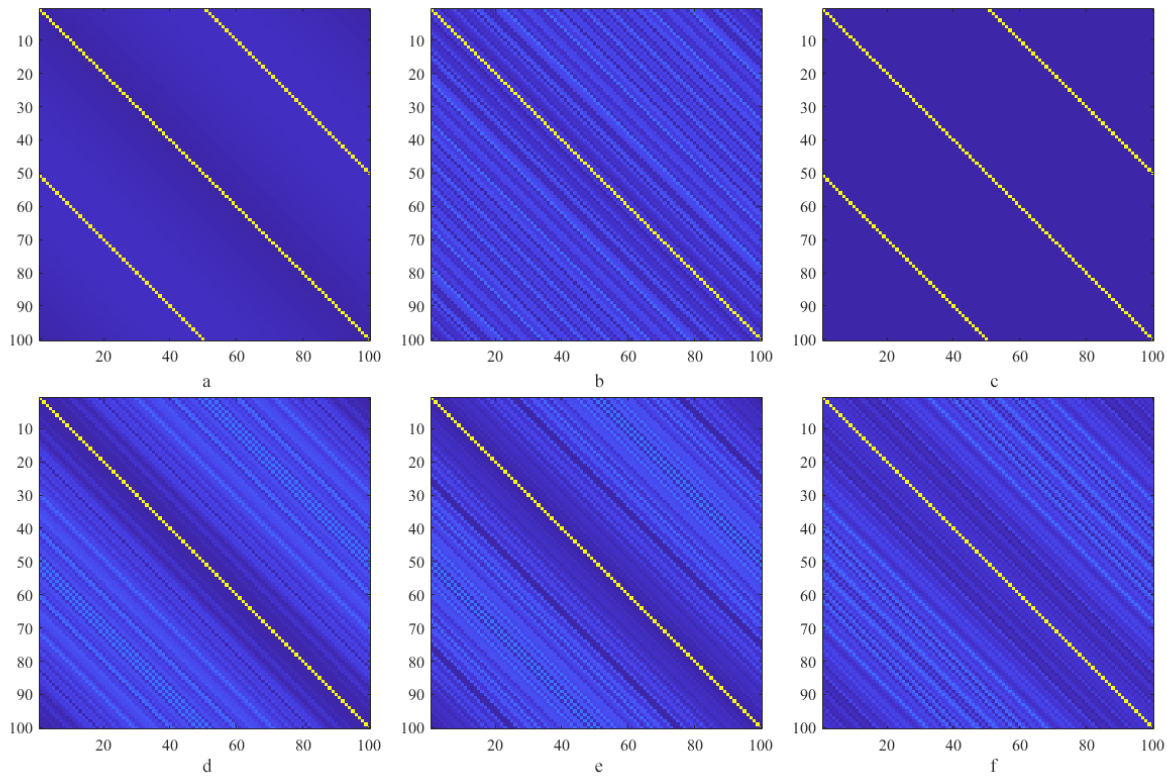
(图 3a、c),后三种方法的测量矩阵则都表现出带欠采样间隔约束的随机特征。

图 4 中展示了上述六种欠采样测量矩阵对应的 Gram 矩阵频谱特征:图 4a 中规则欠采样因为采样间隔的翻倍,假频能量泄漏到了平行

于主对角线的两侧,出现明显的频谱混叠,而图 4c 的抖动欠采样,退化成了图 4a 中的规则欠采样,同样出现了频谱混叠。对于图 4b 的纯随机欠采样和后 3 种改进的随机欠采样方法,其 Gram 矩阵中假频能量以随机噪声形式对称分

布在主对角线两侧,呈现出频谱能量低幅度泄露的现象。不仅如此,后三种欠采样方法具有明显的“蓝色噪声”特征,即主对角能量线附近噪声能量都很弱,这样就易于进行稀疏重建保

留真实有效的数据信息。而图 4f 优化的边缘保持分段随机欠采样方法的优势在实际压缩测量和稀疏重建的残差分析对比中还会有所体现。



a—规则欠采样; b—纯随机欠采样; c—抖动欠采样; d—分段随机欠采样; e—改进的分段随机欠采样; f—优化的边缘保持分段随机欠采样。

a-Regular subsampling; b-Pure random subsampling; c-Jittered subsampling; d-Piecewise random subsampling; e-Modified piecewise random subsampling; f-Optimized edge-preserving piecewise random subsampling.

图 4 不同欠采样方法 Gram 矩阵(抽稀百分比为 50%)频谱泄露对比

Fig. 4 Gram matrices with spectra leakage of different subsampling methods (with the trace decimation factor  $\eta=50\%$ )

### 3 模型数据测试

#### 3.1 压缩测量

正演模拟分析部分本文根据松辽盆地钱家店矿区地层物性参数<sup>[16]</sup>,设计了带半无限基底的 3 层水平层状简易模型(基底作为第 4 层仅提供波阻抗参数)(图 5a),除新生界内部差异较小外,其他各组之间都有明显的差异,能够形成较强的反射界面,为地震勘探提供了物性基础。

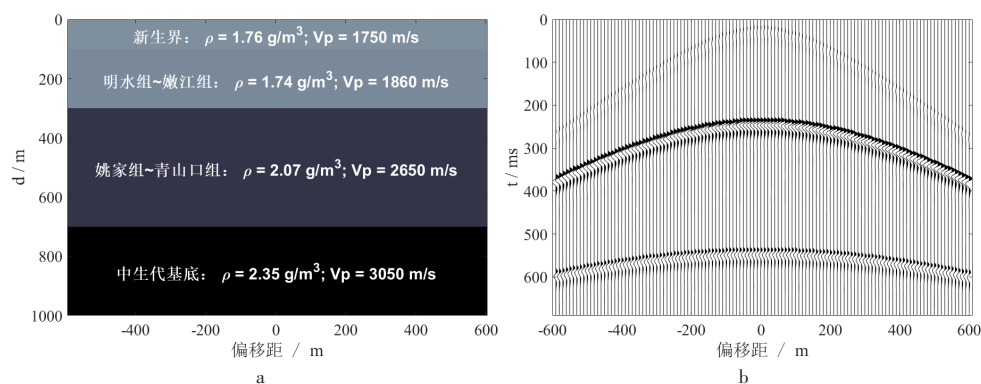
观测系统采用中间放炮,两边共 120 道接收,道距 10 m,采样间隔 2 ms,记录长度 700 ms,采用 20 Hz 最小相位子波褶积模型正演单炮地震数据剖面如图 5b,可以看到 3 根双曲同相轴

分别对应 100、300 和 700 m 深度 3 个反射界面。其中,第 1 层反射因为上下地层波阻抗差异小,故能量明显弱于下面两层反射。后续抽稀重建过程中,要清晰重建第 1 层反射对欠采样方法的选择要求会更高。

实际中分别测试了  $\eta=10\%$ 、 $25\%$ 、 $50\%$  和  $80\%$  4 种情况下的压缩测量与稀疏重构的效果,这里仍以  $50\%$  抽稀比例为代表进行典型剖面成果展示。

#### 3.2 稀疏重建

稀疏重建是基于压缩感知理论进行数据抽稀再恢复的最终一步。第 1 节提到式(6)的  $\tilde{s}_\lambda$  可以通过多种稀疏反演算法进行求解。常用的方法主要有贪婪算法<sup>[17]</sup>、加权近似类算

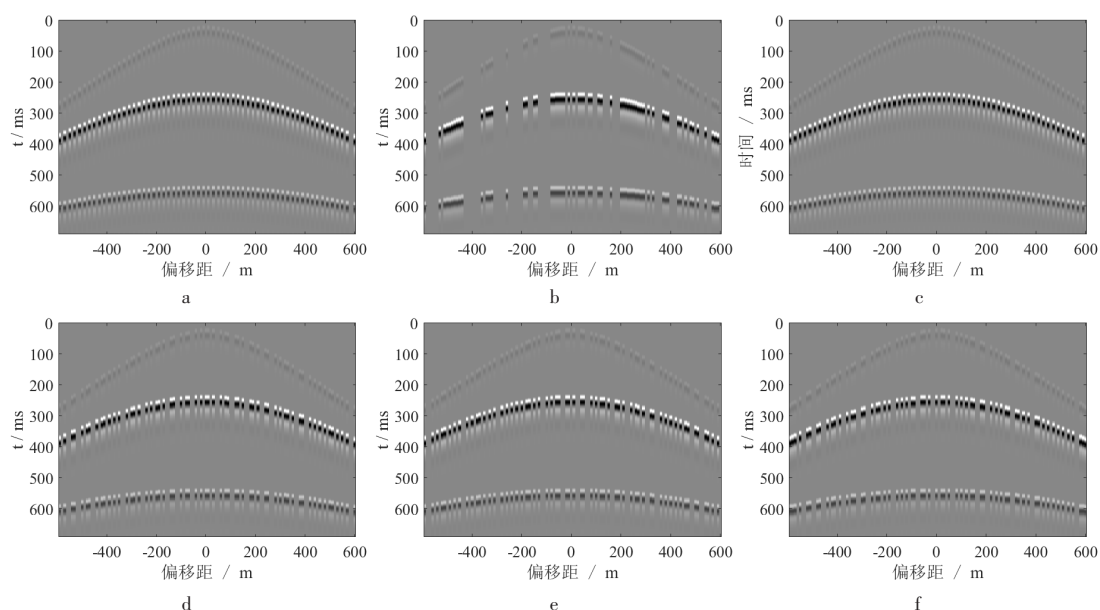


a—水平层状模型及物性参数; b—正演单炮剖面。

a—Horizontally layered stratigraphic model and physical property parameters; b—Forward-modeled shot gather

图 5 模型数据

Fig. 5 Modeling data



a—规则欠采样; b—纯随机欠采样; c—抖动欠采样; d—分段随机欠采样; e—改进的分段随机欠采样; f—优化的边缘保持分段随机欠采样。

a—Regular subsampling; b—Pure random subsampling; c—Jittered subsampling; d—Piecewise random subsampling; e—Modified piecewise random subsampling; f—Optimized edge-preserving piecewise random subsampling.

图 6 不同欠采样方法得到的抽稀剖面(抽稀百分比为 50%):

Fig. 6 Decimated shot gather through different subsampling methods (with the trace decimation factor  $\eta=50\%$ ):

法<sup>[18]</sup>、交替方向分裂算法<sup>[19]</sup>、投影梯度类算法<sup>[20]</sup>和迭代阈值类算法<sup>[21]</sup>等,以上方法中前三类需要进行矩阵求逆运算,难以适应大规模数据重建问题,而投影梯度类算法对病态问题敏感且容易形成局部收敛。相对而言,迭代阈值类算法更为简单、稳定和高效,是地震数据重建的首选。

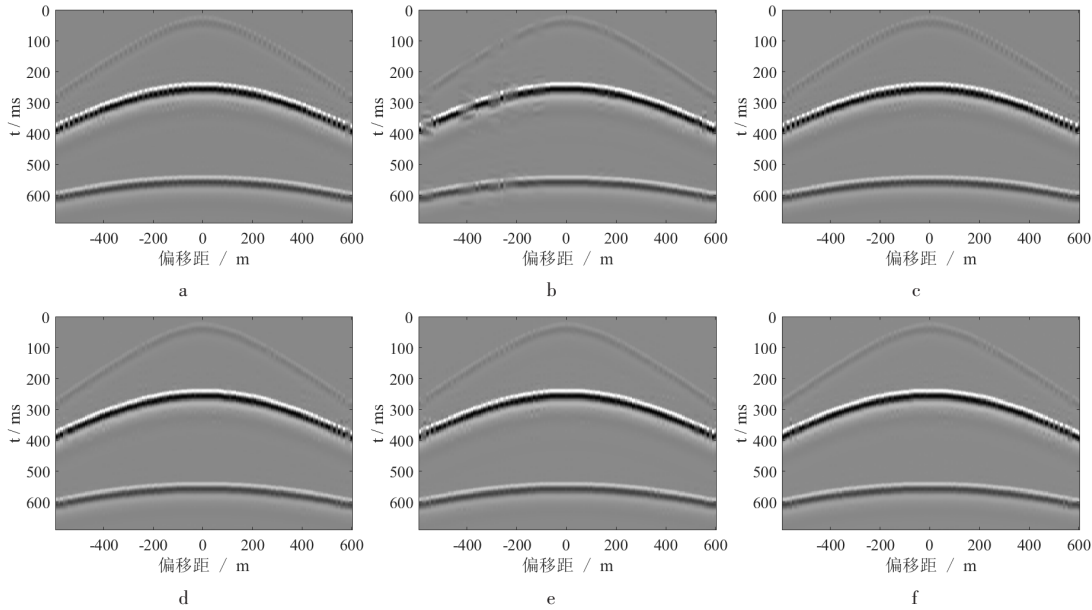
由于地震数据  $\mathbf{x}$  的非稀疏性,重建之前需要先对其进行稀疏表示。本研究统一采用典型的稀疏表示方法——曲波变换<sup>[22]</sup>,再结

合 Landweber 迭代阈值收缩算法<sup>[23-26]</sup>针对不同的欠采样方法得到的压缩数据进行恢复重建。

根据第 1 节的压缩感知理论回顾,首先将地震数据稀疏表示为曲波系数  $\mathbf{s} = \Phi \mathbf{x}$ ,其中  $\Phi$  为曲波变换算子,反变换算子为  $\mathbf{B} = \Phi^H$ 。通过不断促进曲波系数  $\mathbf{s}$  的稀疏性来恢复完整地震数据对应的曲波系数  $\tilde{\mathbf{s}}$ ,再通过曲波反变换获得重建的地震数据  $\tilde{\mathbf{x}}$ 。迭代过程中,可以基于初始的欠采样数据  $\mathbf{y}$  与每次迭代得到的  $\mathbf{C}\mathbf{s}^{(i)}$  之

间的残差,也可以基于相邻两次迭代结果  $s^{(i+1)}$ 、 $s^{(i)}$  之间的残差,对重建收敛过程进行约

束。前者关注全局的收敛误差,后者关注收敛的平稳性。



a—规则欠采样; b—纯随机欠采样; c—抖动欠采样; d—分段随机欠采样; e—改进的分段随机欠采样; f—优化的边缘保持分段随机欠采样。

a—Regular subsampling; b—Pure random subsampling; c—Jittered subsampling; d—Piecewise random subsampling; e—Modified piecewise random subsampling; f—Optimized edge-preserving piecewise random subsampling.

图 7 不同欠采样方法得到的重建剖面(抽稀百分比为 50%):

Fig. 7 Reconstructed section from decimation through different subsampling methods (with the trace decimation factor  $\eta=50\%$ )

以 50%抽稀比例参数为例,从图 6~8 中可以看到不同欠采样方法得到的抽稀剖面 and 重建剖面的显著差异:

1) 规则欠采样的测量矩阵不符合压缩感知理论要求,故无法准确重建数据;

2) 纯随机欠采样方法存在局部抽稀间隔过大引起缺失数据过多的问题,导致重建局部细节丢失;

3) 抖动欠采样在  $\eta \geq 50\%$  的情况下,等同于规则欠采样方法,因此出现和 1) 一样的问题;

4) 分段随机欠采样方法和改进的分段随机欠采样方法均没有考虑边缘重建畸变的问题,且分段随机欠采样方法由于没有仔细考虑采样点剩余的问题,导致采样算法不够稳定;

5) 优化的边缘保持分段随机欠采样方法,在以抽稀比例参数  $\eta$  控制下的压缩测量过程中,较好地解决了 4) 中出现的样点剩余和边缘畸变的问题,因而具有更好的剖面重建效果,在误差对比图(图 8)中,在 4 种不同的抽稀比例情景下,均获得了重建误差最小的结果,累积误差最低,

因此可以认为是本研究实施压缩测量的 6 种欠采样方法中的最佳选择。

#### 4 实际数据应用

利用优化的随机欠采样方法和基于曲波变换与迭代阈值类算法的稀疏重建流程,分别在叠前二维单炮数据和叠后三维成果数据上进行测试,结果如下:

##### 4.1 叠前数据

叠前单炮数据来自松辽盆地保康地区附近的一次二维试验采集项目,测线长度 20 km,满覆盖次数 120 次,CDP 间距 2.5 m,炮点距 10 m,接收点距 5 m,接收道数 480 道。

从本次试验项目采集的数据中,随机抽取其中一炮做  $\eta=50\%$  的压缩测量和稀疏重构。由 480 道压缩到 240 道进行重建,结果如图 9。叠前数据噪声干扰相对严重,尤其低速面波和浅层近偏干扰影响较大,重构相对误差超过 10%,重构信噪比不到 5 dB。换个角度看,压缩采样与稀疏重建的流程可能也具有一定的

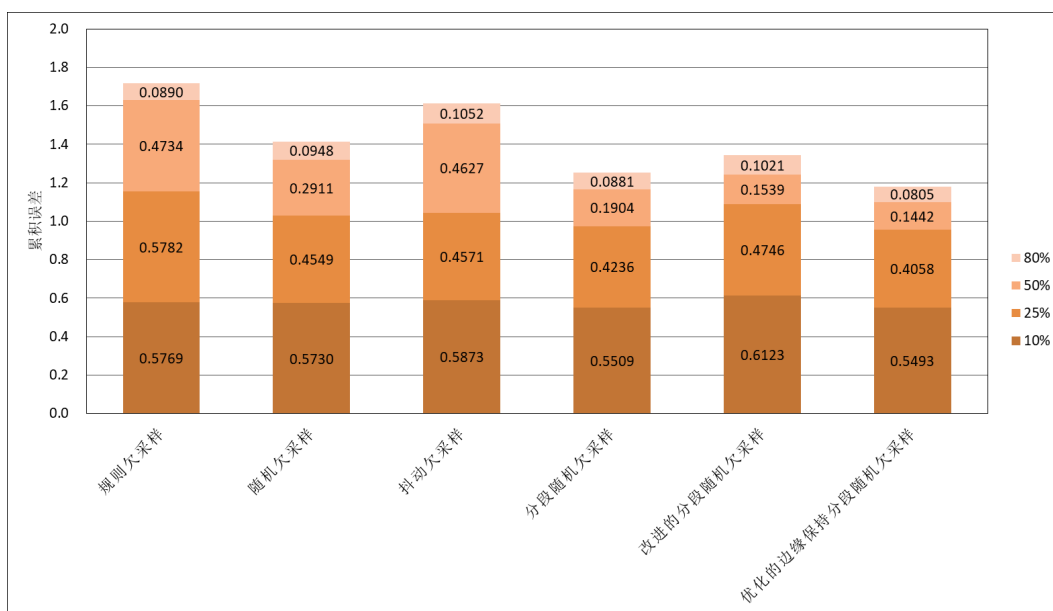
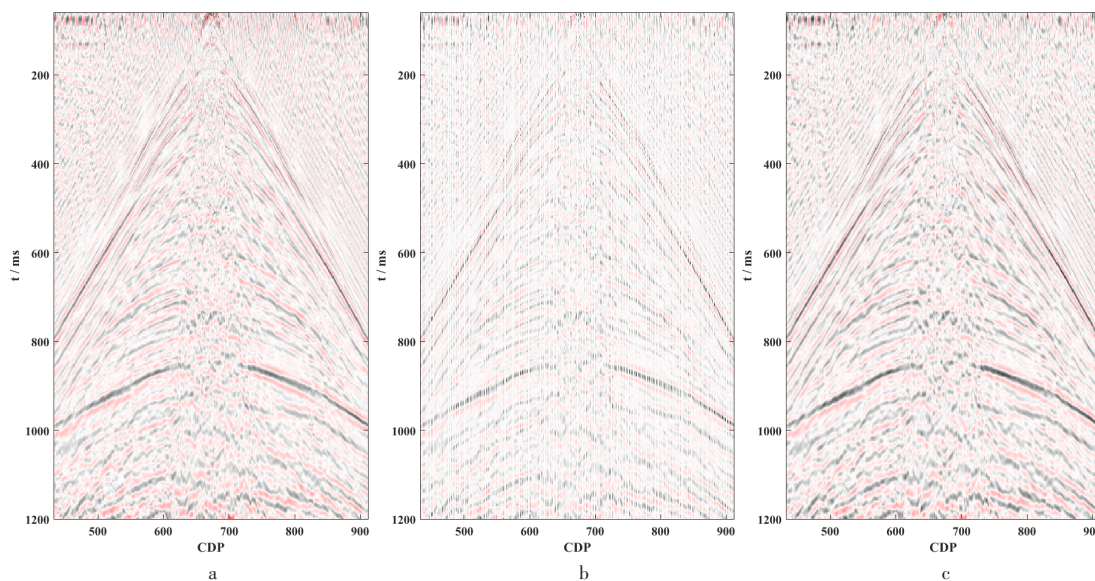


图 8 不同抽稀比例参数(10%, 25%, 50%, 80%)下, 6种欠采样方法重建误差对比

Fig. 8 Comparison of reconstruction errors of the six subsampling methods under different decimation factor (10%, 25%, 50%, 80%)

面波压制效果。但总体而言, 视觉上看, 在缺失一半地震道的情况下, 通过本研究的重建流

程, 依然可以相对完整地重建整个单炮剖面, 剖面细节也得到比较清晰的恢复。



a—完整剖面; b—抽稀 50%剖面; c—重建剖面。

a—Complete section; b—Data with 50% decimation; c—Reconstructed data.

图 9 单炮数据重建结果

Fig. 9 Reconstruction of a shot gather

#### 4.2 叠后数据

叠后数据同样来自松辽盆地, 在钱家店地区开展的砂岩型铀矿三维地震勘探项目, 该项目采用 14 线 8 炮观测系统, 满覆盖次数为 77 次, CDP 面元为 7.5 m × 7.5 m, 最大炮检距为 2 632.5 m。

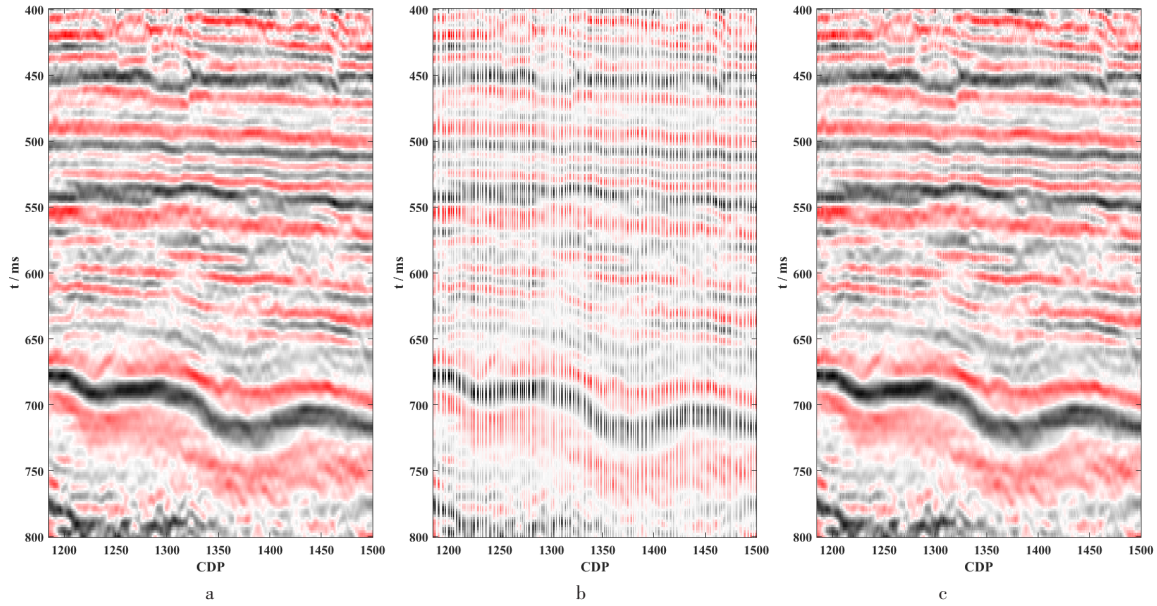
在数据体纵向上截取了 400~800 ms 时间窗

口, 将目的层段包含在内, 从中任意选取 Inline 和 Crossline 方向各一条测线, 做  $\eta=50\%$  的压缩采样与稀疏重建(Inline1819 线和 Crossline1382 线), 其中, Inline1819 线由 316 道压缩到 158 道进行重建, Crossline1382 线则从 831 道压缩到 416 道进行重建, 结果如图 10、11。

50 % 的抽稀比例下, Inline1819 线和 Crossline1382 线的重构相对误差分别在 9.4 % 和 6.8 %, 重构信噪比分别为 20.15 dB 和 23.32 dB。整体上看, 在缺失一半地震道的情况下, 通过本研究的重建流程, 依然可以完整重建整个剖面, 剖面细节也得到比较清晰的恢复。细节上看, 剖面上各个层位, 包括目的层

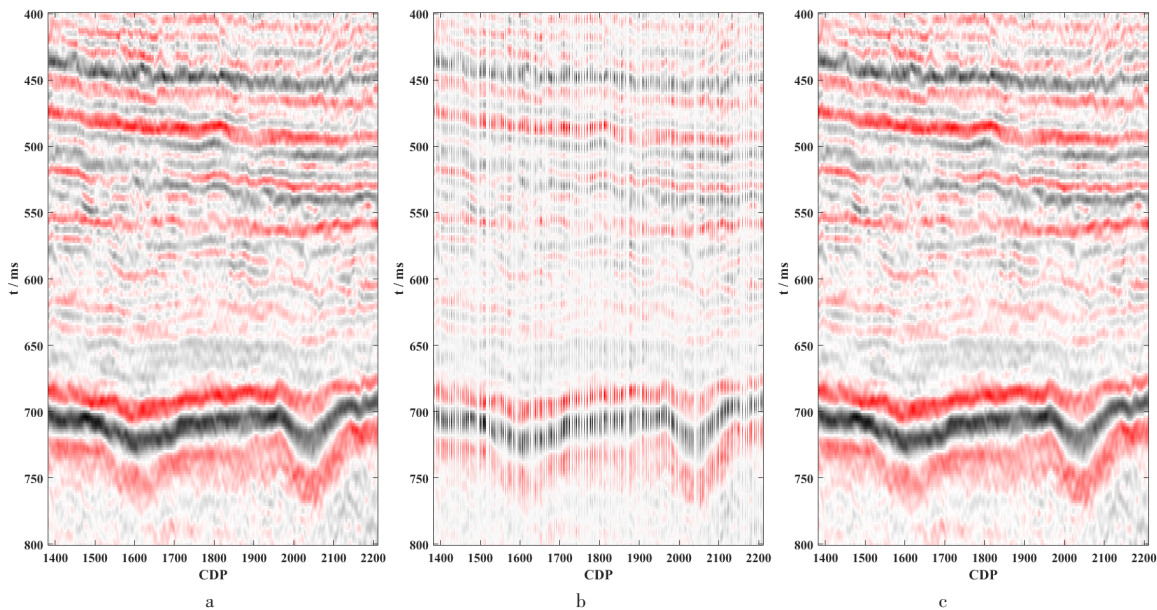
段姚家组的波组相对强弱特征、层位与断裂等构造特征等也得到完整复现。

由此可知, 对于本次选取的叠后成像剖面, 基于压缩感知技术利用原来一半的地震道数进行重建的数据, 可以满足后续的砂岩型铀矿地震剖面的层位追踪、断层识别等构造解释和基本的地质解译工作的要求。



a—完整剖面; b—抽稀 50 % 剖面; c—重建剖面。  
a-Complete section; b-Data with 50 % decimation; c-Reconstructed data.

图 10 Inline1819  
Fig. 10 Inline1819



a—完整剖面; b—抽稀 50 % 剖面; c—重建剖面。  
a-Complete section; b-Data with 50 % decimation; c-Reconstructed Data

图 11 Crossline1382  
Fig. 11 Crossline1382

## 5 结 论

1) 压缩感知测量矩阵欠采样方法的选择关系到数据重建的成败。优化欠采样方法与现有的几种欠采样方法相比,满足压缩感知重建的RIP要求,同时其Gram矩阵频谱泄露具有“蓝色噪声”特征,易于信噪分离;

2) 水平层状模型正演数据对比分析可知,优化欠采样方法得到的欠采样剖面随机抽稀更均匀,避免了纯随机欠采样间隔不受控制的问题,同时,也不存在分段随机欠采样方法的样点剩余和边缘畸变的问题,对不同的抽稀比例参数条件下,重建累计误差最低;

3) 实际数据应用中,本研究的技术流程实现了松辽盆地砂岩型铀矿地震数据的部分采样与重建。除了优化的欠采样方法外,曲波变换和稀疏重建算法的参数选择也比较关键,尤其是曲波变换的级数、迭代阈值序列参数等,实际数据的恢复效果通过处理流程和重建算法的优化可以做进一步改进;

4) 总体上,本研究的优化欠采样方法的综合表现优于其他随机欠采样方法,可以作为砂岩型铀矿地震高效采集中最为适合的随机欠采样手段之一。合成和真实数据测试都表明,该方法可以较好地实现地震采集中测量矩阵的构建,从而能够为后续的稀疏重建提供稳健的数据基础。

## 参考文献

- 程纪星,王德利,李子伟.地震勘探技术在地浸砂岩型铀矿勘探开发中的应用前景分析[J].铀矿地质,2022,38(2):317-326.  
CHENG Jixing, WANG Deli, LI Ziwei. Analysis of the application prospect of seismic exploration technology in the exploration and development of in-situ leaching sandstone-type uranium deposits [J]. Uranium Geology, 2022, 38(2): 317-326 (in Chinese).
- 吴曲波,李子伟,潘自强,等.砂岩型铀矿地震勘探中若干问题研究[J].地球物理学进展,2017,32(5):2097-2106.  
WU Qubo, LI Ziwei, PAN Ziqiang, et al. Research on several problems in seismic exploration of sandstone-type uranium deposits [J]. Progress in Geophysics, 2017, 32(5): 2097-2106 (in Chinese).
- HERRMANN F J, WANG D, HENNENFENT G, et al. Curvelet-based seismic data processing: A multiscale and nonlinear approach [J]. Geophysics, 2008, 73(1): A1-A5.
- 黄小刚.浅谈海上压缩感知地震勘探[J].石油物探,2019,58(2):162-175.  
HUANG Xiaogang. A brief discussion on seismic exploration of compressive sensing at sea [J]. Geophysical Prospecting for Petroleum, 2019, 58(2): 162-175 (in Chinese).
- 曹静杰,杨志权,杨歧焱.一种基于压缩感知的地震数据重建方法及其在城市活断层地震勘探中的应用[J].地球物理学进展,2020,35(4):1545-1551.  
CAO Jingjie, YANG Zhiqian, YANG Qiyang. A seismic data reconstruction method based on compressive sensing and its application in seismic exploration of urban active faults [J]. Progress in Geophysics, 2020, 35(4): 1545-1551 (in Chinese).
- DONOHU D L. Compressed sensing [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.
- 马坚伟.压缩感知走进地球物理勘探[J].石油物探,2018,57(1):24-27.  
MA Jianwei. Compressed sensing in geophysical exploration [J]. Geophysical Prospecting for Petroleum, 2018, 57(1): 24-27 (in Chinese).
- 李小波.基于压缩感知的测量矩阵研究[D].北京:北京交通大学,2010.  
LI Xiaobo. Research on measurement matrix based on compressed sensing [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2010 (in Chinese).
- CAI R, ZHAO Q, SHE D-P, et al. Bernoulli-based random undersampling schemes for 2D seismic data regularization [J]. Applied Geophysics, 2014, 11(3): 321-330.
- HENNENFENT G, HERRMANN FJ. Simply denoise: Wavefield reconstruction via jittered undersampling [J]. Geophysics, 2008, 73(3): V19-V28.
- WANG Y, CAO J, YANG C. Recovery of seismic wavefields based on compressive sensing by an 11-norm constrained trust region method and the piecewise random subsampling [J]. Geophysical Journal International, 2011, 187(1): 199-213.
- 王汉闯,陶春辉,陈生昌,等.基于稀疏约束的地震数据高效采集方法理论研究[J].地球物理学报,2016,9(11):4246-4265.

- WANG Hanchuang, TAO Chunhui, CHEN Shengchang, et al. Theoretical research on efficient seismic data acquisition method based on sparse constraint[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2016, 59(11):4246-4265(in Chinese).
- 13 曹静杰,肖金梅,朱跃飞,等.一种基于压缩感知理论的浅层地震高效采集方法[J].*地球物理学进展*,2022,37(5):1920-1932.  
CAO Jingjie, XIAO Jinmei, ZHU Yuefei, et al. An efficient shallow-seismic acquisition method based on compressed sensing theory [J]. *Progress in Geophysics*, 2022, 37(5): 1920-1932(in Chinese).
- 14 CANDÈS E J. The restricted isometry property and its implications for compressed sensing[J]. *Comptes Rendus Mathematique*, 2008, 346(9): 589-592.
- 15 唐刚.基于压缩感知和稀疏表示的地震数据重建与去噪[D].北京:清华大学,2010.  
TANG Gang. Seismic data reconstruction and denoising based on compressed sensing and sparse representation [D]. Beijing: Tsinghua University, 2010(in Chinese).
- 16 李子伟,曹成寅,黄昱丞.辽盆地砂岩型铀矿地震精细探测技术研究[R].北京:核工业北京地质研究院,2022.  
LI Ziwei, CAO Chengyin, HUANG Yucheng. Research on seismic fine detection technology for sandstone-type uranium deposits in Songliao basin [R]. Beijing: Beijing Research Institute of Uranium Geology, 2022(in Chinese).
- 17 TROPP J A, GILBERT A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2007, 53(12):4655-4666.
- 18 HOLLAND P W, WELSCH R E. Robust regression using iteratively reweighted least-squares [J]. *Communications in Statistics: Theory and Methods*, 1977, 6(9):813-827.
- 19 BOYD S, PARIKH N, CHU E, et al. Distributed optimization and statistical learning via the alternating direction method of multipliers[J]. *Foundations and Trends® in Machine Learning*, 2011, 3(1):1-122.
- 20 MÁRIO A T, FIGUEIREDO, NOWAK R D, WRIGHT S J. Gradient projection for sparse reconstruction: Application to compressed sensing and other inverse problems[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2007, 1(4):586-597.
- 21 DAUBECHIES I, DEFRISE M, De MOL C. An iterative thresholding algorithm for linear inverse problems with a sparsity constraint[J]. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, 2004, 57(11): 1413-1457.
- 22 CANDÈS E J, DEMANET L, DONOHO D L, et al. Fast discrete curvelet transforms[J]. *Multiscale Modeling & Simulation*, 2006, 5:861-899.
- 23 LANDWEBER L. An iteration formula for Fredholm integral equations of the first kind [J]. *American Journal of Mathematics*, 1951, 73(3):615-624.
- 24 HERRMANN F J, HENNENFENT G. Non-parametric seismic data recovery with curvelet frames [J]. *Geophysical Journal International*, 2008, 173(1): 233-248.
- 25 HERRMANN F J, MOGHADDAM P, STOLK C C. Sparsity-and continuity-promoting seismic image recovery with curvelet frames [J]. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 2008, 24(2): 150-173.
- 26 孔丽云,于四伟,程琳,等.压缩感知技术在地震数据重建中的应用[J].*地震学报*,2012,34(5):659-666+727.  
KONG Liyun, YU Siwei, CHENG Lin, et al. Application of compressive sensing to seismic data reconstruction[J]. *Acta Seismologica Sinica*, 2012, 34(5):659-666+727(in Chinese).