

空间结构正则化多道稀疏脉冲反褶积

汤国松¹, 李皓^{2*}, 梁兵³, 夏连军¹, 鲍伟¹, 李红彩¹, 罗军梅¹

1 中国石油化工股份有限公司江苏油田分公司物探研究院, 南京 210046

2 电子科技大学长三角研究院(湖州), 湖州 313001

3 中国石油化工股份有限公司江苏油田分公司, 扬州 225009

* 通信作者, lihao@csj.uestc.edu.cn

收稿日期: 2024-05-18; 修回日期: 2024-10-09

国家重点研发计划“多元信息深度融合的高分辨率处理方法研究”(2018YFS0702504)和中石化研究项目“苏北盆地岩性油藏地震资料保真处理与储层关键技术”(P22162)联合资助

摘要 稀疏脉冲反褶积, 有时也称为稀疏脉冲反演, 是一种非线性高分辨率处理方法。常规脉冲反褶积方法假设反射系数序列满足高斯分布, 其反褶积处理属于线性滤波过程。不同于常规脉冲反褶积方法, 稀疏脉冲反褶积假设反射系数序列满足稀疏分布, 在稀疏函数正则化条件下对反射系数序列进行反演, 其反褶积处理属于非线性反演过程。稀疏脉冲反褶积较常规脉冲反褶积能够更大幅度地提高地震数据分辨率, 但其高频分量具有更强的多解性和不稳定性。为此, 本文提出了一种空间结构正则化多道稀疏脉冲反褶积方法。首先, 该方法基于地震信号在空间上的连续性和可预测性, 采用结构张量对地震信号的空间结构进行估算和表征。然后, 沿倾角方向设计预测误差滤波器, 该滤波器保证地震信号具有最小预测误差。在此基础上, 将预测误差滤波器作为空间结构约束引入到稀疏脉冲反褶积的正则化条件, 建立稀疏结构和空间结构联合约束的多道稀疏脉冲反褶积目标函数。最后, 采用迭代重加权算法对目标函数进行数值求解, 得到反射系数序列。我们分别采用模型数据和实际数据就本文方法与常规方法进行了对比分析, 并利用测井合成地震记录验证了本文方法的可靠性。模型数据和实际数据的测试结果表明, 本文方法较好地抑制了随机噪声对反褶积结果的影响, 增强了高频地震信号恢复精度。

关键词 稀疏结构; 空间结构; 反褶积; 分辨率; 正则化

中图分类号: P631.4; P618.13

Spatially structured regularization multichannel sparse pulse deconvolution

TANG Guosong¹, LI Hao², LIANG Bing³, XIA Lianjun¹, BAO Wei¹, LI Hongcai¹, LUO Junmei¹

1 Geophysical Prospecting Research Institute of Jiangsu Oilfield Company, Sinopec, Nanjing 210046, China

2 Yangtze Delta Region Institute, University of Electronic Science and Technology of China, Huzhou 313001, China

3 Jiangsu Oilfield Company, Sinopec, Yangzhou 225009, China

引用格式: 汤国松, 李皓, 梁兵, 夏连军, 鲍伟, 李红彩, 罗军梅. 空间结构正则化多道稀疏脉冲反褶积. 石油科学通报, 2024, 09(06): 911-920
TANG Guosong, LI Hao, LIANG Bing, XIA Lianjun, BAO Wei, LI Hongcai, LUO Junmei. Spatially structured regularization multichannel sparse pulse deconvolution. Petroleum Science Bulletin, 2024, 09(06): 911-920. doi: 10.3969/j.issn.2096-1693.2024.06.070

Received: 2024-05-18; Revised: 2024-10-09

Abstract Sparse spike deconvolution, sometimes referred to as sparse spike inversion, is a nonlinear high-resolution processing method. Conventional pulse deconvolution assumes that the reflection coefficient series follows a Gaussian distribution, making its deconvolution process linear. In contrast, sparse spike deconvolution assumes that the reflection coefficient series follows a sparse distribution and performs inversion under the sparse function regularization, making the deconvolution process nonlinear. Sparse spike deconvolution can significantly improve the resolution of seismic data compared to conventional methods; however, its high-frequency components exhibit stronger multiple solutions and instability. To address this, this paper proposes a spatial structure regularized multichannel sparse spike deconvolution method. First, based on the spatial continuity and predictability of seismic signals, the method estimates and characterizes the spatial structure of the seismic signal using structure tensors. Then, a prediction error filter is designed along the dip direction, ensuring that the seismic signal has minimal prediction error. Building on this, the prediction error filter is introduced as a spatial structure constraint into the regularization conditions of sparse spike deconvolution, establishing a multichannel sparse spike deconvolution objective function with the sparse and spatial structure constraints. Finally, an iterative reweighting algorithm is employed to numerically solve the objective function and obtain the reflection coefficient series. We compare and analyze the proposed method against conventional methods using both model data and actual data, and we validate the reliability of this method through synthetic seismic records based on well logs. The results based on model data and actual data indicate that the proposed method effectively suppresses the influence of random noise on the deconvolution results and enhances the accuracy of high-frequency seismic signal recovery.

Keywords sparse structure; spatial structure; deconvolution; resolution; regularization

doi: 10.3969/j.issn.2096-1693.2024.06.070

0 引言

脉冲反褶积和反Q滤波是目前提高地震数据分辨率最为常用的方法,其中,脉冲反褶积属于统计性反褶积,反Q滤波属于确定性反褶积^[1]。尽管两者在物理机制和实现方法上存在差异,但两者均属于线性反褶积的理论范畴。这类反褶积方法受制于地震数据的有效频带,难于大幅度提高地震数据分辨率^[2]。

不同于以上两类反褶积方法,稀疏脉冲反褶积属于非线性反演的理论框架。该方法基于反射系数的稀疏结构模型,通过非线性反演获得高分辨率的反射系数序列^[3]。准确来说,稀疏脉冲反褶积应称为稀疏脉冲反演。然而,习惯上讲,若反演的结果是波阻抗,则通常称其为稀疏脉冲反演;若反演的结果是反射系数,则称其为稀疏脉冲反褶积。这两者具有相同的理论基础和实现方法,差异仅在于反演目标是波阻抗还是反射系数^[4]。

Wiggins等^[5]利用“熵”对地震记录的稀疏性进行度量,提出了最小熵反褶积方法,这是稀疏脉冲反褶积最为经典的方法^[5]。此后,Huber函数、Cauchy函数和Sech函数相继被引入到稀疏特性的数学表征,发展了多种稀疏脉冲反褶积方法^[6-8]。随着压缩感知技术在地震勘探领域的成功应用,Zhang和Castagna提出了一种基于稀疏结构奇偶字典的稀疏脉冲反褶积方法。该方法的理论基础是压缩感知,实现策略是楔形模型的奇偶分解,数值解法是IRLS(Iterative reweighted

least squares)算法^[9]。相比于其它的稀疏脉冲反褶积方法,奇偶分解反褶积方法对实际地震数据具有更好的适应性^[10]。

无论是线性框架下的脉冲反褶积和反Q滤波方法,还是非线性框架下的稀疏反褶积方法,这些方法在地震资料处理过程中大都采用单道运行模式,各个地震道之间独立运算,并没有考虑地震道之间的关联性和相互关系。这些方法在提高分辨率的过程中,很容易受噪声因素的干扰,且高频分量具有较强的多解性和不确定性^[11]。实际上,地质结构具有空间上的继承性和连续性,其地震响应也具有空间上的相干性和可预测性^[12]。将这种空间结构作为正则化条件引入高分辨率反演的正则化约束,将单道运行的高分辨率反演方法发展为空间结构正则化多道反演方法,能够有效增强反演结果的抗噪性和可靠性^[13]。

在波阻抗反演领域,Ulrych等较早提出了将模型数据的空间结构引入目标函数的基本思想,但并未给出模型结构的具体表征方法^[14]。Auken等和Gholami等基于块状地层结构模型,实现了TV(Total Variation)约束波阻抗反演^[15-16]。Bongajum等在贝叶斯框架下将波阻抗的空间连续性作为正则化约束,提出了一种多道地震反演方法。该方法利用协方差矩阵描述模型数据在不同空间方向的变化,反演的可靠性依赖于构建协方差矩阵所需的空間信息^[17]。印兴耀等将地震数据在时空域的相关性以局部优化算子的形式加入多道反演,提高反演结果的横向连续性^[18]。Yu等为减少叠

前贝叶斯反演的多解性,将叠后数据的反射结构并入到贝叶斯反演的先验信息^[19]。Wang等提出了基于块排列的波阻抗反演方法,通过加入块排列正则化改善了反演结果的稳定性^[20]。Alcardi等在岩石物理反演中引入空间结构约束,显著改善了岩性参数反演的稳定性^[21]。

在反Q滤波领域,Zhang等将地层吸收补偿看作一个非稳态反演过程,并由此发展了多种基于非稳态反演的地层吸收补偿方法^[22-24]。基于以上的非稳态反演理论框架,Ma等将空间预测算子引入到多道吸收补偿的反演系统,首次实现了具有空间约束的地层吸收补偿处理^[25]。随后,Ma等基于地震反射的空间相干性,以倾角滤波的方式增强了吸收补偿的抗噪性^[26]。Li等采用结构约束正则化进行叠前地震数据吸收补偿,消除了地层吸收对叠前弹性参数反演的影响^[27]。

在高分辨率处理领域,Du等将倾角信息引入到稀疏脉冲反褶积方法,提高了反褶积结果的稳定性和连续性^[28]。Li等从地震数据本身估算地震信号空间投影算子,将其引入到多道稀疏脉冲反演系统,取得了较好的应用效果^[29]。Gao等在机器学习网络结构中考虑了地震信号的空间相干性,增强了高频信号恢复精度^[30]。Wang等基于反射结构表征算子的频率可延拓性,利用有效频带的反射结构表征算子构建被噪声污染的高频信号反射结构表征算子,实现了基于反射结构表征算子频率延拓的稀疏脉冲反褶积处理^[31]。

梯度结构张量(GST)是表征地震数据空间结构的重要手段,在相干分析、断裂监测和噪声衰减方面有着广泛应用^[32]。Lelievre等就结构张量在地球物理反演中的应用进行了综述和展望,强调了结构张量在地球物理反演中重要性^[33]。Zhang等将结构张量引入到叠前反演的目标函数,实现了结构引导的物性参数反演^[34]。本文使用结构张量对地震信号的空间结构进行检测和分析,将其作为正则化条件引入到多道稀疏脉冲反褶积的目标函数,以提升反褶积结果的稳定性和抗噪性。

1 方法原理

稀疏脉冲反褶积中的“稀疏”指的是反射系数概率分布函数的稀疏特性。常规反褶积方法假设反射系数概率分布为高斯函数,而稀疏脉冲反褶积假设反射系数概率分布函数为某种形式的稀疏分布。与其它稀疏分布函数相比,柯西函数能够更好地描述实际反射系数序列的概率分布特征^[35]。因此,本文采用柯西

函数对反射系数序列的概率分布函数进行表征和约束。

此外,地震信号和随机噪声的本质区别是地震信号的空间相干性^[36],因此,本文利用结构张量提取地震信号的空间结构,将柯西稀疏结构和地震空间结构同时引入到多道稀疏脉冲反褶积的正则化条件,提高反褶积方法的抗噪性和对高频信号的恢复精度。

1.1 柯西分布正则化稀疏脉冲反褶积

常规反褶积方法假设反射系数序列满足高斯分布,其概率分布函数为:

$$p(\mathbf{r}) = \frac{1}{(2\pi\sigma_r^2)^{n/2}} \exp\left(-\frac{\mathbf{r}^T \mathbf{r}}{2\sigma_r^2}\right) \quad (1)$$

其中, σ_r 是方差, n 是采样点个数。然而,对实际测井数据的反射系数序列进行统计分析表明,就统计意义而言,反射系数序列更倾向于柯西分布^[37],其概率分布函数为:

$$P(\mathbf{r}) = \frac{1}{(\pi\sigma_r)^n} \prod_{i=1}^n \left[\frac{1}{1+r_i^2/\sigma_r^2} \right] \quad (2)$$

下面我们讨论当反射系数的概率分布函数满足柯西分布时,反射系数序列的反演问题。

地震数据满足褶积模型,即:

$$d(t) = w(t) * r(t) + n(t) \quad (3)$$

其中, $d(t)$ 是地震记录, $r(t)$ 是反射系数序列, $w(t)$ 是地震子波, $n(t)$ 是随机噪声。上式改写为矩阵形式,有

$$\mathbf{d} = \mathbf{w}\mathbf{r} + \mathbf{n} \quad (4)$$

其中, \mathbf{d} 、 \mathbf{r} 和 \mathbf{n} 分别是由地震记录、反射系数和随机噪声构成的向量, \mathbf{w} 是由地震子波构成的矩阵。所谓的反射系数反演,就是基于以上的褶积模型,在贝叶斯理论框架下得到后验概率最大的反射系数序列 \mathbf{r} 。

贝叶斯理论框架表示为:

$$p(\mathbf{r}|\mathbf{d}) = \frac{p(\mathbf{d}|\mathbf{r})p(\mathbf{r})}{p(\mathbf{d})} \quad (5)$$

其中, $p(\mathbf{r})$ 表示模型参数 \mathbf{r} 的概率密度函数,也称为 \mathbf{r} 的先验信息; $p(\mathbf{d}|\mathbf{r})$ 表示在 \mathbf{r} 发生的条件下,测量数据 \mathbf{d} 发生的条件概率密度函数,也称为似然函数; $p(\mathbf{d})$ 为观测数据的概率密度函数; $p(\mathbf{r}|\mathbf{d})$ 表示在已知地震数据 \mathbf{d} 的前提下,计算出模型参数 \mathbf{r} 的概率,即后验概率密度函数。在实际情况下,地震记录 \mathbf{d} 是已知的,其概率密度函数 $p(\mathbf{d})$ 为常数,因此,上式可改写为:

$$p(\mathbf{r}|\mathbf{d}) \propto p(\mathbf{r})p(\mathbf{d}|\mathbf{r}) \quad (6)$$

假设噪声满足高斯分布, 则

$$p(\mathbf{d}|\mathbf{r}) = \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_n^2}} \right)^n \times \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_n^2} (\mathbf{w}\mathbf{r} - \mathbf{d})^\top (\mathbf{w}\mathbf{r} - \mathbf{d}) \right) \quad (7)$$

式中, σ_n 是随机噪声的方差, n 是地震记录的采样个数。

假设反射系数 \mathbf{r} 服从方程(2)所示的柯西分布, 并将其改写为:

$$p(\mathbf{r}) = \frac{1}{(\pi\sigma_r)^n} \exp\left(-\sum_{i=1}^n \ln(1+r_i^2/\sigma_r^2) \right) \quad (8)$$

将方程(8)和方程(7)代入到方程(6), 有

$$p(\mathbf{r}|\mathbf{d}) \propto K \exp\left(-\sum_{i=1}^n \ln(1+r_i^2/\sigma_r^2) \right) \times \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_n^2} (\mathbf{w}\mathbf{r} - \mathbf{d})^\top (\mathbf{w}\mathbf{r} - \mathbf{d}) \right) \quad (9)$$

式中, $K = \left(\frac{1}{\pi\sigma_r} \right)^n \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_n^2}} \right)^n$, 对上式取对数之后, 则

求解最大后验概率密度问题转化为下面的目标函数最小化问题, 有

$$J(\mathbf{r}) = \frac{1}{2} (\mathbf{w}\mathbf{r} - \mathbf{d})^\top (\mathbf{w}\mathbf{r} - \mathbf{d}) + \mu q(\mathbf{r}) \quad (10)$$

其中

$$q(\mathbf{r}) = \sum_{i=1}^n \ln(1+r_i^2/\sigma_r^2) \quad (11)$$

为得到该目标函数最小值所对应的反射系数序列 \mathbf{r} , 需要计算目标函数的梯度。上式的第一项是误差项, 其梯度为:

$$p_1(\mathbf{r}) = \mathbf{w}^\top \mathbf{w}\mathbf{r} - \mathbf{w}^\top \mathbf{d} \quad (12)$$

第二项为正则化项, 其梯度为:

$$p_2(\mathbf{r}) = \frac{2}{\sigma_r^2} \left(\frac{r_1}{1+(r_1/\sigma_r)^2} \quad \frac{r_2}{1+(r_2/\sigma_r)^2} \quad \dots \quad \frac{r_n}{1+(r_n/\sigma_r)^2} \right)^\top \quad (13)$$

改写为:

$$p_2(\mathbf{r}) = \frac{2}{\sigma_r^2} \mathbf{Q}\mathbf{r} \quad (14)$$

其中, \mathbf{Q} 是一个 $n \times n$ 的对角线矩阵, 其对角线元素为

$$Q_{ii} = \frac{r_i}{1+(r_i/\sigma_r)^2} \quad (15)$$

令目标函数的梯度等于零, 有

$$p(\mathbf{r}) = p_1(\mathbf{r}) + p_2(\mathbf{r}) = (\mathbf{w}^\top \mathbf{w} + \lambda_1 \mathbf{Q})\mathbf{r} - \mathbf{w}^\top \mathbf{d} = 0 \quad (16)$$

其中, $\lambda_1 = 2/\sigma_r^2$, 目标函数的解为

$$\mathbf{r} = (\mathbf{w}^\top \mathbf{w} + \lambda_1 \mathbf{Q})^{-1} \mathbf{w}^\top \mathbf{d} \quad (17)$$

上式中的对角线矩阵 \mathbf{Q} 包含有待反演的未知向量, 因此, 柯西约束反演是典型的非线性反演问题, 一般采用迭代重加权算法进行数值求解^[37]。其基本做法是, 首先给定反射系数 \mathbf{r} 的初值, 一般将常规脉冲反褶积的结果设置为初值; 然后, 计算对角线矩阵 \mathbf{Q} , 由方程(17)得到新的反射系数序列, 再重新计算角线矩阵 \mathbf{Q} 并进行下一轮迭代。

1.2 基于结构张量的空间预测滤波

结构张量也称为二阶累积量矩阵, 在梯度计算、边缘检测和相似性分析等图像处理领域具有广泛应用^[38]。设有三维地震数据 $r(x, y, t)$, 其空间梯度为:

$$\mathbf{g} = \begin{bmatrix} \partial r / \partial x \\ \partial r / \partial y \\ \partial r / \partial t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_x \\ r_y \\ r_t \end{bmatrix} \quad (18)$$

则梯度结构张量(GST)定义为:

$$\mathbf{T} = \mathbf{g}\mathbf{g}^\top = \begin{bmatrix} r_{xx} & r_x r_y & r_x r_t \\ r_x r_y & r_{yy} & r_y r_t \\ r_x r_t & r_y r_t & r_{tt} \end{bmatrix} \quad (19)$$

将结构张量矩阵进行特征值分解, 有:

$$\mathbf{T} = \lambda_u \mathbf{u}\mathbf{u}^\top + \lambda_v \mathbf{v}\mathbf{v}^\top + \lambda_w \mathbf{w}\mathbf{w}^\top \quad (20)$$

式中, λ_u 、 λ_v 和 λ_w 是结构张量的3个特征值, 其值为0~1之间的正实数, \mathbf{u} 、 \mathbf{v} 和 \mathbf{w} 是3个特征值对应的特征向量。假设 $\lambda_u \geq \lambda_v \geq \lambda_w \geq 0$, 则特征向量 \mathbf{u} 表示梯度最大的方向, 即构造倾向的方向, \mathbf{v} 和 \mathbf{w} 分别代表平行于构造的两个方向。对于二维地震数据, 结构张量退化为二维形式, 有

$$\mathbf{T} = \mathbf{g}\mathbf{g}^\top = \begin{bmatrix} r_{xx} & r_x r_t \\ r_x r_t & r_{tt} \end{bmatrix} \quad (21)$$

此时的两个特征向量 \mathbf{u} 和 \mathbf{v} 为分别垂直于同相轴方向和平行于同相轴方向。

与随机噪声相比, 地震反射同相轴具有空间连续性, 这种空间连续性隐含了地震数据沿同相轴方向的

可预测性。也就是说，地震数据可以利用相邻地震道沿同相轴方向进行预测，这种可预测性表示为：

$$r(ix, jt) = \sum_{k=-l, k \neq 0}^l c_k r(ix+k, jt+pk) \quad (22)$$

式中， c_k 是双边预测滤波器， l 是滤波器的半长度， p 是同相轴的斜率，且

$$\sum_{k=-l, k \neq 0}^l c_k = 1 \quad (23)$$

该滤波器的预测误差为：

$$\varepsilon(ix, jt) = r(ix, jt) - \sum_{k=-l, k \neq 0}^l c_k r(ix+k, jt+pk) \quad (24)$$

其对应的预测误差滤波器为：

$$z_i = \begin{cases} 1, & i = 0 \\ -c_i, & i \neq 0 \end{cases} \quad (25)$$

预测滤波器可以是矩形窗函数、三角窗函数和高斯函数等，本文采用高斯函数作为沿倾角方向的预测滤波器，有：

$$c_i = \frac{1}{s} e^{-\frac{(i\Delta x)^2}{2\sigma^2}} \quad (26)$$

其中， Δx 为道间距， σ 为方差，且

$$s = 2 \sum_{i=1}^l e^{-\frac{(i\Delta x)^2}{2\sigma^2}} \quad (27)$$

利用该预测误差滤波器对地震数据进行空间滤波，其矩阵形式表示为

$$\varepsilon = \mathbf{F}\mathbf{R} \quad (28)$$

其中， \mathbf{F} 是由预测误差滤波器 z_i 构成的矩阵， \mathbf{R} 是由地震数据 $r(ix, it)$ 首尾相连构成的超级向量。下面以二维数据为例给出该矩阵的构建步骤：

- 1) 计算地震数据的方向导数向量 $\mathbf{g}(ix, it)$ ；
- 2) 由方向导数计算结构张量矩阵 $\mathbf{T}(ix, it)$ ；
- 3) 计算结构张量矩阵 $\mathbf{T}(ix, it)$ 的特征向量，由此确定同相轴的斜率 $p(ix, it)$ ；

4) 反射点 (ix, it) 的先验信息放置在矩阵 \mathbf{F} 的第 $k = (ix-1) \times n + it$ 个行向量 \mathbf{F}_k 中，该行向量只有 $2l+1$ 个元素不为零，其余元素均为零，这些不为零的元素分别为预测误差滤波器的系数，即

$$f_{(ix+k-1) \times n + (it+pk)} = z_k, \quad k = -l, -l+1, \dots, l-1, l \quad (29)$$

5) 重复第一步到第四步，计算所有的行向量 \mathbf{F}_k ，进而得到空间结构矩阵 \mathbf{F} 。

1.3 结构张量约束多道稀疏脉冲反褶积

将单道褶积模型扩展为多道褶积模型，有

$$\begin{bmatrix} d_1 \\ d_2 \\ \vdots \\ d_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{w} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{w} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \ddots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{w} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r_1 \\ r_2 \\ \vdots \\ r_m \end{bmatrix} \quad (30)$$

简写为：

$$\mathbf{D} = \mathbf{W}\mathbf{R} \quad (31)$$

其中， m 是地震道的数目， \mathbf{D} 和 \mathbf{R} 是由 m 个地震道首尾相连构成的超级向量， \mathbf{W} 是由子波矩阵 \mathbf{w} 构成的块状矩阵。此时，方程(10)表示的单道稀疏脉冲反褶积目标函数扩展为如下的多道稀疏脉冲反褶积目标函数，有：

$$J(\mathbf{R}) = \frac{1}{2}(\mathbf{W}\mathbf{R} - \mathbf{D})^T(\mathbf{W}\mathbf{R} - \mathbf{D}) + \lambda_1 q(\mathbf{R}) \quad (32)$$

上式虽然与单道稀疏脉冲反褶积具有相同的数学表达形式，但两者具有不同的实现方式。单道稀疏脉冲反褶积是逐道进行的，而多道稀疏脉冲反褶积是多个地震道同时完成的。由于是对多个地震道同时反演，因此，能够很方便地将不同地震道之间的空间结构引入到目标函数的正则化约束。将方程(28)所表征的空间结构引入到方程(32)的正则化约束，有：

$$J(\mathbf{R}) = \frac{1}{2}(\mathbf{W}\mathbf{R} - \mathbf{D})^T(\mathbf{W}\mathbf{R} - \mathbf{D}) + \lambda_1 q(\mathbf{R}) + \lambda_2 (\mathbf{F}\mathbf{R})^T(\mathbf{F}\mathbf{R}) \quad (33)$$

此时的目标函数 $J(\mathbf{R})$ 由三部分构成，第一部分为误差项，表征实际地震记录与合成地震记录的误差；第二部分是稀疏结构正则化项，表征了反射系数序列应该满足的稀疏结构；第三项是空间结构正则化项，表征了反射系数序列在空间上应该满足的结构关系。上式在最小二乘意义下的最优解表示为：

$$\mathbf{R} = (\mathbf{W}^T\mathbf{W} + \lambda_2\mathbf{F}^T\mathbf{F} + \lambda_1\mathbf{Q})^{-1}\mathbf{W}^T\mathbf{D} \quad (34)$$

其中， \mathbf{W} 和 \mathbf{F} 都是 $(m \times n) \times (m \times n)$ 的超大矩阵。由于对角线矩阵 \mathbf{Q} 包含了未知反射系数 \mathbf{R} ，因此，上式是一个超大矩阵非线性反演问题，本文依然采用与单道反演类似的迭代重加权算法。

如前所述，矩阵 \mathbf{F} 表征了地震反射的空间结构，其本质上是一个沿倾角方向的空间预测误差滤波器，假设空间预测误差滤波器为：

$$z_i = \begin{cases} 1, & i = 0 \\ -1, & i = -1 \end{cases} \quad (35)$$

则此时的空间结构矩阵 \mathbf{F} 就等价于全变分(TV)结

构矩阵,若再进一步假设所有反射同相轴都是水平的,则此时的空间结构矩阵 F 就是常规的空间差分结构矩阵。因此,TV空间结构约束和差分空间结构约束可以看作是本文方法的两个特例。

下面给出了本文方法的实现流程:

- 1) 利用方程(29)建立多道反褶积的数学模型 $D=WR$ 。
- 2) 利用方程(11)计算反射系数稀疏结构表征算子 $q(R)$ 。
- 3) 从地震数据本身估算梯度结构张量,构建空间结构矩阵 F 。
- 4) 基于多道褶积模型、稀疏结构表征算子和空间结构矩阵,建立方程(33)所示的多道反演目标函数。
- 5) 利用试验分析确定目标函数中的两个正则化参数 λ_1 和 λ_2 。
- 6) 采用迭代重加权算法对目标函数进行数值求解,得到多道反射系数序列 R 。

2 模型试验和实际数据处理

首先使用图1所示的模型数据就本文方法进行试验分析。图1(a)是一个复杂构造地质模型,图1(b)是

引入随机噪声之后的合成地震记录,图1(c)是单道稀疏脉冲反褶积的处理结果,在提高分辨率的同时,严重降低了信噪比。图1(d)是空间结构正则化多道稀疏脉冲反褶积的处理结果。可以看出,由于地震信号满足结构张量表征的空间结构,而随机噪声不满足结构张量表征的空间结构,因此,本文方法在提高地震数据分辨率的同时,较好地抑制了噪声干扰对反褶积结果的影响。

图2是A地区地震数据对本文方法的测试结果。图2(a)是输入地震记录及其频谱,输入地震记录的最高频率不足40 Hz。图2(b)是单道脉冲反褶积之后的地震记录及其频谱,虽然地震记录的最高频率扩展到80 Hz左右,但严重降低了地震记录的信噪比。图2(c)是空间结构正则化多道稀疏脉冲反褶积的结果及其频谱,在本例中,两个正则化参数的取值分别为 $\lambda_1=0.001$ 和 $\lambda_2=0.002$ 。就振幅谱而言,本文方法与单道反褶积没有太大差异,最高频率都扩展到了80 Hz左右。但是,两者在地震剖面上存在明显差异。在本文方法反褶积之后的地震剖面上几乎见不到高频噪声干扰,反射同相轴更好地展示了不同地层之间的接触关系和大套地层之间的沉积内幕。

图3是本文方法在B地区应用前后的效果对比,在本例中,两个正则化参数的取值分别为 $\lambda_1=0.001$ 和

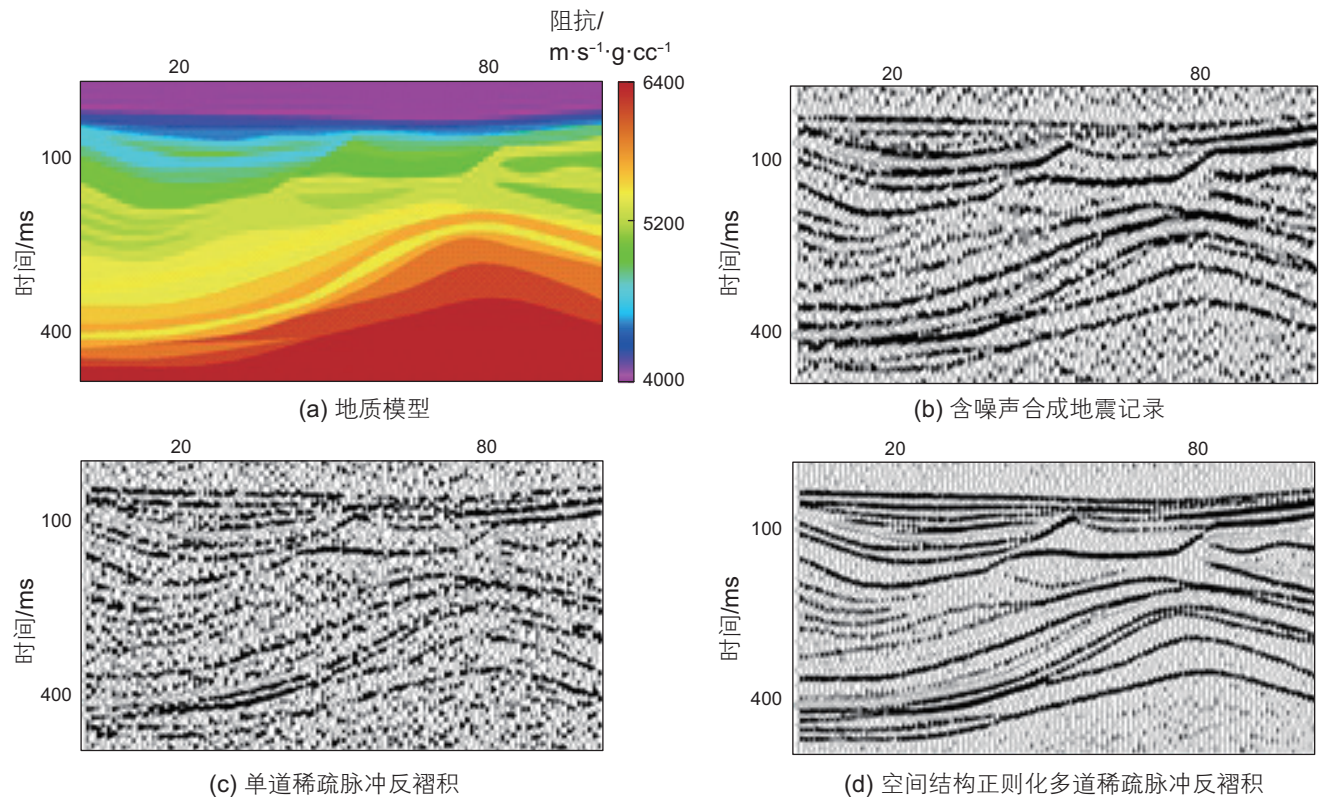


图1 模型数据试验分析

Fig. 1 Experimental analysis of model data

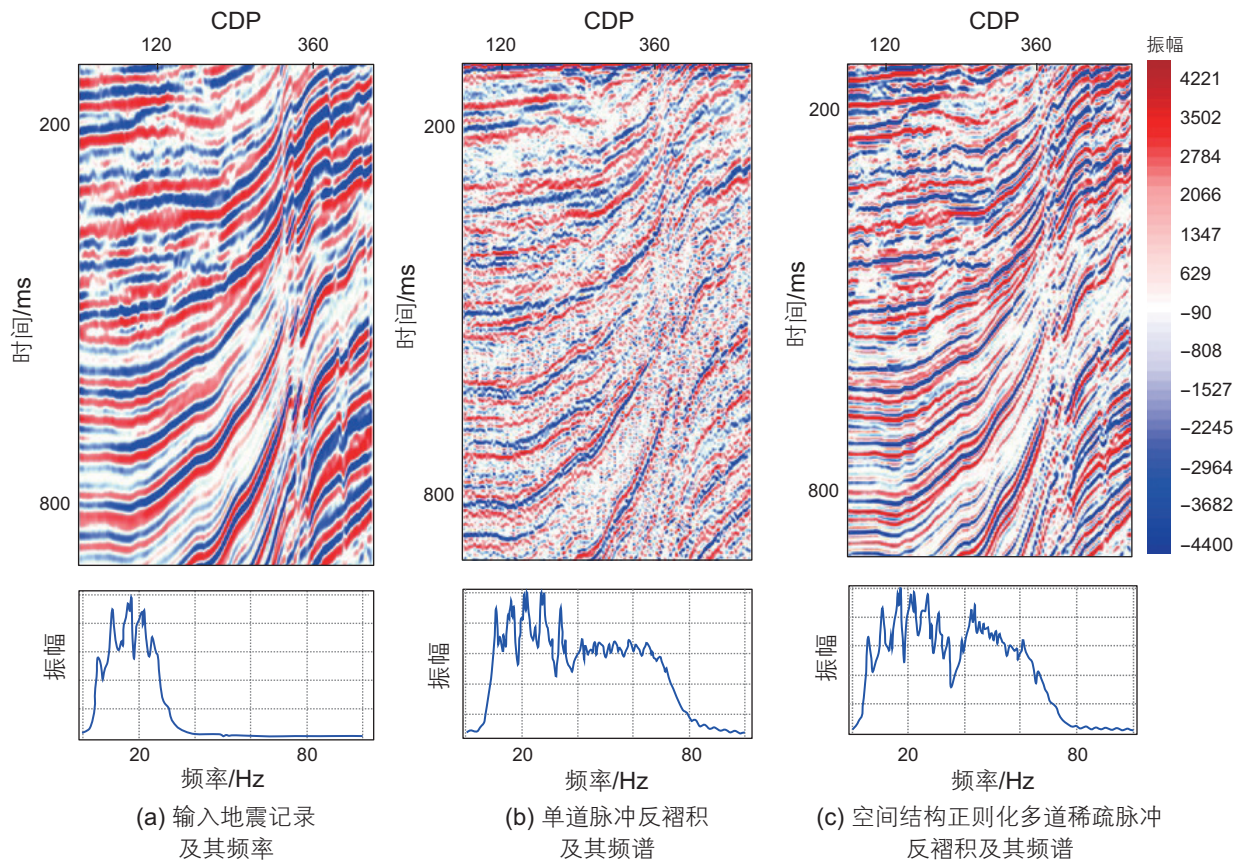


图 2 本文方法在 A 地区的试验分析

Fig. 2 Experimental analysis of the proposed method in area A

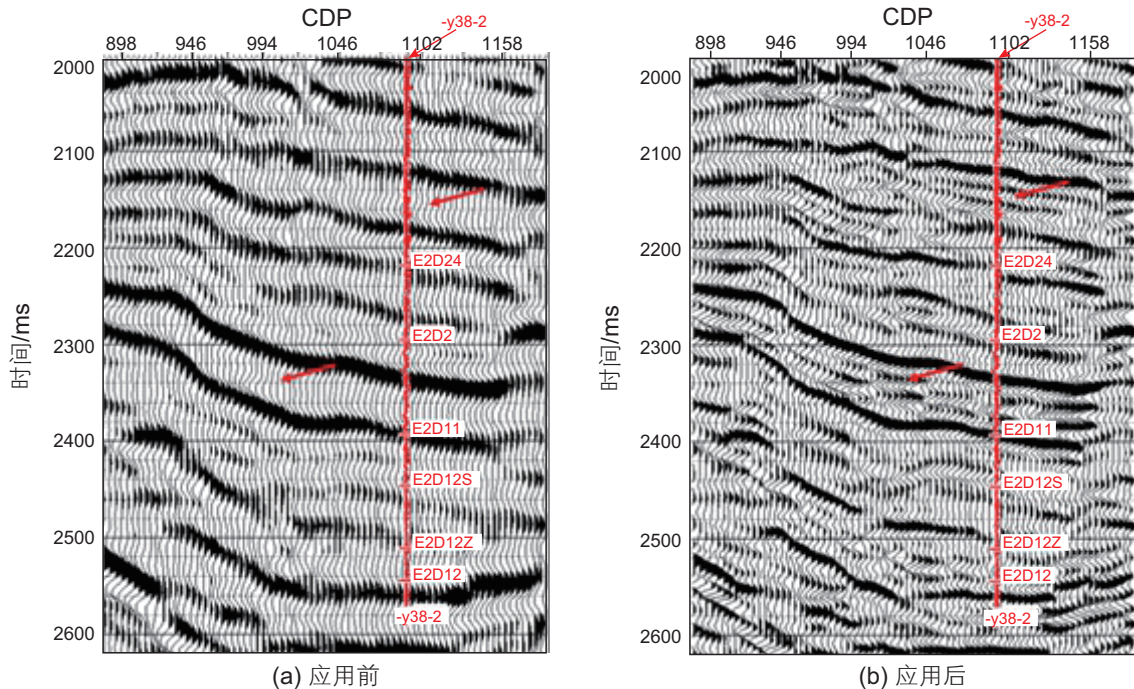


图 3 本文方法在 B 地区应用前、后的地震剖面

Fig. 3 Seismic section before and after using the proposed method in area B

$\lambda_2=0.003$ 。从图中红色箭头所指示的部位可以明显地看出，本文方法有效地改善了地震数据反映薄层地质结

构的能力。为进一步考察本文方法的应用效果，我们采用图 4 所示的测井数据合成地震记录进行了对比分

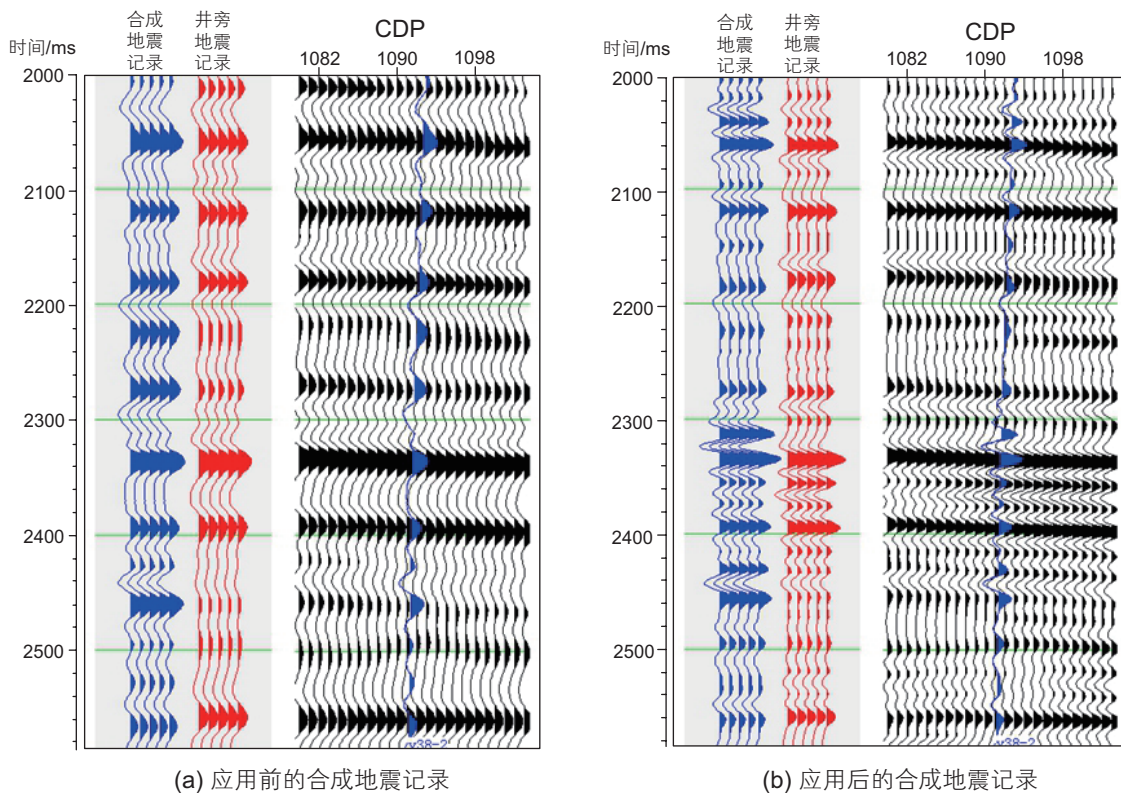


图 4 本文方法在 B 地区应用前 (a)、应用后 (b) 的合成地震记录对比

Fig. 4 Seismogram comparison before (a) and after (b) using the proposed method in area B

析。应用本文方法之后的井旁地震道与合成地震记录在地震反射特征上具有很好的一致性，两种的相似系数达到了 0.89，表明了本文方法所恢复高频分量的可靠性。

3 结论和认识

稀疏脉冲反褶积将反射系数的稀疏结构引入到反演系统的正则化条件，更好地考虑了反射系数序列的先验信息，具有更大幅度提高地震数据分辨率的理论潜力，但该方法在实际应用中也暴露出多解性强和抗噪性弱等问题。为此，本文在将反射系数序列柯西分布引入到正则化约束的同时，也将结构张量表征的空间结构引入到正则化约束，利用稀疏结构和空间结构

联合驱动稀疏脉冲反褶积的处理过程。本文将单道稀疏脉冲反褶积发展为空间结构约束的多道同时反褶积处理，增强了稀疏脉冲反褶积的抗噪性和高频信号恢复的可靠性。常规的空间差分结构约束和全变分结构约束是本文方法的两个特例，因此，本文方法具有更强的适应性和应用潜力。

需要指出的是，本文方法的理论优势来源于空间结构正则化约束，而空间结构来源于梯度结构张量及其所对应的预测误差滤波器。当地震数据信噪比较低时，从地震数据本身估算的梯度结构张量具有较大误差，影响了本文方法的应用效果。因此，低信噪比地震数据空间结构的估算和表征问题是本文方法今后工作的重要研究内容。

参考文献

- [1] LI G F, LIU Y, ZHENG H, et al. Absorption decomposition and compensation via a two-step scheme[J]. *Geophysics*, 2015, 80(6): V145–V155.
- [2] LI C, LIU G C. Warped mapping-based blind deconvolution for resolution improvement[J]. *Geophysical Prospecting*, 2022, 70(4): 677–701.
- [3] BONGAJUM E L, BOISVERT J, SACCHI M D. Bayesian linearized seismic inversion with locally varying spatial anisotropy[J]. *Journal of Applied Geophysics*, 2013, 88: 31–41.

- [4] DU X, LI G F, ZHOU Z X, et al. Band-controlled sparse deconvolution[J]. *Journal of Applied Geophysics*, 2018, 155: 53–61.
- [5] WIGGINS R A. Entropy guide deconvolution[J]. *Geophysics*, 1985, 50(12): 2720–2726.
- [6] SACCHI M D. Reweighting strategies in seismic deconvolution[J]. *Geophysical Journal International*, 1997, 129(3): 651–656.
- [7] VELIS D R. Stochastic sparse-spike deconvolution[J]. *Geophysics*, 2008, 73(1): R1–R9.
- [8] GHOLAMI A. Nonlinear multichannel impedance inversion by total-variation regularization[J]. *Geophysics*, 2015, 80(5): R217–R224.
- [9] ZHANG R, CASTAGNA J. Seismic sparse-layer reflectivity inversion using basis pursuit decomposition[J]. *Geophysics*, 2011, 76(6): R147–R158.
- [10] SHE B, WANG Y J, LIANG J D, et al. A data-driven amplitude variation with offset inversion method via learned dictionaries and sparse representation[J]. *Geophysics*, 2018, 83(6): R725–R748.
- [11] KARIMI P. Structure-constrained relative acoustic impedance using stratigraphic coordinates[J]. *Geophysics*, 2015, 80(3): A63–A67.
- [12] HAMID, H, PIDLISECKY A. Multitrace impedance inversion with lateral constraints[J]. *Geophysics*, 2016, 80(6): M101–M111.
- [13] LELIEVRE P G, OLDENBURG D W. A comprehensive study of including structural orientation information in geophysical inversions[J]. *Geophysical Journal International*, 2009, 178(2): 623–637.
- [14] ULRYCH T J, SACCHI M D, WOODBURY A. A Bayes tour of inversion: a tutorial[J]. *Geophysics*, 2001, 66(1): 55–69.
- [15] AUKEN E, CHRISTIANSEN A V, JACOBSEN B H, et al. Piecewise 1D laterally constrained inversion of resistivity data[J]. *Geophysical Prospecting*, 2005, 53(4): 497–506.
- [16] GHOLAMI A, SIAHKOORI H R. Regularization of linear and non-linear geophysical ill-posed problems with joint sparsity constraints[J]. *Geophysical Journal International*, 2010, 180(2): 871–882.
- [17] BONGAJUM E L, BOISVERT J, SACCHI M D. Bayesian linearized seismic inversion with locally varying spatial anisotropy[J]. *Journal of Applied Geophysics*, 2013, 88: 31–41.
- [18] 印兴耀, 杨亚明, 李坤, 等. 地震数据互相关驱动的多道反演方法[J]. *地球物理学报*, 2020, 63(10): 3827–3837. [YIN X Y, YANG Y M, LI K, et al. Multitrace inversion driven by cross-correlation of seismic data[J]. *Chinese Journal of Geophysics (in Chinese)*, 2020, 63(10): 3827–3837.]
- [19] YU B, ZHOU H, WANG L, et al. Prestack Bayesian statistical inversion constrained by reflection features[J]. *Geophysics*, 2020, 85(4): R349–R363.
- [20] WANG L, ZHOU H, LIU W, et al. Data-driven multichannel poststack seismic impedance inversion via patch-ordering regularization[J]. *Geophysics*, 2021, 86(2): R197–R210.
- [21] ALEARDI M, CIABARRI F, GUKOV T, et al. Reservoir characterization through target-oriented AVA-petrophysical inversions with spatial constraints[J]. *Pure and Applied Geophysics*, 2019, 176(2): 901–924.
- [22] ZHANG C J, ULRYCH T J. Seismic absorption compensation: A least squares inverse scheme[J]. *Geophysics*, 2007, 72(6): R109–R114.
- [23] CHAI, X T, WANG S X, YUAN S Y, et al. Sparse reflectivity inversion for nonstationary seismic data[J]. *Geophysics*, 2014, 79(3): V93–V105.
- [24] WANG S D, CHEN X H. Absorption-compensation method by L1-norm regularization[J]. *Geophysics*, 2014, 79(3): V107–V114.
- [25] MA X, LI G F, HE S M, et al. Spatially constrained attenuation compensation in the mixed domain[J]. *Geophysical Prospecting*, 2020, 68(6): 1819–1833.
- [26] MA X, HUO L L, LI G F, et al. Inversion-based attenuation compensation with dip constraint[J]. *Petroleum Science*, 2022, 19(2): 543–553.
- [27] LI C, LIU G C, WANG Z Y, et al. Multichannel joint resolution enhancement for nonstationary prestack data with adaptive structure regularization[J]. *Geophysics*, 2023, 88(5): V361–V370.
- [28] DU X, LI G F, ZHANG M, et al. Multichannel band-controlled deconvolution based on a data-driven structural regularization[J]. *Geophysics*, 2018, 83(5): R401–R411.
- [29] LI H, LI G F, MA X, et al. Multichannel deconvolution with spatial reflection regularization[J]. *Applied Geophysics*, 2021, 18(1): 85–93.
- [30] GAO Y, ZHANG J L, LI H, et al. Incorporating structural constraint into the machine learning high-resolution seismic reconstruction[J]. *IEEE Transaction and Remote Sensing*, 2022, 60: 5912712.
- [31] WANG P F, ZHAO D F, NIU Y, et al. Multichannel deconvolution with a high-frequency structural regularization[J]. *Geophysics*, 2024, 89(4): V307–317.
- [32] 陈双全, 季敏. 地震数据结构张量相干计算方法[J]. *石油物探*, 2012, 51(3): 233–238. [CHEN S Q, JI M. Structure tensor coherence computation method of seismic data[J]. *Geophysical Prospecting for Petroleum*, 2012, 51(3): 233–238.]
- [33] LELIEVRE P G, OLDENBURG D W. A comprehensive study of including structural orientation information in geophysical inversions[J]. *Geophysical Journal International*, 2009, 178(2): 623–637.

- [34] ZHANG J, ZHAO X Y, LI J Y, et al. Structure-oriented prestack waveform inversion[J]. *Geophysics*, 2022, 87(3): M73–M85.
- [35] LI G F, QIN D H, PENG G X, et al. Experimental analysis and application of sparsity constrained deconvolution[J]. *Applied Geophysics*, 2013, 10(2): 191–200.
- [36] 王伟, 高静怀, 陈文超等. 基于结构自适应中值滤波器的随机噪声衰减方法[J]. *地球物理学报*, 2012, 55(05): 1732–1741. [WANG W, GAO J H, CHEN W C, et al. Random seismic noise suppression via structure-adaptive median filter[J]. *Chinese Journal of Geophysics (in Chinese)*, 2012, 55(5), 1732–1741.]
- [37] OLIVEIRA S A M, LUPINACCI W M. L1-norm inversion method for deconvolution in attenuating media[J]. *Geophysical Prospecting*, 2013, 61(4): 771–777.
- [38] 张晟, 李亚林, 肖又军等. 利用梯度结构张量刻画碳酸盐岩缝洞体边界[J]. *石油地球物理勘探*, 2022, 57(4): 907–915. [ZHENG S, LI Y L, XIAO Y J, et al. Research and application of carbonate fracture cavity boundary characterization method based on gradient structure tensor[J]. *Oil Geophysical Prospecting*, 2022, 57(4): 907–915.]

(编辑 付娟娟)

第一作者: 汤国松 (1974 年—), 硕士, 高级工程师, 从事地球物理勘探等方面研究, tanggs.jsyt@sinopec.com.cn。

通信作者: 李皓 (1984 年—), 博士, 副研究员, 从事高分辨率地震数据处理、地震反演与复杂储层预测等方面研究, lihao@csj.uestc.edu.cn。