

Coal Geology & Exploration

Volume 52 | Issue 11

Article 13

11-25-2024

Intelligent noise suppression for 3D post-stack seismic data of the Junggar Basin

MAO Haibo

Institute of Geophysics, Research Institute of Exploration and Development, Xinjiang Oilfield Company, PetroChina, Urumqi 830013, China, maohb@petrochina.com.cn

ZHOU Xin

Institute of Geophysics, Research Institute of Exploration and Development, Xinjiang Oilfield Company, PetroChina, Urumqi 830013, China

LI Xiaofeng

Institute of Geophysics, Research Institute of Exploration and Development, Xinjiang Oilfield Company, PetroChina, Urumqi 830013, China

See next page for additional authors

Follow this and additional works at: <https://cge.researchcommons.org/journal>

 Part of the [Earth Sciences Commons](#), [Mining Engineering Commons](#), [Oil, Gas, and Energy Commons](#), and the [Sustainability Commons](#)

Recommended Citation

MAO Haibo, ZHOU Xin, LI Xiaofeng, et al. (2024) "Intelligent noise suppression for 3D post-stack seismic data of the Junggar Basin," *Coal Geology & Exploration*: Vol. 52: Iss. 11, Article 13.

DOI: 10.12363/issn.1001-1986.24.02.0129

Available at: <https://cge.researchcommons.org/journal/vol52/iss11/13>

This Intelligent Geophysical Exploration is brought to you for free and open access by Coal Geology & Exploration. It has been accepted for inclusion in Coal Geology & Exploration by an authorized editor of Coal Geology & Exploration. For more information, please contact 380940179@qq.com.

Intelligent noise suppression for 3D post-stack seismic data of the Junggar Basin

Authors

MAO Haibo, ZHOU Xin, LI Xiaofeng, PAN Long, LIN Juan, LIU Dawei, and WANG Xiaokai



毛海波, 周鑫, 李晓峰, 等. 准噶尔盆地叠后三维地震资料噪声智能压制[J]. 煤田地质与勘探, 2024, 52(11): 141–150. doi: 10.1236/issn.1001-1986.24.02.0129

MAO Haibo, ZHOU Xin, LI Xiaofeng, et al. Intelligent noise suppression for 3D post-stack seismic data of the Junggar Basin[J]. Coal Geology & Exploration, 2024, 52(11): 141–150. doi: 10.1236/issn.1001-1986.24.02.0129

移动阅读

准噶尔盆地叠后三维地震资料噪声智能压制

毛海波¹, 周 鑫¹, 李晓峰¹, 潘 龙¹, 林 娟¹, 刘达伟², 王晓凯²

(1. 中国石油新疆油田分公司勘探开发研究院地球物理研究所, 新疆 乌鲁木齐 830013;

2. 西安交通大学信息与通信工程学院, 陕西 西安 710049)

摘要: 【目的】准噶尔盆地是我国重要的含油气盆地, 其勘探目标已进入深层。该盆地的复杂近地表条件、勘探目标深度以及“两宽一高”的三维地震数据采集方式导致地震资料信噪比低、数据量大, 这些问题对勘探目标的落实产生了影响。因此, 压制噪声并提高三维地震资料的品质对于实现勘探目标至关重要。【方法】随着深度学习理论的发展和硬件性能的提升, 深度神经网络的学习能力和处理效率得到了显著提高。为此, 基于残差学习和批归一化技术, 构建了三维去噪卷积神经网络(three-dimensional denoising convolutional neural network, 3D-DnCNN), 并开发了适用于准噶尔盆地的基于深度学习的三维地震资料噪声压制流程。【结果和结论】针对准噶尔盆地某大连片工区的实际需求, 选取了覆盖次数高、信噪比高的区域的噪声压制结果构建高质量标签, 并将训练好的3D-DnCNN网络应用于整个工区。研究结果表明, 与常规工业流程相比, 所提方法得到的同相轴一致性更好、断裂保持更完整、石炭系顶界与内幕更加清晰。此外, 3D-DnCNN网络在高信噪比区域学到的偏移画弧噪声特征, 使其在整个工区的偏移画弧噪声压制能力优于常规工业流程。通过调整网络参数(如网络深度、卷积核大小及训练样本选择策略)可以进一步优化网络以适应不同地区的地震资料, 从而增强了地震噪声压制技术的适用性和有效性。

关 键 词: 准噶尔盆地; 深度学习; 卷积神经网络; 噪声压制

中图分类号: P631 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-1986(2024)11-0141-10

Intelligent noise suppression for 3D post-stack seismic data of the Junggar Basin

MAO Haibo¹, ZHOU Xin¹, LI Xiaofeng¹, PAN Long¹, LIN Juan¹, LIU Dawei², WANG Xiaokai²

(1. Institute of Geophysics, Research Institute of Exploration and Development, Xinjiang Oilfield Company, PetroChina, Urumqi 830013, China; 2. School of Information and Communications Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: [Objective] The Junggar Basin is recognized as a significant petrolierous basin in China, and its hydrocarbon exploration targets have shifted to deeper strata. However, the 3D seismic data of this basin suffer from low signal-to-noise ratios (SNRs) and high data volumes due to the basin's complex near-surface conditions, the great depths of exploration targets, and seismic data acquisition methods characterized by wide azimuths, broadbands, and high density. This complicates the identification of hydrocarbon exploration targets, rendering the improvement in the quality of the 3D seismic data by noise suppression vitally important. [Methods] The progress in the deep learning theory and the enhancement of hardware performance have significantly boosted the learning capability and processing efficiency of deep neural networks. Based on residual learning and batch normalization techniques, this study developed a three-dimensional denoising convolutional neural network (3D-DnCNN) and a deep learning-based noise suppression workflow applicable to the 3D seismic data of the Junggar Basin. [Results and Conclusions] To meet the actual demand of a large contiguous surveyed area in the Junggar Basin, high-quality labels were constructed using the noise suppression results of

收稿日期: 2024-02-27; 接收日期: 2024-10-16

基金项目: 国家油气重大专项课题(2023ZZ14YJ05); 国家自然科学基金面上项目(42374135)

第一作者: 毛海波, 1971年生, 男, 四川成都人, 硕士, 高级工程师。E-mail: maohb@petrochina.com.cn

© Editorial Office of *Coal Geology & Exploration*. OA under CC BY-NC-ND

zones with high seismic coverage and SNRs, and the trained 3D-DnCNN was then applied to the entire study area. Compared to the conventional industrial workflow, the workflow developed in this study yielded more consistent seismic events, more intact faults preserved, and clearer top boundary and inner layers of the Carboniferous strata. Additionally, since the 3D-DnCNN learned the characteristics of offset-related arc noise in high-SNR zones, it outperformed the conventional industrial workflow in suppressing such noise across the entire surveyed area. By adjusting network parameters such as the network depth, convolution kernel size, and the strategy for selecting training samples, the 3D-DnCNN can be further optimized to adapt to seismic data from different areas, thereby enhancing the applicability and effectiveness of the seismic noise suppression technique.

Keywords: Junggar Basin; deep learning; convolutional neural network; noise suppression

准噶尔盆地是我国重要的含油气盆地,其深层勘探工作正逐渐深入。然而,该地区复杂的地表及地质条件、勘探目标的深度及“两宽一高”三维地震资料采集方式,导致了地震资料信噪比低、数据量大的问题,严重影响了勘探目标的落实。低信噪比可能导致对地质结构的误解,增加钻探风险,从而增加勘探成本。同时,处理大规模数据需要消耗大量计算资源,延长勘探周期,进一步影响勘探效率^[1]。

众多专家学者提出了许多有针对性的地震资料噪声压制方法,如 f-k 域去噪^[2]、f-x 域预测滤波^[3]、小波变换^[4]、shearlet 变换^[5]、多项式拟合^[6]、带通滤波^[7]、中值滤波^[8-9]、奇异值分解^[10-11]等。这些方法在一定程度上改善了信噪比,但它们通常需要人工选择最优参数,增加了工作量和勘探成本。此外,这些方法在处理大规模数据时计算效率较低,限制了它们在实际勘探中的大规模应用。

近年来,深度学习算法在图像识别^[12-13]、自然语言处理^[14-16]、自动驾驶^[17-19]、医学影像识别^[20]等领域取得显著成就。考虑到深度学习所具有的学习能力、鲁棒性及高效性等特点,其在各个领域均取得了巨大成功,因此,诸多研究人员将深度学习引入地震信号处理领域并成功应用于走时拾取^[21]、相位关联^[22]、速度建模^[23]、静校正处理^[24]、频带拓展^[25]、地震相识别^[26]、岩性预测^[27]、波形分类^[28]、断层检测^[29]等环节。然而,地震勘探中的处理及解释环节的质量取决于地震资料的信噪比。为此,多种神经网络被引入地震资料噪声压制。通过引入 LMLS 误差函数或 LTS 估计作为误差函数,基于 BP 神经网络被应用于压制二维地震资料中的随机噪声,还可保护有效信号^[30]。考虑地震勘探资料中难以获得干净的标签,可利用包含偏移噪声的合成地震数据来训练卷积神经网络,进而使用训练后神经网络压制野外实际地震数据的噪声^[31]。考虑到“两宽一高”地震数据采集方式在准噶尔盆地的广泛使用,对应的地震资料均为高维数据,例如:叠前地震资料维度为五维,而叠后地震资料的维度为三维。此外,盆地内存在着大量新旧采集数据拼接形成的三维连片数据,各片区地表条件变化较

大,使得地震资料的信噪比差异较大,获得有效标签的难度较大。目前常用的深度学习方法在应用于地震噪声压制时多采用二维深度学习网络进行主测线和联络测线交替处理,虽然具有处理的高效性,但无法充分利用三维叠后地震资料的高维度特征,具有一定的局限性。

针对这一局限性,笔者提出了一种基于深度学习的三维地震资料噪声压制方法。利用残差学习和批归一化技术构建的三维去噪卷积神经网络(3D-DnCNN),旨在提高信噪比的同时,最大限度地保留地震资料中的地质信息,以期提供一种更为高效和精确的地震资料处理手段,支持深层油气资源的有效勘探。

1 理论方法

1.1 3D-DnCNN 神经网络基本结构

DnCNN 模型具有优异的噪声压制性能,已被成功地用于压制图像中的高斯白噪声^[32]。随着“两宽一高”三维地震数据采集方式的普及,地震资料的噪声压制主要聚焦于三维或者更高维度的地震资料,但针对三维地震数据的噪声压制缺乏高效的深度学习网络。本研究综合考虑 DnCNN 在图像噪声压制中的成功应用及三维地震数据在 3 个维度的相关性,基于 DnCNN 模型进行改进并提出 3D-DnCNN 模型。本研究综合考虑运算量、硬件资源、网络感受野、裁剪样本大小及应用效果等因素,选定 3D-DnCNN 的卷积层数为 17 层,其网络基本结构如图 1 所示。按照作用的不同,3D-DnCNN 的 17 层卷积层主要分为 3 种模块。第一种模块应用在输入层,是在卷积后加入激活函数(rectified linear unit, ReLU),用于生成特征映射。第二种模块应用在网络的第 2 到第 16 层,在卷积后加入归一化处理(batch normalization, BN)和激活函数,用于不断提取复杂特征。第三种模块应用于输出层,该层只采用卷积处理,用于将残差图像重建输出。此外,利用输入和输出之间的跳跃连接实现残差学习。

三维卷积滤波器为 3D-DnCNN 中基本单元,其大小影响网络特征提取能力、可学习参数量、感受野及计算效率等。为保证每次卷积操作后都能够成功找到输

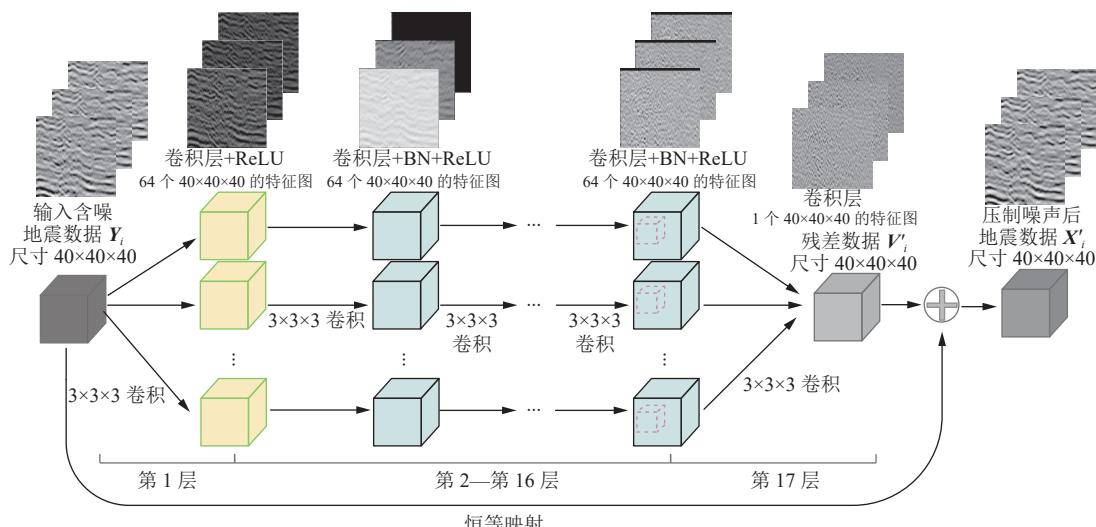


图 1 3D-DnCNN 网络基本结构
Fig.1 Fundamental structure of 3D-DnCNN

入图像的中心位置,卷积滤波器在每个维度上的大小一般为奇数。为减少参数量并提高计算效率、获得更好的特征提取能力及非线性能力、增强模型泛化能力和感受野,本研究选择的卷积滤波器大小为 $3 \times 3 \times 3$ 并且移除所有的池化层以确保网络输入地震资料和网络输出地震资料的大小一致。对于深度为 17 层的 3D-DnCNN 网络,可以确定接收场的大小为 $35 \times 35 \times 35$ 。同时,为了使网络能接收更多信息,本研究将样本裁剪为略大于接收场的立方体。在网络深度为 17 层且卷积核接收场大小为 $3 \times 3 \times 3$ 且时,对应接收场大小为 $35 \times 35 \times 35$,因此,将三维输入数据分解为大小为 $40 \times 40 \times 40$ 的小三维数据以充分感知输入数据。**图 1** 所示为本研究所采用 3D-DnCNN 网络模型结构,可以看到网络有残差学习结构。地震资料的有效信号通过残差学习被隐含层移除掉,网络只保留学习到的噪声信息。这种设计允许网络专注于学习输入数据与干净数据之间的差异——即噪声,而不是直接学习干净的图像本身。这种结构有效地简化了学习目标,不但有助于网络更快地收敛,而且同时提高了去噪的效果。地震资料处理要求处理前和处理后的数据大小一致,但是在网络卷积过程中输出数据会小于输入数据。经过后续合成地震资料和野外地震资料实验证,本文采用简单的零填充策略以减少边界效应,其策略如**图 2** 所示。

1.2 基本原理

原始的三维地震资料 \mathbf{Y} 表示为:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X} + \mathbf{V} \quad (1)$$

\mathbf{Y} 为 3D-DnCNN 网络的输入数据。使用残差学习训练一个残差映射,这个残差映射输出的结果是预测的噪声。用原始地震资料减去预测的噪声,就得到压制噪

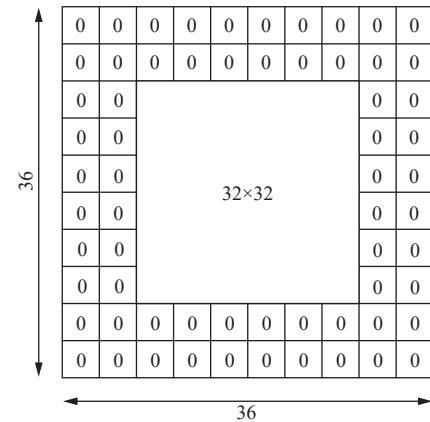


图 2 零填充策略
Fig.2 Schematic diagram of zero padding

声以后的地震资料如下:

$$\text{Res}(\mathbf{Y}, \theta) = \mathbf{V} \quad (2)$$

$$\mathbf{X}' = \mathbf{Y} - \text{Res}(\mathbf{Y}, \theta) = \mathbf{Y} - \mathbf{V}' \quad (3)$$

本研究使用理想去噪结果和网络输出去噪结果的平均均方根误差作为网络损失函数:

$$g(\mathbf{Y}_i, \mathbf{X}_i, \theta) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|\mathbf{Y}_i - \text{Res}(\mathbf{Y}_i, \theta) - \mathbf{X}_i\|_F^2 \quad (4)$$

随机梯度下降通过最小化网络损失函数来优化网络参数 θ 以提高模型的预测能力。参数 θ 的最优结果表达式为:

$$\theta_{\text{opt}} = \arg \min_{\theta} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N g(\mathbf{Y}_i, \mathbf{X}_i, \theta) \quad (5)$$

为了提高程序的并行化程度,这个优化过程可以分步执行,每一步从训练数据集中取 m 个样本进行训练,即小批量随机梯度下降策略。使用小批量随机梯度下降策略,参数 θ 就可以按照下式进行更新:

$$\theta_{n+1} = \theta_n - \frac{\alpha}{m} \sum_{i=1}^m \frac{\partial g(Y_i, X_i, \theta_n)}{\partial \theta_n} \quad (6)$$

随机梯度下降在训练过程中也会受到内部协变量转移的影响,应用批归一化可加快网络权重值更新,最终加速网络收敛。引入 2 个网络自适应学习参数调整数据的分布,使归一化后仍然与原始输出数据的分布尽可能一致,批归一化使用下式实现:

$$\hat{X}_i = \frac{X_i - \mu}{\sqrt{\sigma^2 + \epsilon}} \quad (7)$$

批归一化操作可以应用到神经网络的任意神经元上,在实际使用的过程中,批归一化操作一般置于网络激活函数层的前面。为了加快网络的训练速度,降低网络模型对初始权重值的敏感性,本文结合残差学习和批归一化技术使得网络获得更好的噪声压制性能。

2 合成地震数据

为了验证本文所提 3D-DnCNN 网络压制随机噪声的有效性,首先利用一个含有断层的复杂地层结构模型来合成干净三维地震数据,在干净三维合成地震数据中加入高斯白噪声得到含噪三维地震数据。为了让网络学习到压制随机噪声的能力,需要建立合适的训练样本对输入网络进行学习。如图 3 所示,三维地震数据的大

小为 $300 \times 300 \times 300$,采样间隔为 1 ms。图 3 中的红色正方体是本文挑选出来的训练区域,其大小为 $180 \times 180 \times 180$ 。选择红色区域的含噪三维地震数据和干净三维地震数据作为训练样本,然后将训练样本送入 3D-DnCNN 网络中进行训练,将训练完备的网络对整个含噪三维地震数据进行测试。

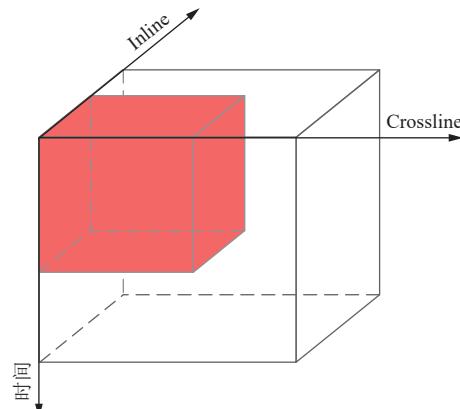


图 3 训练区域在合成地震数据中位置

Fig.3 Location of the training zone in the 3D synthetic seismic data

图 4 为干净三维合成地震数据的 2 个垂直剖面和等时切片。从图 4 可以看到,干净三维合成地震数据中有明显弯曲的倾斜断层结构。

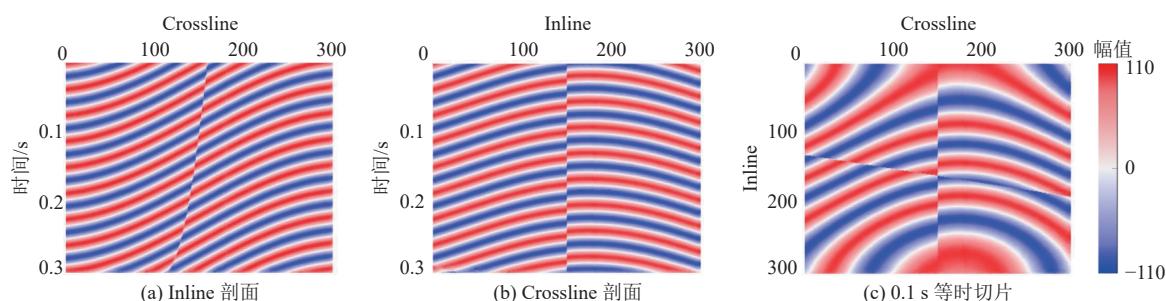


图 4 干净三维合成地震数据

Fig.4 Profiles and a time slice of clean 3D synthetic seismic data

在干净三维合成地震数据中加入标准差 σ 为 30 的高斯白噪声得到含噪三维地震数据,其信噪比约为 7.45 dB。从含噪三维地震数据截取与图 4a、图 4b 及图 4c 相同位置的剖面和切片,如图 5a 所示。将图 3 所示区域构建的训练样本输入 3D-DnCNN 网络,当网络损失函数值收敛时,标志着训练完成。应用训练完备的 3D-DnCNN 网络压制整个含噪三维地震数据的随机噪声。由表 1 可知,使用 3D-DnCNN 网络压制随机噪声后,训练区域和测试区域的信噪比都得到了大幅度提高。

图 5b 是应用 3D-DnCNN 网络压制随机噪声后的三维地震数据的垂直剖面和时间切片,图 5c 是应用传统方法压制随机噪声后的三维地震数据的垂直剖面和

时间切片。对比 2 种方法压制效果与图 4a—图 4c 的干净地震数据剖面及时间切片,发现 3D-DnCNN 网络压制噪声明显,处理后的地震资料信噪比更高,同轴线更加连续光滑且断点干脆,断层结构也得到了有效保持。传统方法压制噪声后,损失了部分有效信息,部分断层结构没有得到有效保持,如图 5a 黄色椭圆区域内所示断层被模糊。图 6a 为 3D-DnCNN 网络输出的噪声剖面和切片,其中只有无规则的噪声,几乎不含有效信号以及断层结构。而传统方法输出的噪声剖面和切片(图 6b),含有较为明显的断层结构(如黄色椭圆区域所示),说明传统方法压制噪声的同时对部分有效信息造成损伤。

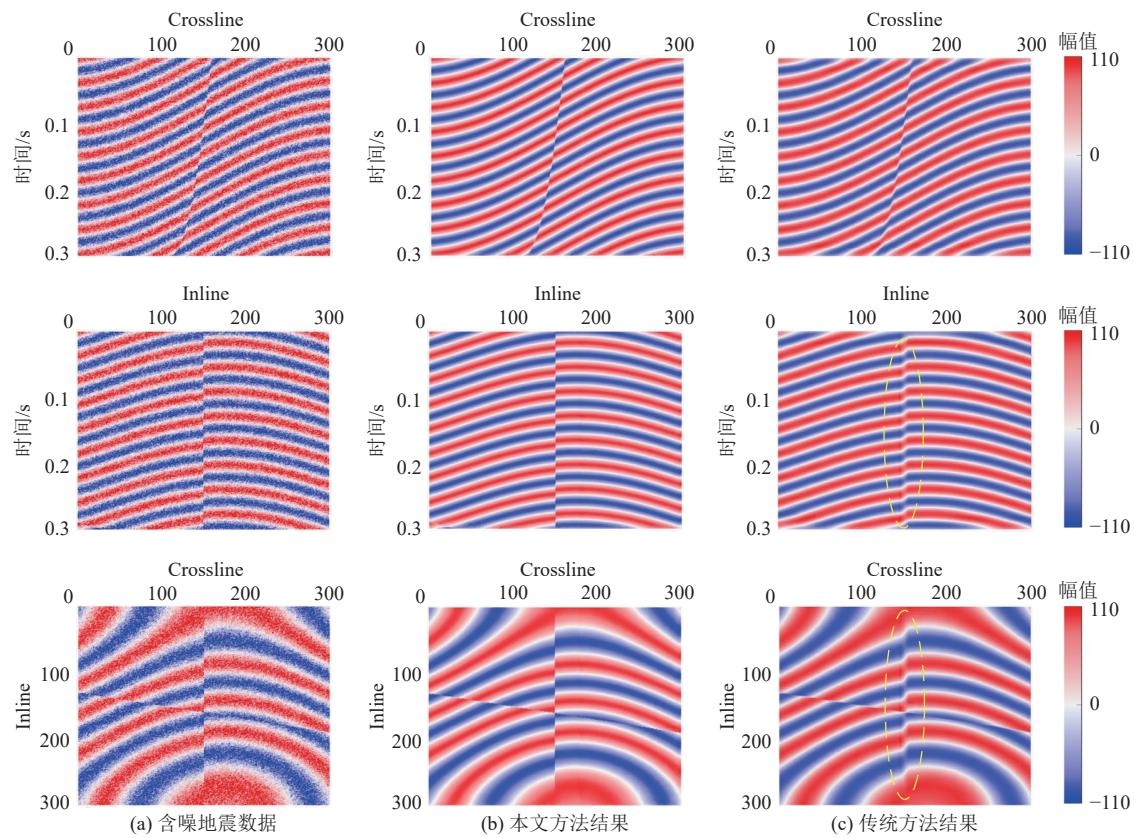


图 5 三维合成数据噪声压制结果对比

Fig.5 Comparison of noise suppression results of 3D synthetic seismic data

表 1 3D-DnCNN 网络随机噪声压制结果
Table 1 Results of random noise suppression using 3D-DnCNN

含噪合成数据信噪比	压制噪声后整体信噪比	压制噪声后训练区域信噪比	压制噪声后测试区域信噪比
7.45	27.83	34.00	25.03

通过对 3D-DnCNN 网络去除的噪声进行统计分析, 进一步验证方法的可行性和有效性。图 7 中展示了不同方法压制噪声的概率密度分布。从图中可以看到, 本文方法和传统方法压制的噪声概率密度分布均呈现出一个较为平滑的正态分布形状, 这与所添加的高斯噪声的统计特征一致, 这表明这 2 种方法都精确压制了噪声。同时, 概率密度分布的峰值位置靠近 0, 这与所添加高斯白噪声的零均值特征相吻合。与传统方法相比, 本文 3D-DnCNN 网络压制噪声的分布形状峰值略微尖锐且集中在 0 附近, 表明其去噪效果更加保真且残余噪声更少。

表 2 展示了压制掉噪声与添加噪声的方差和峰度值, 反映出压制掉的噪声与高斯白噪声具有基本相同的分布特性。由此说明, 本文 3D-DnCNN 网络通过对图 3 合成地震数据红色立方体区域构造的训练样本进行学习, 成功提取到了三维合成地震数据随机噪声的特征, 并将学习到的随机噪声特征应用于其他区域噪声压制。本实验说明使用 3D-DnCNN 压制随机噪声可行, 训练

完备的 3D-DnCNN 网络压制的噪声中并不包含明显的有效信号结构。

3 实际地震资料噪声压制

与合成数据不同, 实际地震资料的训练样本构建相对复杂。在实际地震资料采集及后续处理阶段, 不可避免地引入随机噪声及画弧噪声等, 难以找到绝对干净的地震资料作为标签数据。只有建立良好的训练样本对, 网络才能从中学习到有用的特征来进行训练。在一个大的三维勘探工区内, 地下结构具有一定的相似性, 网络模型可从信噪比较高区域来学习去噪能力, 进而用于压制其他区域的噪声。

准噶尔盆地某三维连片工区涉及多块不同方式不同时期采集的地震资料, 其中 1 块为可控震源激发, 其他块均为井炮激发。由于井炮激发比可控震源激发地震能量较大, 且该工区覆盖次数差异很大(该工区最高覆盖次数为 900 次, 最低覆盖次数为 80 次, 覆盖范围约 1500 km^2), 导致该三维连片工区不同区域的信噪比

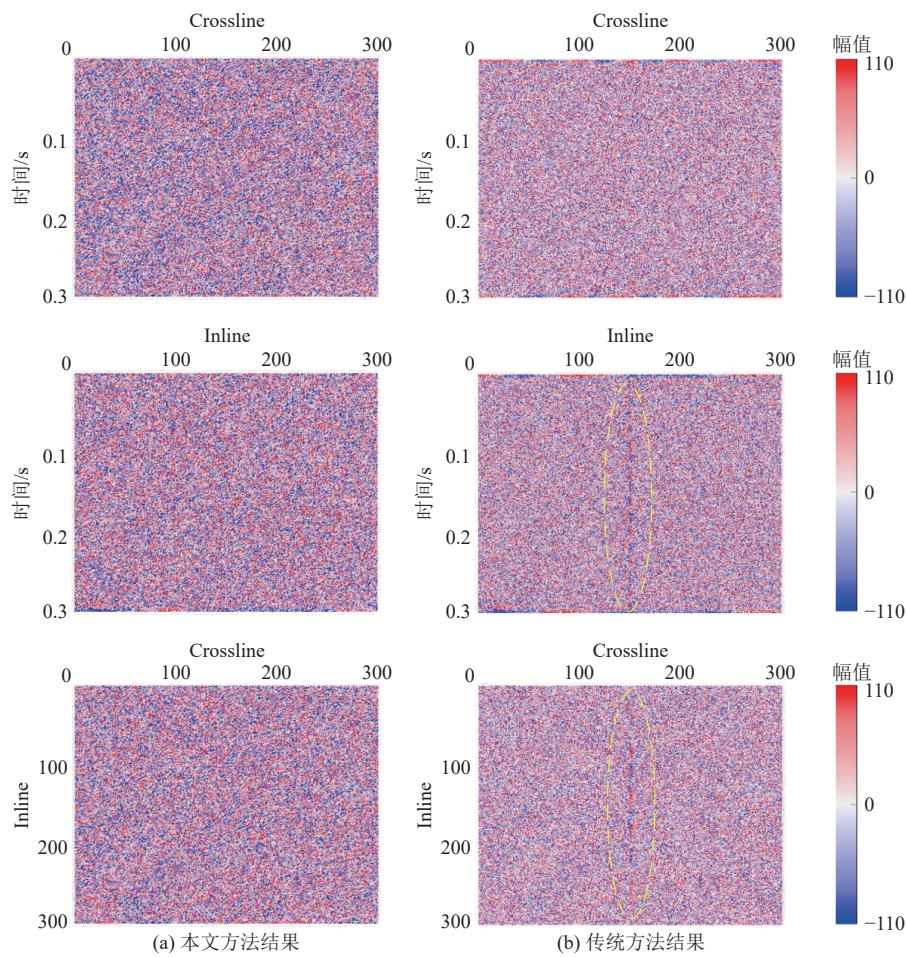


图 6 三维合成数据不同方法压制的噪声

Fig.6 Noise of 3D synthetic seismic data after suppression using different methods

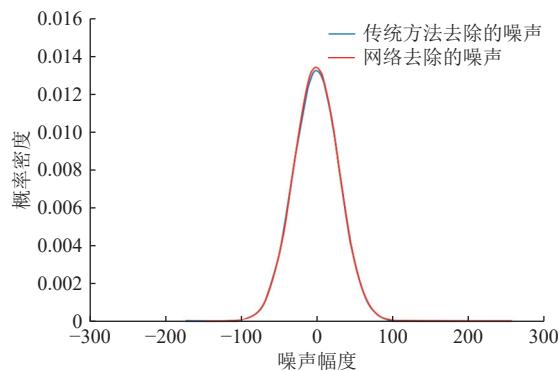


图 7 压制噪声的概率密度分布

Fig.7 Probability density of noise after suppression

表 2 去除噪声的统计特性

Table 2 Statistical properties of noise after suppression

噪声类型	平均值	方差	峰度
原始数据加入噪声	-0.000 8	900.1	0.000 2
3D-DnCNN网络去除噪声	-0.318 0	886.7	-0.005 7

差异较大,有效信号受随机噪声干扰严重,噪声压制具有很大的挑战性。图 8 为该三维连片工区偏移后三维地震数据的时间切片。深蓝色方框所示一小块区域的叠加次数高,数据相比于其他区域具有更高的信噪比,

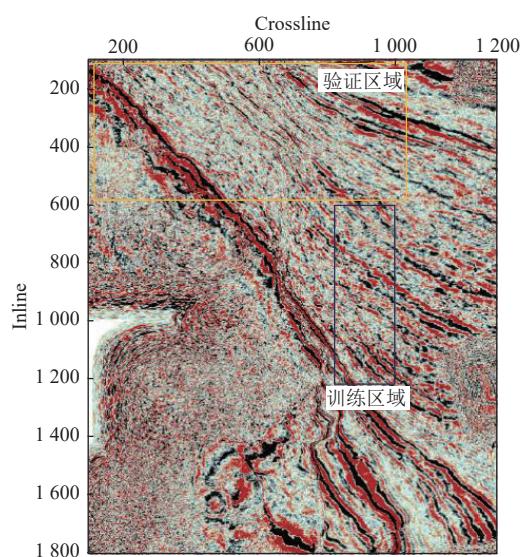


图 8 原始数据时间切片(1 220 ms)

Fig.8 A time slice of raw data (1 220 ms)

因此,将其作为训练数据区域。在该工区的噪声压制实验中,为了获得良好的训练样本对使网络能够学习到压制随机噪声的能力,使用工业界针对目标区域最有效的噪声压制方法对上述训练区域的随机噪声进行压制(即

采用的传统噪声压制方法为 Cadzow 滤波^[33]和边缘保持滤波^[34]两者的级联)。此外,选取黄色方框区域为验证数据区域。将噪声压制后的数据作为标签数据,从而构建得到训练网络模型所需要的样本对。最后,将训练样本对送入 3D-DnCNN 网络进行训练,应用训练完备的 3D-DnCNN 网络对其他区域地震资料进行噪声压制。

首先,针对验证区域噪声压制结果进行对比分析。图 9 为验证区域去噪结果的时间切片对比,其中图 9a 为原始数据时间切片,应用训练完备 3D-DnCNN 网络的去噪结果如图 9b 所示,切片整体信噪比明显提高。传统去噪结果的时间切片如图 9c 所示。本文 3D-DnCNN 网络相比于传统方法得到的结果噪声压制更明显,同相

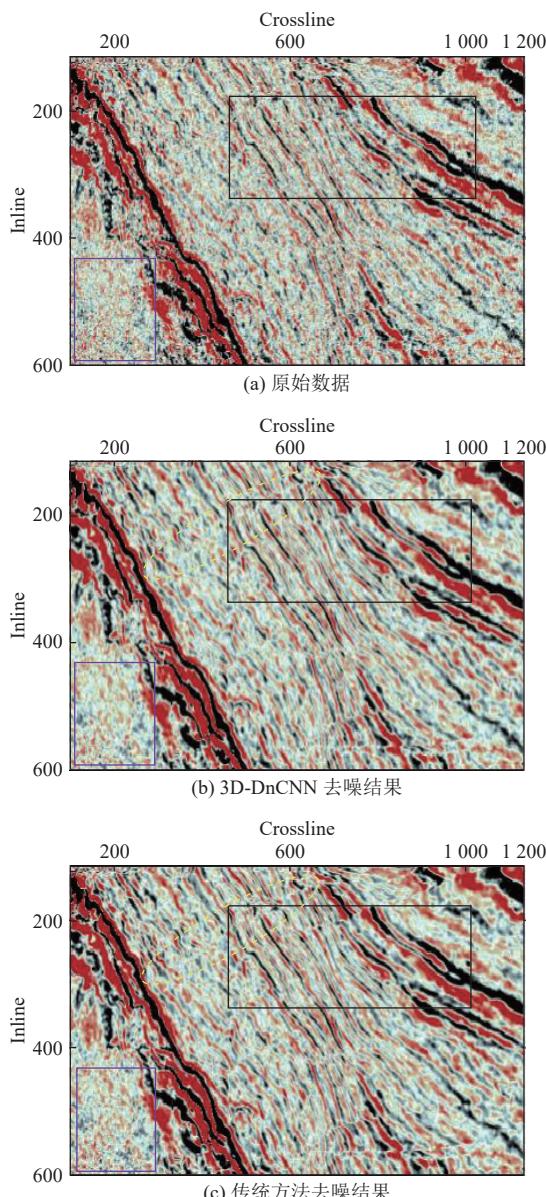


图 9 验证区域等时切片去噪结果对比(1 220 ms)
Fig.9 Comparison of the denoising results of a time slice
(1 220 ms) of the validation zone

轴一致性更好(如黑色矩形区域)、断裂更清晰(如黄色椭圆区域)、石炭系顶界与内幕更清楚(如紫色矩形区域)。

为进一步对比不同的噪声压制方法的保真性,输出 2 种方法分离的噪声的时间切片进行对比。图 10a 为 3D-DnCNN 网络分离的噪声的时间切片,噪声数据中不含有效结构信息。图 10b 为传统方法压制噪声的时间切片,其中黑色方框区域含有部分有效结构信息。对比分析可知,3D-DnCNN 方法和传统方法在验证区域均取得了良好的去噪效果,但 3D-DnCNN 方法在压制更多随机噪声能量的同时,能较好地保持断层信息。

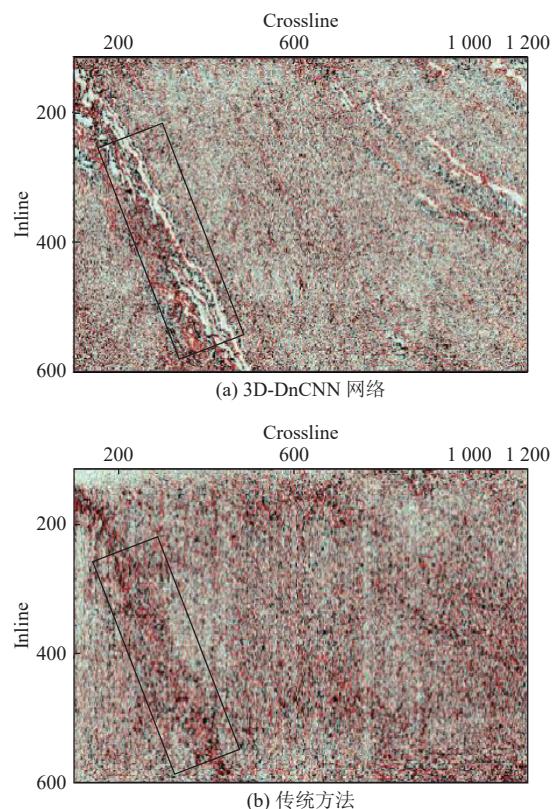


图 10 验证区域不同方法压制的噪声对比
Fig.10 Comparison of noise suppression results of the validation zone

为了更进一步对比,从二维剖面的角度说明 2 种方法的噪声压制效果。图 11 为原始数据的二维剖面,图 12a 为 3D-DnCNN 网络噪声压制结果的二维剖面,图 12b 为传统方法噪声压制结果的二维剖面。从图中红色矩框可以看出,3D-DnCNN 网络压制噪声后结果的整体信噪比高,随机噪声压制效果较好。此外,在画弧噪声能量压制方面,3D-DnCNN 网络优于传统方法。由图 12c、图 12d 可知,3D-DnCNN 网络模型可以更好地保护有效信号(图中红色箭头所示)。此外,红色方框中结果说明 3D-DnCNN 网络模型压制掉的噪声更加明显,不仅能较好压制随机噪声,而且对偏移画弧噪声有良好的抑制能力。

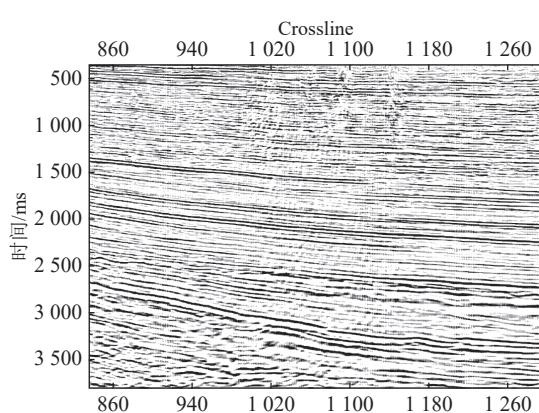
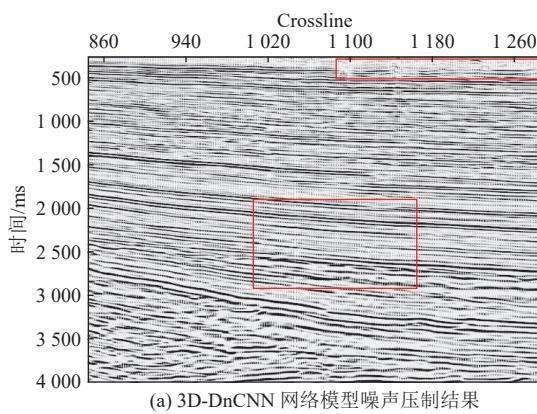
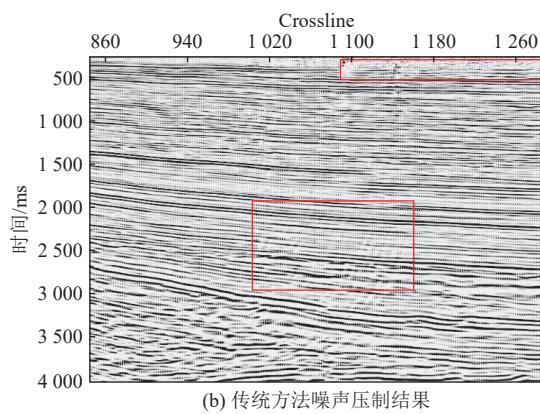


图 11 原始数据的二维剖面

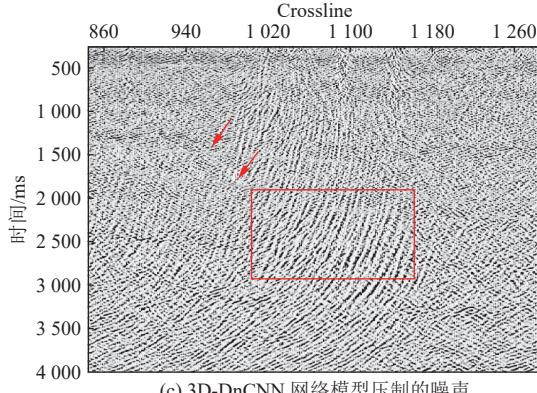
Fig.11 A 2D profile of raw data



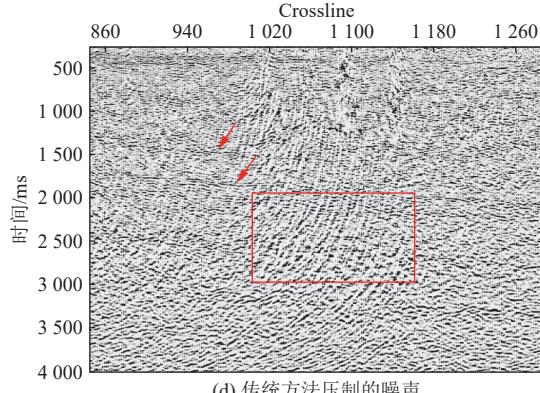
(a) 3D-DnCNN 网络模型噪声压制结果



(b) 传统方法噪声压制结果



(c) 3D-DnCNN 网络模型压制的噪声



(d) 传统方法压制的噪声

图 12 实际数据压制噪声结果的二维剖面对比

Fig.12 Comparison of 2D profiles showing the noise suppression results of actual data

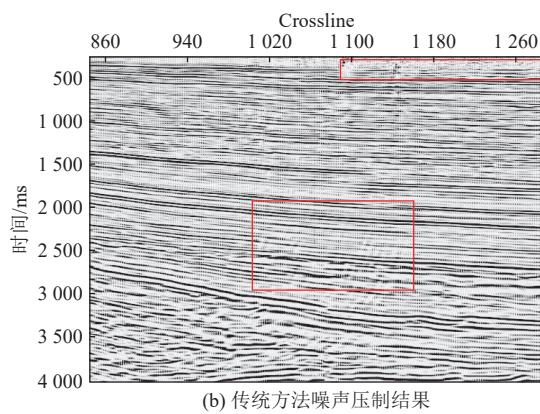
5 结论

(1) 针对准噶尔盆地叠后三维地震资料噪声压制的需求, 基于残差学习和批归一化技术提出一种三维去噪卷积神经网络(3D-DnCNN) 网络, 能够充分利用三维地震资料在 2 个空间方向的相关性。

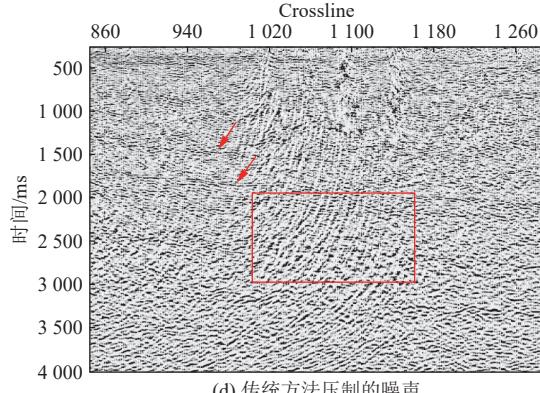
(2) 由于采用残差学习及批归一化等技术, 不但可显著提高网络的噪声压制能力, 还可简化传统方法的参数优选过程。带断层的三维合成地震数据处理结果表明, 相较于传统方法, 3D-DnCNN 不但表现出优异的噪

4 讨论

本研究选择高信噪比区域数据用于 3D-DnCNN 网络中, 然后应用训练完备的神经网络对所有地震资料进行噪声压制, 取得了相比于传统方法更好的去噪效果。本研究所构建的神经网络不仅能压制噪声, 而且能较好保持有效信息, 归因于 2 个方面: (1) 深度学习具有较强的特征提取能力, 能不断地提取地震资料本身的特征, 驱动网络参数优化, 提升去噪性能; (2) 同一工区的地下结构具有一定的相似性, 从高信噪比区域建立的训练集, 更接近资料的真实情况, 网络从该区域可以学习到的去噪能力, 进而用来压制其他相邻区域的噪声, 对有效信号的保护性更好。



(b) 传统方法噪声压制结果



(d) 传统方法压制的噪声

声压制性能, 还对断层等结构有显著的保护作用。

(3) 准噶尔盆地连片三维工区地震资料噪声压制结果表明, 3D-DnCNN 通过将高信噪比区域数据作为样本并通过恰当的学习策略, 相比于传统方法, 不但可进一步提高工区其他低信噪比区域数据的去噪效果, 还具有偏移面噪声压制能力。

(4) 本研究仅针对叠后三维地震资料进行基于 3D-DnCNN 的噪声压制。目前叠前地震资料通常为五维, 未来可将该方法推广至叠前地震资料噪声压制, 进一步

挖掘资料潜力,为后续处理、解释提供良好的五维地震资料基础。

符号注释:

g 为网络损失函数; i 为数据块编号; m 为每一步选取的样本个数; n 为迭代次数的序号; N 为训练样本对的个数; ReLU 为激活函数; Res 为残差学习网络; V 为噪声; V' 为网络预测到的噪声; X 为有效信号; X' 为输出的有效信号; X_i 为不含噪声的标签数据块, i ; Y 为三维地震资料; Y_i 为输入的含噪声数据块; α 为学习率; ε 为阻尼因子; θ 为残差学习网络的参数; θ_{opt} 为最优化的残差学习网络参数; μ 为三维地震数据的均值; σ^2 为三维地震数据的方差; $\|\cdot\|_F^2$ 为 L_2 范数。

利益冲突声明/Conflict of Interests

所有作者声明不存在利益冲突。

All authors disclose no relevant conflict of interests.

参考文献(References)

- [1] 陈文超, 刘达伟, 魏新建, 等. 基于地震资料有效信息约束的深度网络无监督噪声压制方法[J]. *煤田地质与勘探*, 2021, 49(1): 249–256.
CHEN Wenchao, LIU Dawei, WEI Xinjian, et al. Unsupervised noise suppression method for depth network seismic data based on prior information constraint[J]. *Coal Geology & Exploration*, 2021, 49(1): 249–256.
- [2] 刘法启, 张关泉. 小波变换与 F-K 算法在滤波中的应用[J]. 石油地球物理勘探, 1996, 31(6): 782–791.
LIU Faqi, ZHANG Guanquan. Application of wavelet transform and F-K algorithm in filtering[J]. *Oil Geophysical Prospecting*, 1996, 31(6): 782–791.
- [3] 康治, 于承业, 贾卧, 等. f-x 域去噪方法研究[J]. *石油地球物理勘探*, 2003, 38(2): 136–138.
KANG Ye, YU Chengye, JIA Wo, et al. A study on noise-suppression method in f-x domain[J]. *Oil Geophysical Prospecting*, 2003, 38(2): 136–138.
- [4] MALLAT S G. A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1989, 11(7): 674–693.
- [5] TANG Na, ZHAO Xian, LI Yue, et al. Adaptive threshold shearlet transform for surface microseismic data denoising[J]. *Journal of Applied Geophysics*, 2018, 153: 64–74.
- [6] LIU Cai, CHEN Changle, WANG Dian, et al. Seismic dip estimation based on the two-dimensional Hilbert transform and its application in random noise attenuation[J]. *Applied Geophysics*, 2015, 12(1): 55–63.
- [7] 金雷, 李月, 杨宝俊. 用时频峰值滤波方法消减地震勘探资料中随机噪声的初步研究[J]. *地球物理学进展*, 2005, 20(3): 724–728.
JIN Lei, LI Yue, YANG Baojun. Reduction of random noise for seismic data by time-frequency peak filtering[J]. *Progress in Geophysics*, 2005, 20(3): 724–728.
- [8] DUNCAN G, BERESFORD G. Median filter behaviour with seismic data I[J]. *Geophysical Prospecting*, 1995, 43(3): 329–345.
- [9] CHEN Yangkang, ZU Shaohuan, WANG Yufeng, et al. Deblending of simultaneous source data using a structure-oriented space-varying Median filter[J]. *Geophysical Journal International*, 2020, 222(3): 1805–1823.
- [10] PORSANI M J, URSIN B, SILVA M G, et al. Dip-adaptive singular-value decomposition filtering for seismic reflection enhancement[J]. *Geophysical Prospecting*, 2013, 61(1): 42–52.
- [11] 马继涛, 王建花, 刘国昌. 基于频率域奇异值分解的地震数据插值去噪方法研究[J]. *石油物探*, 2016, 55(2): 205–213.
MA Jitao, WANG Jianhua, LIU Guochang. Seismic data noise attenuation and interpolation using singular value decomposition in frequency domain[J]. *Geophysical Prospecting for Petroleum*, 2016, 55(2): 205–213.
- [12] HE Kaiming, ZHANG Xiangyu, REN Shaoqing, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas, NV, USA: IEEE, 2016: 770–778.
- [13] RUSSAKOVSKY O, DENG Jia, SU Hao, et al. ImageNet large scale visual recognition challenge[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2015, 115(3): 211–252.
- [14] BELINKOV Y, GEHRMANN S, PAVLICK E. Interpretability and analysis in neural NLP[C]//Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics: Tutorial Abstracts. Online. Stroudsburg, PA, USA: Association for Computational Linguistics, 2020: 5.
- [15] RADFORD A, NARASIMHAN K, SALIMANS T, et al. Improving language understanding by generative pre-training[J]. OpenAI Blog, 2018.
- [16] BROWN T, MANN B, RYDER N, et al. Language models are few-shot learners[J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2020, 33: 1877–1901.
- [17] CHEN Chenyi, SEFF A, KORNHAUSER A, et al. DeepDriving: Learning affordance for direct perception in autonomous driving[C]//2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Santiago, Chile: IEEE, 2015: 2722–2730.
- [18] XUE Qingwen, WANG Ke, LU J J, et al. Rapid driving style recognition in car-following using machine learning and vehicle trajectory data[J]. *Journal of Advanced Transportation*, 2019, 2019: 9085238.
- [19] CHEN Jie, WU Zhongcheng, ZHANG Jun. Driving safety risk prediction using cost-sensitive with nonnegativity-constrained autoencoders based on imbalanced naturalistic driving data[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2019, 20(12): 4450–4465.
- [20] PEREIRA S, PINTO A, ALVES V, et al. Brain tumor segmentation using convolutional neural networks in MRI images[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2016, 35(5): 1240–1251.
- [21] 于子叶, 储日升, 盛敏汉. 深度神经网络拾取地震 P 和 S 波到时[J]. *地球物理学报*, 2018, 61(12): 4873–4886.
YU Ziye, CHU Risheng, SHENG Minhan. Pick onset time of P

- and S phase by deep neural network[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2018, 61(12): 4873–4886.
- [22] ROSS Z E, YUE Yisong, MEIER M A, et al. PhaseLink: A deep learning approach to seismic phase association[J]. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 2019, 124(1): 856–869.
- [23] 许祥, 邹志辉, 韩明亮, 等. 联合地震初至走时与早至波形的深度学习速度建模[J]. *地球物理学报*, 2023, 66(12): 5107–5122.
XU Xiang, ZOU Zhihui, HAN Mingliang, et al. Deep-learning velocity model building by jointly using seismic first arrivals and early-arrival waveforms[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2023, 66(12): 5107–5122.
- [24] DUAN Xudong, ZHANG Jie. Reflection residual statics estimated using a high-resolution neural network[J]. *Geophysics*, 2022, 87(4): U121–U134.
- [25] CHOI Y, JO Y, SEOL S J, et al. Deep learning spectral enhancement considering features of seismic field data[J]. *Geophysics*, 2021, 86(5): V389–V408.
- [26] CHEVITARESE D, SZWARCMAN D, SILVA R M D, et al. Seismic facies segmentation using deep learning[C]//2018 AAPG Annual Convention & Exhibition. Salt Lake City, Utah, USA. Tulsa, OK, USA: American Association of Petroleum Geologists, 2018: 1–16.
- [27] ZHANG Guoyin, WANG Zhizhang, CHEN Yangkang. Deep learning for seismic lithology prediction[J]. *Geophysical Journal International*, 2018, 215(2): 1368–1387.
- [28] YUAN Sanyi, LIU Jiwei, WANG Shangxu, et al. Seismic waveform classification and first-break picking using convolutional neural networks[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2018, 15(2): 272–276.
- [29] WU Xinming, LIANG Luming, SHI Yunzhi, et al. FaultSeg3D: Using synthetic data sets to train an end-to-end convolutional neural network for 3D seismic fault segmentation[J]. *Geophysics*, 2019, 84(3): IM35–IM45.
- [30] ZHANG Yinxue, TIAN Xuemin, DENG Xiaogang, et al. Seismic denoising based on modified BP neural network[C]//2010 Sixth International Conference on Natural Computation. Yantai, China. IEEE, 2010: 1825–1829.
- [31] KLOCHIKHINA E, CRAWLEY S, FROLOV S, et al. Leveraging deep learning for seismic image denoising[J]. *First Break*, 2020, 38(7): 41–48.
- [32] ZHANG Kai, ZUO Wangmeng, CHEN Yunjin, et al. Beyond a Gaussian denoiser: Residual learning of deep CNN for image denoising[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2017, 26(7): 3142–3155.
- [33] TRICKETT S. F-xy Cadzow noise suppression[C]//SEG Technical Program Expanded Abstracts 2008. Society of Exploration Geophysicists, 2008: 2586–2590.
- [34] FEHMERS G C, HÖCKER C F W. Fast structural interpretation with structure-oriented filtering[J]. *Geophysics*, 2003, 68(4): 1286.

(责任编辑 聂爱兰)