

基于 RC-Transformer 的微地震背景噪声压制方法

陈坤^{1,2,3}, 李萌^{1,2,3}, 王鹏^{4*}, 李效恋⁵, 朱珺洁^{1,2,3}

(1. 西安石油大学地球科学与工程学院, 陕西西安, 710065; 2. 西安石油大学陕西省油气成藏地质学重点实验室, 陕西西安, 710065; 3. 油气资源智能地球物理探测陕西省高等学校重点实验室, 陕西, 西安, 710065; 4. 中煤科工开采研究院有限公司, 北京, 100013; 5. 中国石油勘探开发研究院, 北京, 100724)

摘要: 在微地震信号处理领域, 复杂噪声的干扰严重影响有效事件的准确识别, 增加了 P 波与 S 波初至拾取的不确定性。为了有效提升微地震信号质量, 增强初至拾取的可靠性, 本文提出一种基于 RC-Transformer 的微地震噪声压制方法。该方法基于 Transformer 深度学习框架, 采用自注意力机制捕捉全局信号特征, 同时结合残差卷积网络增强局部噪声的抑制能力, 从而高效地降低复杂背景噪声, 显著恢复有效信号的幅度。三维合成微地震数据、储气库监测与煤层顶板压裂实测微地震数据测试表明, 本文的方法能够有效压制背景噪声、恢复微地震有效事件的波形幅度。与传统算法相比, RC-Transformer 大幅提升微地震信号信噪比和初至拾取准确性, 推理效率高, 为复杂地质环境下的噪声压制与检测提供高效解决方案。

关键词: 机器学习; 噪声压制; Transformer; 微地震; 信号处理

中图分类号: P631.4 收稿日期: 2025-05-30

Microseismic background noise suppression based on RC-Transformer

Chen Kun^{1,2,3}, Li Meng^{1,2,3}, Wang Peng^{4*}, Li Xiaolian⁵, Zhu Junjie^{1,2,3}

(1. School of Earth Science and Engineering, Xi'an University of Petroleum, Xi'an, Shaanxi, 710065, China; 2. Key Laboratory of Oil and Gas Formation and Reservoir Geology, Xi'an University of Petroleum, Xi'an, Shaanxi, 710065, China; 3. Key Laboratory of Intelligent Geophysical Detection of Oil and Gas Resources of Shaanxi Higher Education Institutions, Xi'an, Shaanxi, 710065, China; 4. CCTEG Coal Mining Research Institute, Beijing 100013, China; 5. China National Academy of Petroleum Exploration and Development (CNAPED), Beijing, 100724, China)

Abstract: In microseismic signal processing, complex noise severely interferes with the reliable identification of valid events and increases the uncertainty in first-arrival picking of P- and S-waves. To enhance microseismic signal quality and improve the robustness of first-arrival picking, this study proposes an RC-Transformer-based noise suppression method. Built upon the Transformer deep learning framework, the proposed approach leverages a self-attention mechanism to capture global signal characteristics, while incorporating residual convolutional networks to strengthen the suppression of

基金项目: 陕西省自然科学基金研究计划 (2023-JC-YB-220)、天地科技股份有限公司科技创新创业资金专项项目 (2024-TD-ZD010-02)

第一作者: 陈坤 (2000-), 男, 西安石油大学硕士研究生, 主要从事深度学习技术与地球物理信号智能处理研究, ORCID :0009-0005-9398-9755, E-mail: 980270203@qq.com

*通讯作者: 王鹏 (1990-), 中煤科工开采研究院有限公司, 男, 陕西宝鸡人, 助理研究员, 博士研究生, 主要从事矿井物探、水力压裂监测等方面的研究工作, E-mail: 3867067848@qq.com

local noise. This design enables effective attenuation of complex background noise and substantial restoration of the amplitudes of effective events. Tests on three-dimensional synthetic microseismic data, underground gas storage monitoring data, and field microseismic data from coal-roof hydraulic fracturing demonstrate that the method can efficiently suppress background noise and recover the waveform amplitudes of microseismic events. Compared with traditional algorithms, the RC-Transformer significantly improves the signal-to-noise ratio (SNR) of microseismic signals and the accuracy of first-arrival picking for P-waves and S-waves, boasts high inference efficiency, and provides an efficient and robust solution for noise suppression and effective event detection of microseisms in complex geological environments.

Keywords: Machine learning; Noise suppression; Transformer; Microseismic; Signal Processing

0 引言

在微地震数据采集过程中,由于微震信号本身具有能量弱、频带宽的特点,复杂背景噪声与有效信号在时频域产生的混叠效应,不仅导致地震波场运动学与动力学特征的模糊,更严重影响了时频联合域的信号表征能力,对后续数据处理(如初至拾取)和反演解释造成了显著制约(张向鹏, 2010; 孙成禹等, 2016; 李萌等, 2023; 张申等, 2024; 窦杰等, 2025)。因此,如何构建一种自适应区分噪声与有效信号的去噪算法,实现微地震数据中最优随机噪声压制,已成为提升数据质量和反演可靠性的核心问题。

目前在地震数据处理领域,随机噪声的抑制方法可根据其理论基础与技术路径分为两大类:一类是以信号处理理论为核心的传统去噪方法,如滤波、稀疏域去噪以及统计建模等方法(Bonar 等, 2012; 邵婕等, 2016; Yin 等, 2022; 徐彦凯等, 2024; 陈星铨等, 2025),这些方法通常对低维噪声的抑制效果显著。但是,由于其依赖阈值规则,对复杂非平稳噪声的鲁棒性不足,导致该方法的泛化能力受限。另一类是以数据驱动为核心的深度学习去噪方法,如卷积神经网络、自监督学习以及物理嵌入网络等(钟铁等, 2022; 徐彦凯等, 2022; 冯永基等, 2023; 李学贵等, 2023; Shen 等, 2023; 张岩等, 2024),这些方法在大规模数据集下可以自动提取高维度特征,对于复杂噪声具有较强的适应性,无需人工设计阈值,特别是在处理非线性噪声时表现出更高的鲁棒性与准

确性,克服了传统方法的局限性。

深度学习类方法通过构建深度神经网络模型,从微地震数据中自动学习信号特征,以解决传统方法难以应对的复杂噪声干扰、弱信号监测以及高维数据分析等挑战。目前基于深度学习的噪声抑制方法在微地震监测领域已初有成效。Zhu 等(2019)开发了基于深度神经网络的 DeepDenoiser 方法,能够学习时频域数据的特征,并通过非线性映射生成掩码,将输入数据分解为地震信号和噪声。该方法可有效处理各类噪声、实现精确降噪域信号分解。罗仁泽等(2020)在 U 型网络(UNet)架构中引入残差连接模块,通过跨层特征复用与梯度传播优化,增强了网络对随机噪声的多尺度特征提取能力,从而显著提升了噪声抑制的效果。俞若水等(2020)提出了一种基于深度卷积生成对抗网络(Deep Convolutional Generative Adversarial Network, DCGAN)的瑞雷波信号去噪模型,该模型在不同噪声水平下展现出了出色的去噪效果,能够有效提升信噪比并保留信号的细节特征。Bose 等(2020)提出了一种改进的变步长最小均方(Enhanced Variable Step-Size Least Mean Square, EVSSLMS)算法,通过该算法对地震数据进行降噪处理,随后结合传统的长短时窗能量比(Short-Term Average / Long-Term Average, STA/LTA)方法检测 P 波到达时间,从而大幅提升 P 波检测的准确性。Pham 等(2020)提出了一种基于复值卷积神经网络的地震

去噪方法,采用 UNet 结构和改进的局部时频变换 (Local Time-Frequency Transform, LTFT) 输入,提升时间分辨率,并通过 dropout 量化不确定性,在微震去噪中表现优异。张岩等 (2021) 提出了一种基于多域联合深度学习的地震数据随机噪声压制方法,其创新性在于构建了时频双域联合损失函数,并通过优化卷积核尺寸与网络深度,从而提高了在复杂地质特征提取方面的多样性,适用于强噪声背景下薄层与断层特征的数据降噪。杨翠倩等 (2021) 提出了一种结合全局上下文和注意力机制的深度卷积神经网络,并通过残差学习来抑制地震数据中的随机噪声,经过对比可以发现,该方法能够显著提高对随机噪声的抑制效果,同时更好的保留了地震信号的微尺度特征和局部结构信息。董新桐等 (2022) 通过联合优化去噪器的均方误差损失和去噪器与鉴别器之间的对抗损失,设计出了一种混合损失函数。这种方法有效解决了地震数据中非平稳噪声与弱信号交织的问题。Saad 等 (2022) 提出了一种无监督深度学习算法,用于对单通道地震数据进行降噪处理。该算法借助短时傅里叶变化对数据进行处理,并通过设计的损失函数和自适应阈值生成二进制掩码,从而抑制噪声并保留地震信号。Li 等 (2024) 提出了一种基于深度学习的同步 OTG 去噪与重建方法 (Deep Learning for Off-The-Grid, DLOTG)。该方法支持无监督学习,能够处理未标记数据,具备较强的泛化能力,且可以更好地保留微震信号。周东红等 (2023) 将三参数小波变换应用于地震数据的降噪处理中,并通过引入一种新的阈值函数构建了自适应阈值方法,显著提升了降噪效果的质量和精度。Cao 等 (2023) 介绍了一种利用深度神经网络 (Deep Neural Network, DNN) 实现理想二进制掩码 (Ideal Binary Mask, IBM) 的去噪方法,通过研究机械振动引发的干扰,以此来构建基于 IBM 的 DNN 训练模型,从而有效降低产生的宽带瞬态干扰。Malikov 等 (2024) 研究了一种深度学习方法,该方法通过高效分离噪声与真实信号,显著降低了噪声干扰,同时提升了地震数据的垂直分辨率,增强了地震数据

的频率成分。赵振聪等 (2024) 提出了一种利用结构保护去噪神经网络来压制地震数据中随机噪声的方法,将地震数据的局部倾角作为物理约束嵌入到深层卷积神经网络中,从而有效避免了传统深度学习模型在处理随机噪声时对复杂构造地质特征的过度平滑问题。Oboué 等 (2024) 设计了一种名为两步深度图像先验 (Two-Step Deep Image Prior, TSDIP) 的无监督深度学习方法,该方法基于深度神经网络构建,能够通过自动编码器自适应地提取高保真特征,并借助过拟合显著提升了微震信号去噪的性能。易玺等 (2024) 针对传统随机噪声压制方法在地震数据处理中的不足,通过引入数据驱动和特征自适应学习的方法,改善了噪声压制效果并提高了信号保真度。Saad 等 (2024) 设计了一种无监督框架,融合深度学习与凸集投影 (Projection Onto Convex Sets, POCS) 方法,用于从噪声干扰且不完整的 5D 地震数据中恢复缺失信息。该模型以 transformer 架构为基础,通过嵌入层和注意力机制提取特征,从而大幅改善了微震数据去噪的效果。

目前的研究实现了地震数据的降噪处理,能够有效捕捉地震数据中的空间相关性,通过堆叠卷积层和池化操作适应地震信号的宽频带特性。然而,主动源地震数据去噪方法难以适用于被动源微地震数据,原因在于:1) 被动源信号信噪比低、噪声背景复杂,导致模型泛化能力不足;2) 被动源数据的空间分布和频率特性与主动源差异显著,传统卷积难以捕捉全局特征;3) 被动源事件的随机性和稀疏性增加了去噪难度;4) 与主动源地震采集系统相比,被动源地震常采用分布式离散台站进行观测,各道接收的微地震有效信号的初至特征差异较大,缺少清晰的有效信号同相轴特征。现有机器学习方法在局部特征提取上表现良好,但缺乏全局上下文建模能力,难以在复杂噪声中准确分离信号,且忽视了跨层级特征交互和多尺度信息利用。针对上述问题,本研究提出了一种基于 RC-Transformer 的微地震背景噪声压制方法,引入多头自注意力机制和跨层级特征交互策略,实现了显著的信噪比提升,同时有效降低了波形有效信号的幅度损失。实验结

果表明,该方法在噪声压制效果和信号保真度方面均优于传统方法。

本文提出的 RC-Transformer 方法的核心是将残差卷积网络 (Residual Convolutional Network, RC) 与 Transformer 注意力机制相结合,以解决不同程度高斯噪声导致的微地震数据信噪比低的问题。RC 网络通过残差学习有效缓解了深层网络中的梯度消失问题,并增强了局部特征的提取能力。通过将 RC 与 Transformer 融合,本文的方法不仅能够捕捉地震数据的局部细节特征,还能通过自注意力机制建模全局上下文信息,从而显著提升对复杂噪声的鲁棒性和去噪精度。为了验证 RC-Transformer 在微地震领域去噪的有效性,我们利用三维弹性波动方程合成数据与实测数据对算法进行测试和对比。实验结果表明,所提出的 RC-Transformer 在多个关键指标上均展现出显著优势。相较于传统去噪方法和现有深度学习模型,该方法在极端噪声环境下表现出更强的噪声抑制能力,信噪比提升效果尤为突出。其创新的跨层级特征融合机制有效平衡了去噪强度与信号保真度,在抑制噪声的同时较好地保留了原始信号特征。此外,模型通过多尺度特征提取与自适应机制的结合,展现出优异的模式识别能力和泛化性能。在计算效率方面,优化后的网络结构大幅降低了资源消耗,为实际应用提供了便利。

1 基本原理

本研究在常规的 Transformer 框架上将残差卷积网络(RC)添加在 FCN 操作之后、Transformer 模块之前,即在卷积层提取局部特征后,通过残差连接将原始输入特征与卷积输出特征相加,再将结果输入 Transformer 模块进行长程依赖关系的捕捉。目的是在有效识别微地震复杂背景噪声的高维细节特征,提升有效信号的恢复准确性和稳定性。如图 1,该方法将卷积神经网络(CNN)、残差学习、多头自注意力机制(Transformer)与 U-Net 结构结合,构建了一个高效的噪声抑制模型。模型通过全卷积网络(Fully Convolutional Network, FCN)生成输入图像的噪声估计。FCN 通过多次卷积操作提取低层次特征,并生成初步的噪声图像。模型利用带有残差连接的 U-Net 结构进行深度特征提取,其中通过下采样、卷积和上采样操作相结合,同时加入 Transformer 的多头自注意力机制,增强了长程依赖特征的捕捉能力,从而更好地处理微地震数据中的噪声问题。残差连接与多头注意力机制的结合,使得模型能够有效抑制噪声,同时保留重要的微地震信号。最后,FCN 生成的噪声估计与原始输入图像拼接后送入 U-Net 进行去噪,最终输出去噪后的微地震信号图像。损失函数综合了 L2 损失、不对称损失与总变差损失,以进一步提高图像重建精度和噪声估计准确性。通过多任务学习,该方法不仅提升了噪声压制的效果,还增强了模型在复杂噪声环境下的鲁棒性,尤其在微地震信号的去噪和事件检测方面展现了显著优势。

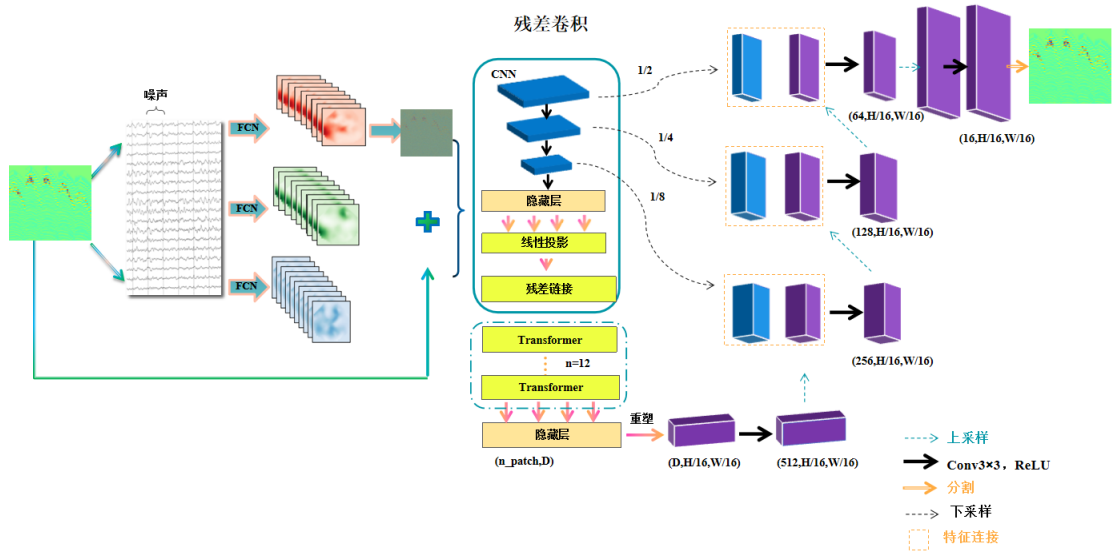


图 1 RC-Transformer 模型架构及其核心组件示意图，包含 FCN 噪声提取模块、残差卷积特征提取模块和多头自注意力机制模块

Fig. 1 Schematic diagram of the RC-Transformer model architecture and its core components, including the FCN noise extraction module, residual convolutional feature extraction module and multi-head self-attention mechanism module

1.1 数据预处理

本研究采用 Li 等 (2021) 提出的合成微地震数据通过弹性波方程的三维有限差分法数值求解生成。合成数据基于水平层状介质模型构建，其弹性参数（纵波速度 V_p 、横波速度 V_s 、密度 ρ ）仅随深度变化，用以模拟无复杂构造干扰的理想化沉积地层环境。观测系统采用地面接收-地下激发方式，在地表布设 50 个接收器，其平面位置呈规则网格状分布：接收点位于 5 条平行的测线上，测线的 Y 坐标分别固定于 0 m、490 m、980 m、1470 m 和 1960 m，每条测线沿 X 方向以 220 m 等间距布设 10 个接收点（X 坐标范围 0~1980 m）。震源设置于地下 190 m 深度平面，在 X 和 Y 方向以 200 m 间距网格化布设 121 个震源，各震源机制（倾角、滑动角、走向）随机生成，以模拟实际微地震事件的辐射特性。共模拟 1800 个微地震事件，均由 50 个地表检波器记录三分量波形数据，用于模型训练与验证。

此外，实际工程的实测微地震数据：一部分为西南地区相国寺地下储气库地质体完整性监测数据，包含 52 个微震事件，由 27 个地表台站记录；另一部分为西北地区彬县雅店煤矿煤层顶板压裂监测数据，包含

650 个微震事件，由 33 个地表台站记录。合成与实测数据总计 111,450 道微震波形，共同构成模型的训练与测试数据集。

由于实测微地震数据本身含有不可避免的噪声，无法直接获取纯净信号作为标签，本研究采用以下方法构建实际数据的训练集，在实际数据去噪处理中，将三个分量（X、Y、Z）的微地震波形进行平方和运算，融合为一个综合能量信号，作为后续分析的输入。随后采用四阶 Butterworth 带通滤波器对该能量信号进行预处理，有效滤除 1 Hz 以下低频噪声及 50 Hz 以上高频干扰，从而保留有效频带内的微地震信号成分。经过该流程处理后的结果作为高质量标签数据，用于模型的训练与验证。

同时，得到标签数据后采用分通道噪声添加方法构建含噪图像数据集。对于输入的 RGB 图像，将其归一化至 [0,1] 区间，分别对 R、G、B 三个色彩通道独立添加噪声。噪声强度通过目标信噪比（Signal-to-Noise Ratio, SNR）定量控制，将 SNR 值转换为对应的噪声方差参数，据此在各通道中注入符合统计特性的加性噪声。最终将加噪后图像重新量化为整型格式保存，从而生成符合特定信噪比要求的彩色噪声图像数据集。

用于训练的模拟微震波形中包含了 1 dB 至 15 dB 不等的高斯噪声。图 2 展示了分别含有 1 dB、5 dB、10 dB 高斯噪声的模拟微震事件波形，而图 3 则展示了对应噪声水平的实测微震事件波形。为了使模型能够充分学习微地震信号的波形特征及其噪声特性，训练数据库由 1500 组含噪模拟数据

与 500 组含噪实测微地震数据组成，测试数据库由 300 组不同信噪比的模拟数据与 150 组含噪实测微地震数据组成。将训练数据集中的模拟数据与每个站点的实测数据以彩图（Red, Green, Blue, RGB）形式输入神经网络模型。模拟波形和预处理后的实测波形图像作为标签数据。

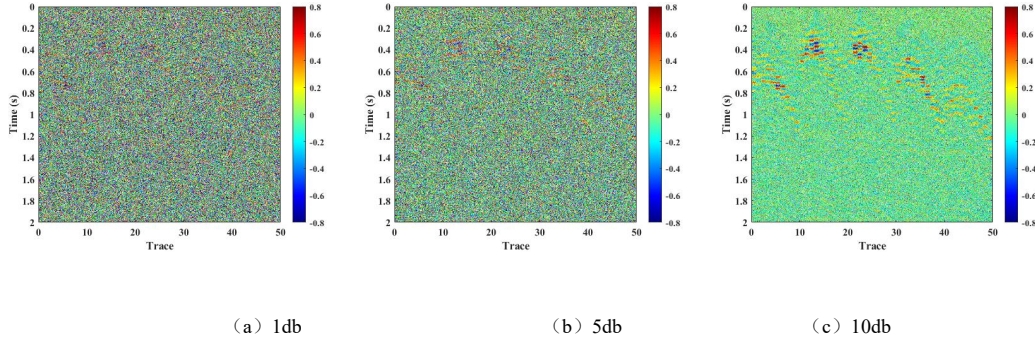


图 2 用于 RC-Transformer 模型训练的不同噪声水平合成微地震波形示例 (信噪比为 1, 5, 10 dB)
Fig. 2 Examples of synthetic microseismic waveforms with different noise levels (signal-to-noise ratio = 1, 5, and 10 dB) for RC-Transformer model training

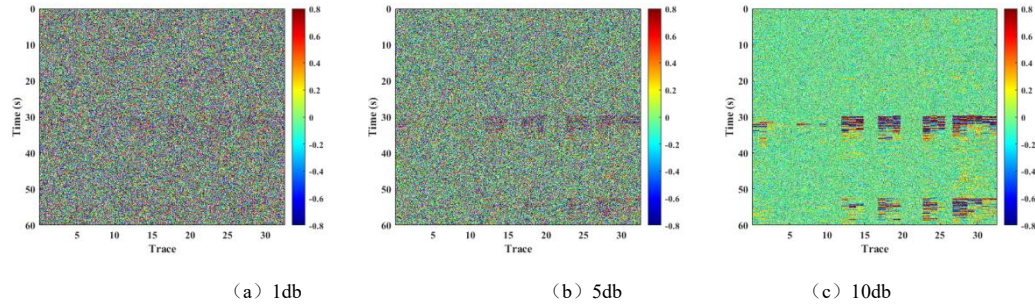


图 3 用于 RC-Transformer 模型训练的不同噪声水平实测微地震波形示例 (信噪比为 1, 5, 10 dB)
Fig. 3 Examples of measured microseismic waveforms with different noise levels (signal-to-noise ratio = 1, 5, and 10 dB) for RC-Transformer model training

1.2 建立模型

实验操作系统是 Windows，CPU 为 Inter Corei913900HX，显卡为 NVIDIA GeForce RTX 4060，并在 Pytorch 框架下进行实验，运算平台 Cuda 版本为 12.1。训练参数如表 1 所示。

表 1 网络模型训练参数

Table 1 Network model training parameters

参数名	值
学习率 (Learning rate)	$2e^{-4}$
批量大小 (Batch size)	8
批次 (Epochs)	500

图像大小 (Image size)	512×512
图像块的大小 (Patches Size)	128×128
丢弃率 (Dropout rate)	0.3

在微地震噪声压制中，全卷积网络（FCN）可用于图像级噪声估计。微地震波形图像输入网络，通过多个卷积层提取局部特征。设输入为 $X \in R^{H \times W \times C}$ ，其中 H 是图像的高度，W 是宽度，C 是通道数。如公式 1，卷积操作可以表示为：

$$Y = \text{Conv}(X, W) + b \quad (1)$$

其中, W 是卷积核, b 是偏置, 输出 Y 是特征提取结果。随着网络深度的增加, 模型能够学习到更抽象的高层特征。由于 FCN 摒弃了全连接层, 网络的参数量显著减少, 从而提高了计算效率和模型的泛化能力。FCN 输出的图像与输入图像大小相同, 如公式 2, 表示每个像素的噪声估计值:

$$\hat{X} = \text{FCN}(X) \quad (2)$$

其中, $\hat{X}$ 是噪声估计输出。

在 FCN 进行噪声估计后, 提取的噪声层 $\hat{X}$ 作为输入传递给卷积神经网络 (CNN)。CNN 通过多层卷积操作进一步提取局部特征。设输入为 $X \in R^{H \times W \times C}$, 经过 k 层卷积后, 输出为 $Z = \text{CNN}(X)$, 每个卷积层的神经元仅处理图像的局部区域, 从而减少了模型参数, 增强了网络的泛化能力, 使其能更好地适应不同的微地震信号数据。

为了进一步增强特征表示能力, 深度特征图通过残差连接进行处理。残差连接可以通过公式 3 表示:

$$Y_{\text{res}} = X + \text{Conv}(X, W) \quad (3)$$

其中, Y_{res} 是经过残差连接处理后的特征图, X 是输入特征图, W 是卷积核。残差连接有助于缓解深层网络中的梯度消失问题, 确保信息的有效传递, 并避免性能退化。残差连接使得特征图能够更加顺畅地流经网络层, 同时减少了训练时的信息损失。

在残差连接之后, 特征图 Y_{res} 被输入到多头注意力机制中。多头注意力机制通过计算查询 Q 、键 K 和值 V 之间的关系来加权输入特征。每个注意力头的计算可以通过如公式 4:

$$\text{Attention}(Q, K, V) = \text{Softmax}\left(\frac{Q \times K^T}{\sqrt{d_k}}\right) \times V \quad (4)$$

其中, Q 是查询, K 是键, V 是值, d_k

是键的维度。多头注意力机制将多个注意力头的结果进行拼接和线性变换, 如公式 5:

$$\text{MultiHead}(Q, K, V) = \text{Concat}(\text{head}_1, \dots, \text{head}_h) W^O \quad (5)$$

其中, W^O 是输出权重矩阵, head_i 是每个注意力头的输出。通过并行计算多个注意力头, 注意力机制能够学习输入特征之间的长程依赖关系, 尤其在面对复杂噪声和微弱信号时, 能够有效捕捉到微地震信号中 P 波、S 波初至的潜在模式。通过加权输入特征之间的关联, 进一步提升信号的表现力。此机制帮助模型更精确地识别微地震波形中的关键特征, 从而增强噪声压制效果, 提高信号的准确识别能力。

1.3 模型训练

在本模型中, 如公式 6-8, 损失函数由三个主要部分组成: L2 损失、非对称损失 (Asymmetric Loss) 和全变差损失 (Total Variation Loss)。这些损失项的设计旨在平衡图像恢复的精度、噪声估计的准确性和图像平滑度。

$$L_{L2} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (6)$$

其中, N 为像素总数, y_i 为真实目标图像的像素值, $\hat{y}_i$ 为模型输出图像的像素值。

$$L_{\text{asym}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \begin{cases} \alpha \left(\hat{n}_i - n_i \right)^2 & \text{if } \hat{n}_i > n_i \\ \left(\hat{n}_i - n_i \right)^2 & \text{if } \hat{n}_i \leq n_i \end{cases} \quad (7)$$

其中, n_i 为真实噪声的像素值, $\hat{n}_i$ 为模型估计的噪声像素值, $\alpha > 1$ 为加权惩罚系数 (用于放大估计过度时的损失)。

$$L_{TV} = \sum_{i,j} \left(\left| \hat{y}_{i+1,j} - \hat{y}_{i,j} \right| + \left| \hat{y}_{i,j+1} - \hat{y}_{i,j} \right| \right) \quad (8)$$

其中, $\hat{y}_{i,j}$ 为模型输出图像在 (i,j) 位置

的像素值，通过计算相邻像素的绝对差之和，抑制图像中的高频噪声和不规则变化，TV 损失通过促进信号平滑性来抑制噪声，其线性惩罚特性使其在平滑噪声的同时，相较于 L2 损失能相对更好地保持必要的信号跳变特征。

总损失函数通过对以上三项损失乘以各自的权衡系数 λ ，即可得到总损失：如公式 9，总损失公式为：

$$L = L_{L2} + \lambda_{asymm} \cdot L_{asymm} + \lambda_{tv} \cdot L_{tv} \quad (9)$$

L_{L2} 作为主要的损失项，通过衡量模型输出图像与真实目标图像之间的均方误差，确保输出图像尽可能接近目标图像，从而保持了图像的整体结构与信息。 L_{asymm} 是非对称损失，能够有效抑制噪声估计过度的情况。具体来说，当真实噪声小于估计噪声时，使用一个加权项来加大损失的惩罚力度。 L_{tv} 全变差损失则通过对图像的像素变化进行惩罚，减少了图像中的噪声和不规则性，特别是在细节较多的区域，能够有效促进图像平滑。

利用自适应学习率、计算效率高且具备记忆能力的自适应矩估计方法 (Adam) 训练初始化后的模型，使其充分学习地震波形特征中的噪声分布，并准确分离噪声与有效信号，获得经过训练的去噪模型。模型的激活函数使用 ReLU 函数。迭代周期 (epoch) 为 500，此时模型性能已经饱和；模拟数据批尺寸 (batch-size) 为 8，模拟数据 500 次训练中每次训练事件花费 5 秒左右，训练阶段总共花费约 1.5 小时；储气库实际数据及煤层顶板压裂数据 500 次训练中每次训练事件花费 10 秒左右，训练阶段总共花费约 3 小时。

虽然储气库实际数据和煤层顶板压裂数据的数据量较小，但训练时间远大于模拟数据，这是由于煤层顶板压裂数据的高频噪声和复杂波形分布，以及储气库实际数据的事件信噪比较低导致模型学习难度较大。

2 模拟数据噪声压制效果分析

本研究通过对比不同信噪比条件下的波形特征变化，系统验证了 RC-Transformer 模型在微地震信号去噪领域的有效性。图 4 展示了原始模拟数据波形图，可见其具有显著的震相特征和清晰的波形能量。为全面评估模型性能，通过设置不同强度的高斯噪声 (10dB、5dB、1dB) 对模型性能进行系统测试，其对应含噪信号波形分别如图 5(a)、6(a) 和 7(a) 所示。实验结果表明，本模型在不同噪声背景下均表现出优异的去噪性能。当信噪比为 10dB 时 (图 5(a))，原始信号虽具有可辨识度，但仍存在明显背景噪声干扰。经模型处理后 (图 5(b))，在有效消除残余噪声的同时，完整保留了信号的时频特征与细节信息。在信噪比降至 5dB 的情况下 (图 6(a))，噪声对震相特征的干扰显著增强，但通过模型去噪处理 (图 6(b))，信号波形轮廓得到明显改善，信噪比提升幅度达 4.2dB。值得注意的是，在 1dB 强噪声场景中 (图 7(a))，原始信号已完全淹没于噪声背景，传统方法难以实现有效特征提取。而本模型通过多尺度特征融合机制 (图 7(b))，成功实现了信号重构，关键震相 P 波的到时特征恢复度平均达到 82% 以上，信噪比提升达 7.5dB。本次实验充分验证了本模型在复杂噪声环境下的鲁棒性和工程适用性，为微地震监测数据处理提供了新的技术手段。

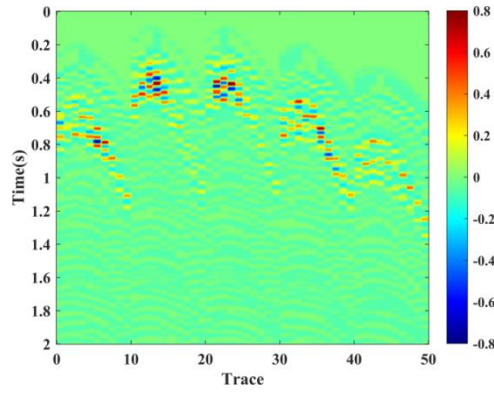
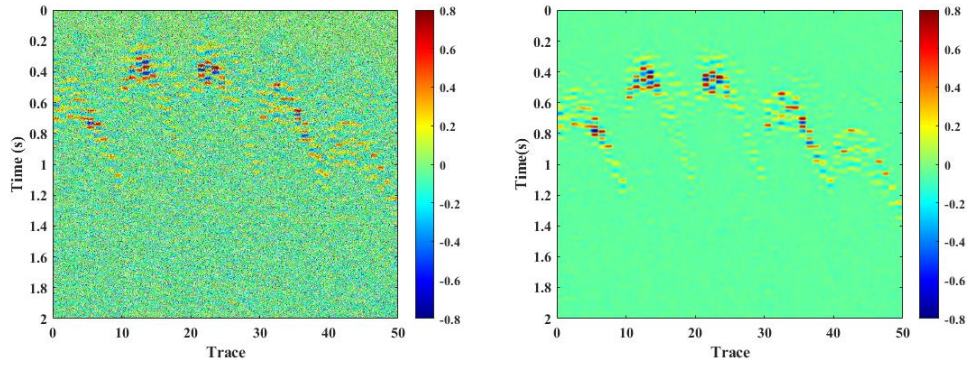


图 4 作为评估去噪性能的参考标准所采用的纯净合成微地震波形

Fig. 4 Pure synthetic microseismic waveforms used as a reference standard for evaluating denoising performance

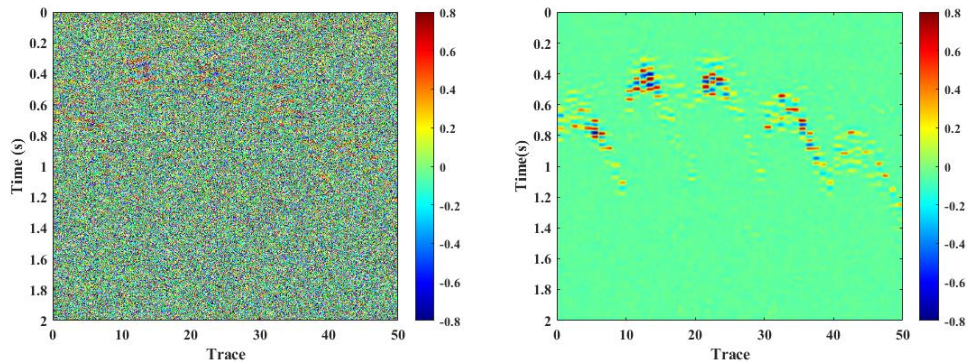


(a) 含噪波形图

(b) 去噪波形图

图 5 含高斯噪声的模拟微地震波形去噪结果（信噪比为 10db）

Fig.5 Denoising results of simulated microseismic waveform with Gaussian noise (signal-to-noise ratio = 10dB)



(a) 含噪波形图

(b) 去噪波形图

图 6 含高斯噪声的模拟微地震波形去噪结果（信噪比为 5db）

Fig.6 Denoising results of simulated microseismic waveform with Gaussian noise (signal-to-noise ratio = 5dB)

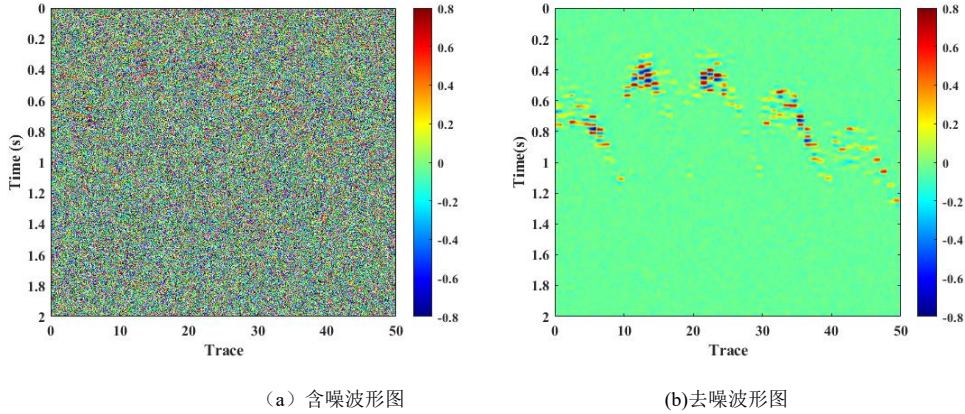


图 7 含高斯噪声的模拟微地震波形去噪结果（信噪比为 1db）

Fig.7 Denoising results of simulated microseismic waveform with Gaussian noise (signal-to-noise ratio = 1dB)

在模拟数据训练过程中，我们评估了模型的损失函数（Loss）、峰值信噪比（Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR）和结构相似性（Structural Similarity Index Measure, SSIM）。如图 8 所示，随着训练的进行，损失函数逐渐趋近于 0，表明模型能够有效拟合训练数

据；PSNR 达到 30 以上，表明去噪后的信号与干净信号之间的误差较小，去噪效果显著；SSIM 趋近于 1，表明去噪后的微地震波形在结构上与纯净波形相似度很高。这些评估指标充分证明了模型在去噪任务中的优异性能。

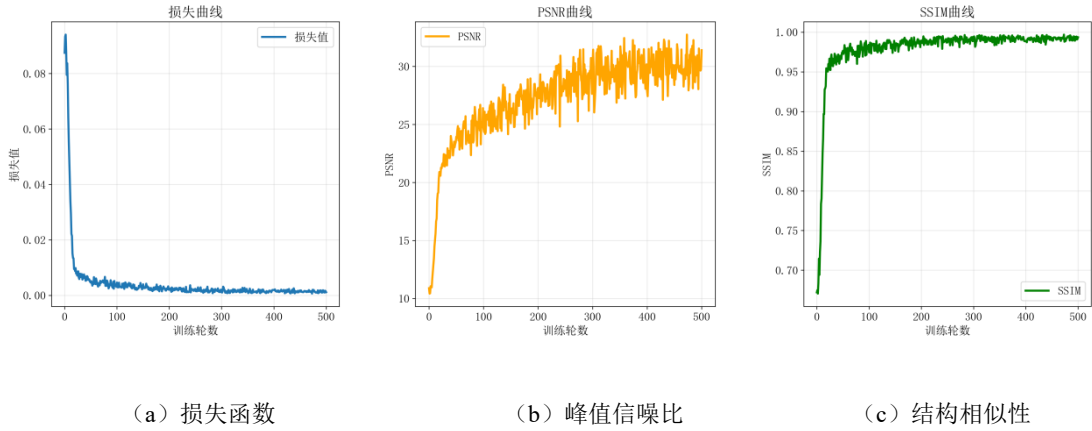


图 8 RC-Transformer 微地震去噪模型的评价参数

Fig. 8 Evaluation parameters of RC-Transformer microseismic denoising model

为了进一步验证模型的去噪性能，如图 9 和图 10，本文从去噪后的微地震波形图像中随机抽取单道地震波形，与不含噪波形进行对比，以评估模型在单道信号上的噪声抑制能力及其对微地震信号的恢复效果。通过对比去噪前后的波形，可以直观地分析模型在噪声干扰环境下的表现，从而进一步验证其在复杂噪声条件下的可靠性和优越性。

在 1dB 噪声条件下，原始波形受到噪声污染，导致信号特征模糊；去噪后的波形能

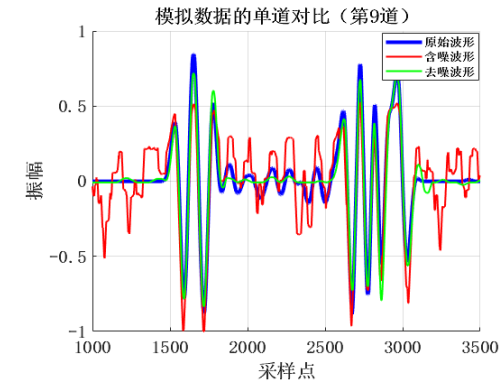
够有效抑制噪声，并恢复信号的主要特征，使其与原始无噪声波形高度一致，尤其是在图 10(a)所示的低信噪比区域，模型仍能实现信号的精确重构。如图 9(a)和图 10(a)所示，在第 9 道波形的对比中，去噪后的信号与无噪声信号几乎完全吻合，而含噪声信号则表现出明显的扰动；如图 9(b)和图 10(b)所示，在第 19 道波形的信噪比低的区段，仍能准确重构关键波形特征，同时显著降低噪声干扰，使其更加接近原始无噪声波形。

图 9 和图 10 (c) (d) 展示了在 5dB 和 1dB 高斯噪声条件下，模型对该微震事件去噪效果指标对比。去噪前，峰值信噪比分别为 16.14dB 和 11.47dB，结构相似性分别为 0.3433 和 0.2584。去噪后，PSNR 分别提升至 31.73dB 和 31.18dB，SSIM 达到 0.9681 和 0.9209。两项指标的显著变化充分表明，所提方法在有效抑制噪声的同时，较好地恢复了原始信号的结构信息。

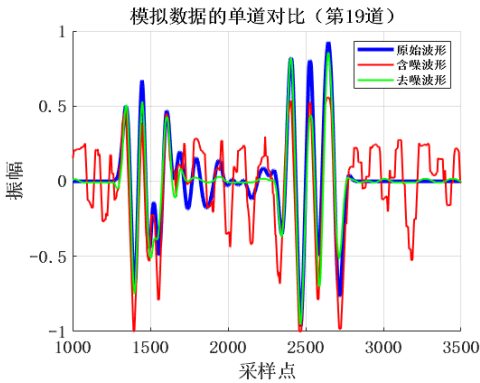
需要说明的一点是，本研究的主要去噪目标是为初至拾取提供高质量的输入数据，因此模型在优化过程中侧重于有效信号的增强与噪声抑制，并未将严格保持所有振幅细节作为核心目标。如图 9 中 2000-2500 采样点区间所示，去噪后部分波形振幅出现一定降低，这体现了模型在应对强噪声时的一种有效权衡：即在抑制噪声的同时，优先保障初至波等关键信号的识别性及波形主要

特征的完整性。

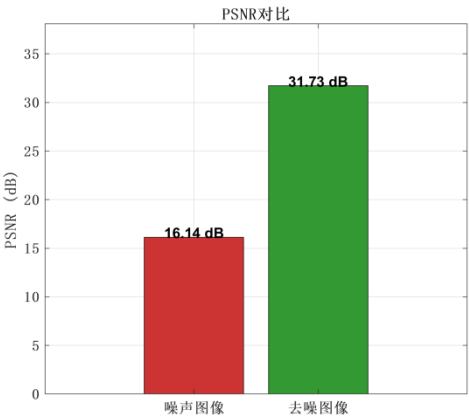
为深入分析去噪处理对有效信号关键属性的影响，在相位方面，如图 9(a) 在 1500 个采样点开始起跳，图 10 (b) 在 1300 采样点开始起跳，去噪后初至起跳时刻与干净信号高度一致，未出现明显相位畸变或延迟，有利于高精度初至拾取；极性也未发生反转，满足后续反演与震源机制分析的要求；尽管振幅绝对值存在一定压缩，但初至处振幅的相对关系和形态特征仍得到了保持，能够支持基于振幅的检测算法；频率方面，有效信号的主频得以保留，高频成分损失有限，说明模型在去噪的同时并未对有效频带造成显著损伤。本文所采用的策略能够在显著提升初至拾取准确性的同时，确保有效信号基本特征的可靠识别，符合微地震数据处理中对初至信号质量的核心要求。



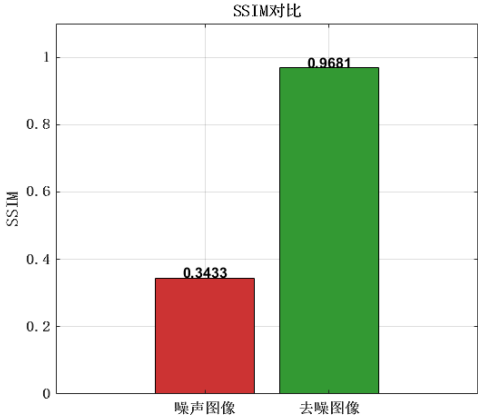
(a) 第 9 道波形对比



(b) 第 19 道波形对比



(c) 信噪比为 5db 的微震波形去噪前后的 PSNR

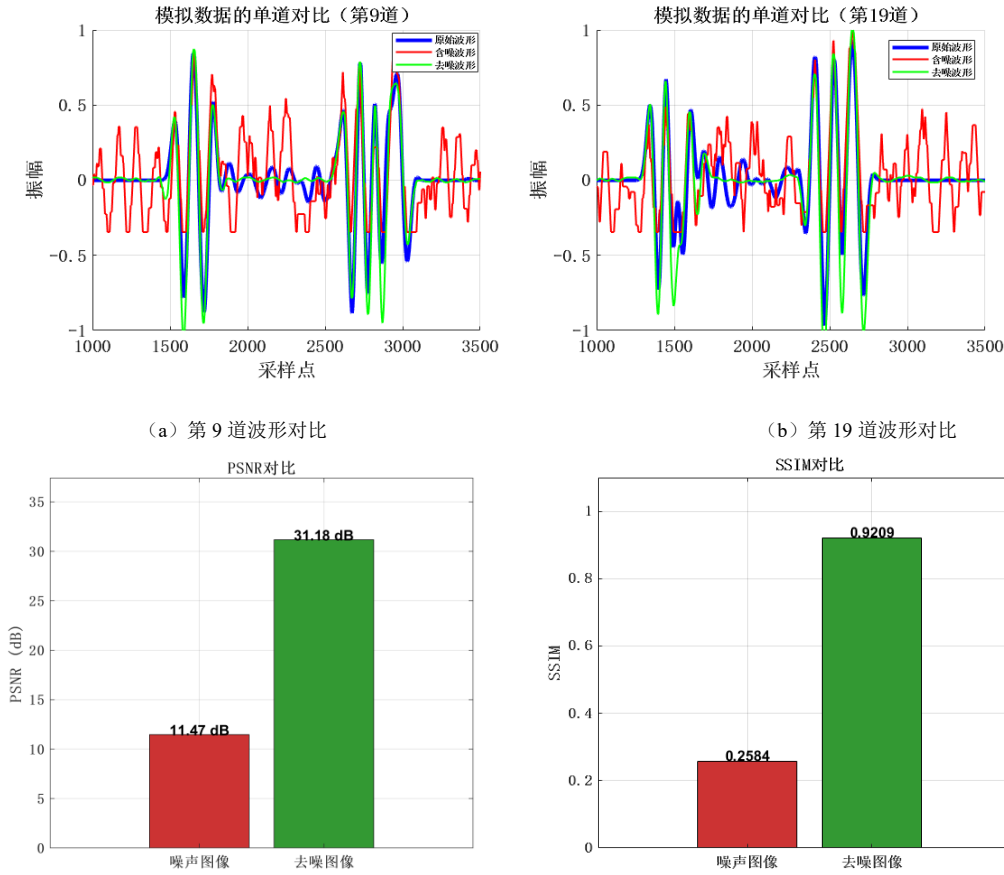


(d) 信噪比为 5db 的微震波形去噪前后的 SSIM

(蓝色：原始波形 红色：含噪波形 绿色：去噪波形，下同)

图 9 含高斯噪声的模拟微地震单道波形去噪结果对比（信噪比为 5db）

Fig.9 Denoising results comparison of a single-trace synthetic microseismic waveform contaminated by Gaussian noise (signal-to-noise ratio = 5dB)



(c) 信噪比为 1db 的微震波形去噪前后的 PSNR

(d) 信噪比为 1db 的微震波形去噪前后的 SSIM

图 10 含高斯噪声的模拟微地震单道波形去噪结果对比（信噪比为 1db）

Fig.10 Denoising results comparison of a single-trace synthetic microseismic waveform contaminated by Gaussian noise (signal-to-noise ratio = 1dB)

3 实测数据噪声压制效果分析

图 11 展示了储气库地质体完整性实测微地震监测数据的 RC-Transformer 模型去噪结果。图 11(a)代表实测波形图，图 11(b)为去噪后的波形图。尽管实测数据的噪声背景复杂且具有较高的不确定性，经过模型去噪处理后，信号轮廓变得更加清晰，背景噪声显著降低，且有效保留了震相细节。在煤层顶板压裂实测微地震数据条件下，实测数据中的噪声干扰极为强烈，传统方法几乎无法识别有效信号。如图 12(a)展示了煤层顶

板压裂实测微地震数据，未经处理的实测数据波形几乎被噪声完全淹没，而去噪后的波形（图 12(b)）则能够清晰地恢复震相特征，进一步验证了模型在复杂噪声环境下的信号重构能力。

尽管实测数据中的噪声环境复杂多变，涵盖环境噪声、仪器噪声等多种干扰因素，模型仍能有效提取目标信号并优化波形质量。这些实验结果充分证明了模型在复杂地震监测环境中的应用潜力，尤其是在面对高度不确定性的噪声干扰时，仍表现出卓越的去噪性能与信号恢复能力。

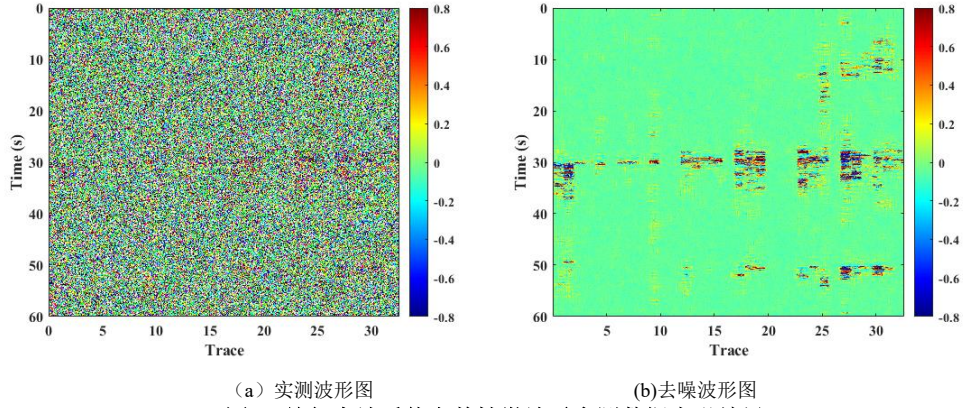


图 11 储气库地质体完整性微地震实测数据去噪结果

Fig. 11 Denoising results of field microseismic data for reservoir geologic body integrity

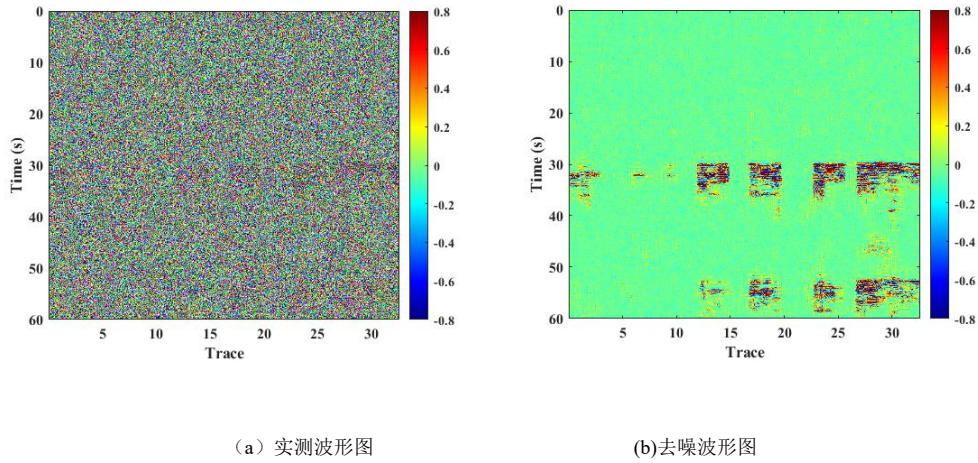


图 12 煤层顶板压裂微地震实测数据去噪结果

Fig. 12 Denoising results of field microseismic data of coal seam roof fracturing

图 13 和图 14 分别展示了 RC-Transformer 模型在储气库和煤层顶板压裂实测数据的单道波形去噪效果。实验结果表明，如图 13(a)(b)在储气库极低信噪比实测数据下，模型具有较强的噪声抑制能力，能够有效恢复信号的主要特征。在第 26 和第 31 道波形对比中，去噪后的信号与原始信号较为一致，表明模型在强噪声强度下能够精准保留震相特征并显著降低背景噪声，展现出优异的去噪性能。

在煤层顶板压裂较低信噪比条件下，尽管噪声较强，模型依然能够抑制噪声干扰，并在较大程度上恢复信号的细节特征。如图 14(a)(b)单道波形所示，尽管波形几乎被噪声覆盖，去噪后的信号仍能清晰呈现震相结构，表明模型在极端噪声环境下仍具备出色的信号重构能力与鲁棒性。这一结果进一步

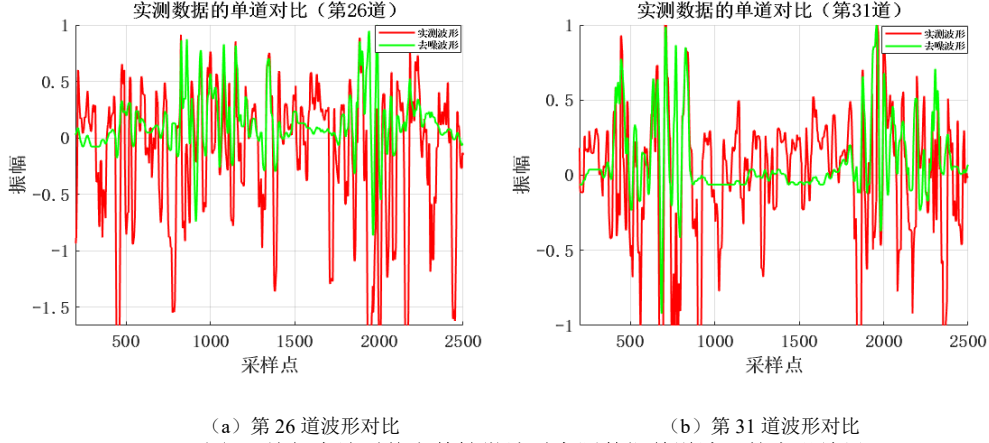
验证了模型在复杂地震监测任务中的适应性及其在高噪声条件下的可靠性。

经以上对比分析发现，不同矿区之间的信号存在显著的系统性差异，这些差异主要来源于地质结构、噪声类型和震源机制三个方面。储气库地层构造相对简单。而煤层压裂区域往往地质结构更复杂，含有较多的裂隙和不均匀体，其噪声背景中既包含高频机械振动，也包含地质活动产生的宽带噪声。两类区域中微震事件的震源机制和辐射模式也有所不同，导致波形特征和频率成分存在差异。

尽管存在这些系统性差异，RC-Transformer 模型仍表现出良好的稳健性和泛化能力。这主要归功于模型采用了多头注意力机制与多尺度卷积模块，能够自适应地学习不同噪声与信号的耦合关系，而不仅仅

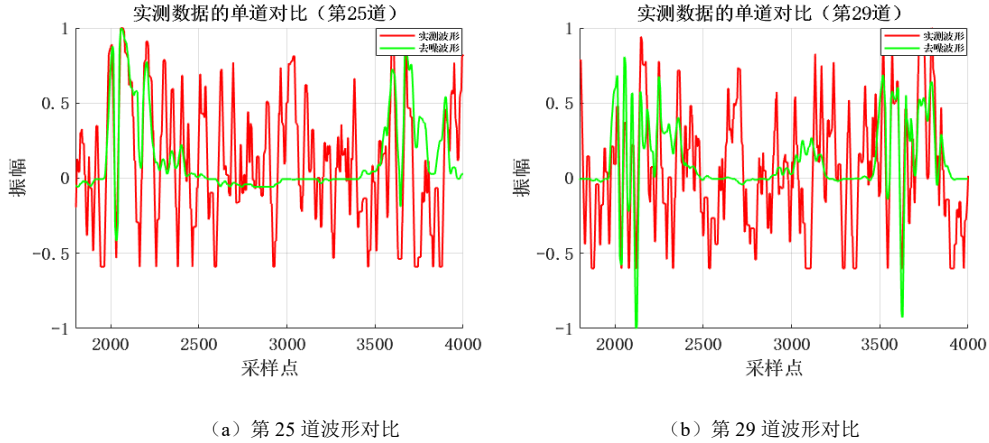
依赖于特定类型的波形或噪声统计特征。模型在储气库和煤矿两类数据上的去噪效果表明：1) 在多种噪声背景下都能有效保留 P 波等关键震相的时频特征；2) 在不同信噪比

条件下均能显著抑制噪声而不过度平滑信号；这些结果表明，模型能够适应不同矿区的噪声环境，具有较强的泛化能力。



(a) 第 26 道波形对比 (b) 第 31 道波形对比
图 13 储气库地质体完整性微地震实测数据单道波形的去噪结果

Fig. 13 Denoising results of single-channel waveforms of field microseismic data for reservoir geologic body integrity evaluation



(a) 第 25 道波形对比 (b) 第 29 道波形对比
图 14 煤层顶板压裂实测微地震数据单道波形的去噪结果

Fig. 14 Denoising results of single-channel waveforms of field microseismic data for reservoir geologic body integrity evaluation

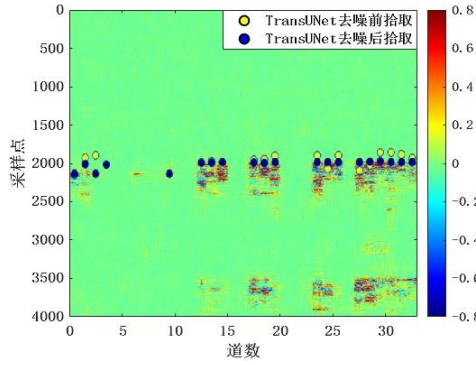
为系统评估 RC-Transformer 算法在噪声压制与有效信号恢复方面的性能，本研究基于实测微地震数据开展了深入的初至拾取对比分析。图 15 (a) 展示了采用 Chen 等 (2025) 提出的 TransUNet (Transformer-based U-Net) 算法在 RC-Transformer 处理前后对 P 波初至的拾取效果对比。分析结果表明，经 RC-Transformer 去噪处理后，初至时间能够被连续、稳定地提取，且主要集中分布于 1900 至 2300 采样点范围内。与未去噪数据相比，去噪后的初至拾取质量显著提升，各道波形展现出更好的一致性，充分体现了

噪声压制对初至识别效果的重要改善作用。图 15 (b) 进一步对某微震事件中全部 33 个通道的初至拾取结果进行了定量统计。结果显示，去噪后的初至拾取正确率达到 95%，误拾率仅为 3% 左右；而未去噪数据的误差率高达 15%。各通道信号初至时间分布连续且规律一致，表明去噪处理有效提升了初至识别的准确性与可靠性，为后续微地震反演与解释工作奠定了坚实的数据基础。图 15 (c) 以第 19 道为例，从单道层面展示了去噪前后初至点与人工拾取结果的对比情况。可以看到，初至位置位于 2000 采样点附近，与

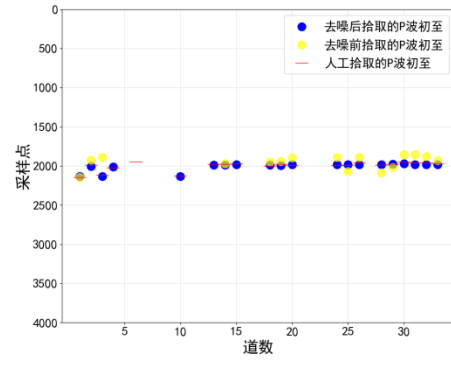
该道波形振幅的显著起跳点完全吻合，进一步验证了 RC-Transformer 算法在有效保持信号特征方面的优越性能。

图 15 (d) 和图 15 (e) 分别展示了第 19 道实测波形及去噪后波形的时频分析结果，可观察到在 1900–2300 与 3500–3800 采样点区间内存在显著的能量集中。为进一步明确判别该能量集中区域属于有效信号或噪声，进一步通过带通滤波（保留 1HZ-10HZ）对实测数据信号进行分析（图 15 (f)），结果显示有效信号和背景噪声同样集中分布于

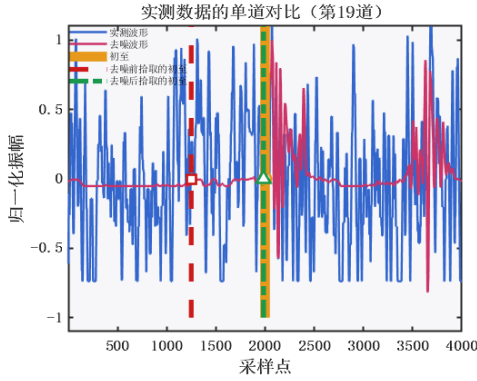
1–10 Hz 低频段，且在时频域中广泛存在。由于有效信号与噪声在主要频带上高度重叠，传统时频分析方法难以实现二者的有效区分，凸显了其在强噪声背景下识别弱信号的固有限制。基于传统方法的这一不足，更体现出本文所提出的 RC-Transformer 算法在信号处理中的优势，该方法能够深度融合信号的时频特征与深层统计特性，从而在强噪声环境中实现更精确的信号提取与更有效的噪声抑制。



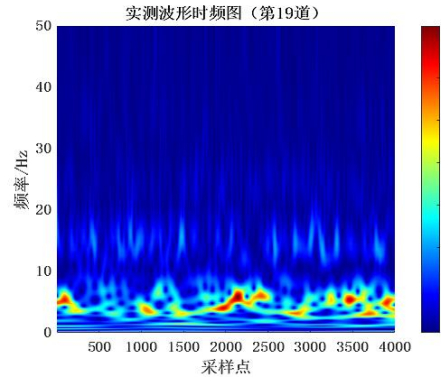
(a) TransUNet 去噪前后 P 波初至拾取结果



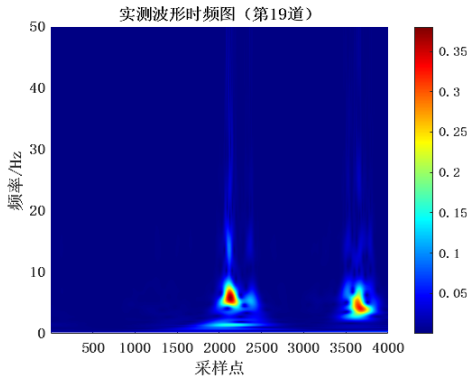
(b) TransUNet 去噪前后 P 波初至拾取结果对比分析



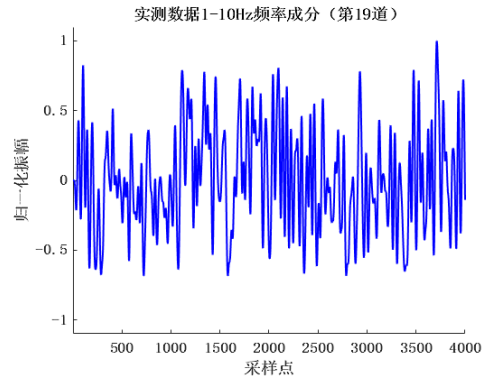
(c) 第 19 道单道波形拾取结果对比



(d) 实测数据时频图 (第 19 道)



(e) RC-Transformer 算法压制后的实测时频图 (第 19 道)



(f) 带通滤波后的实测波形 (第 19 道)

图 15 煤层顶板压裂微震数据去噪前后的初至拾取及时频图分析

Fig. 15 Analysis of first-arrival picking and time-frequency spectrum of field microseismic data for coal seam roof fracturing before and after denoising

4 不同类别噪声压制结果对比

为系统评估 RC-Transformer 模型的去噪性能,本研究在信噪比为 1 dB 的条件下,对模拟数据中四种典型噪声场景进行对比实验: 1) 脉冲噪声, 2) 泊松噪声, 3) 均匀噪声, 4) 混合噪声。实验结果表明,该去噪模型在不同噪声环境下均展现出卓越性能。具体而言,在强脉冲噪声(1 dB)干扰下,模型仍能有效分离噪声成分并保留关键信号特征;针对泊松噪声与均匀噪声,模型表现出更优的噪声抑制能力,其特有的噪声判别机制可实现原始信号特征的高精度还原。

图 16 展示了原始无噪声信号的波形图,作为后续分析的基准参考。图 17(a)和(b)分别呈现了 1dB 脉冲噪声污染后的波形及其去噪结果,图 17(c)和(d)进一步展示了第 9 道和第 19 道单道波形的对比情况。结果表明去噪后的波形与原始信号高度一致。类似地,图 18(a)和(b)展示了 1dB 均匀噪声污染波形与去噪结果,图 18(c)和(d)分别呈现了第 9 道和第 19 道单道波形的对比,进一步

证明去噪后的信号在时序结构上与原始信号高度吻合。此外,图 19(a)和(b)显示了 1dB 泊松噪声污染波形与去噪后的波形,图 19(c)和(d)分别展示了第 9 道和第 19 道单道波形的对比,验证了模型在泊松噪声环境下的信号恢复能力。

图 20(a)和(b)分别展示了模拟微地震波形在 1dB 混合噪声的去噪结果,该混合噪声由均匀噪声、脉冲噪声、泊松噪声和高斯噪声复合而成。为深入分析去噪效果,图 20(c)和(d)特别选取第 9 道和第 19 道单道波形进行局部放大对比。研究结果表明:在混合噪声环境中,各噪声成分展现出明显的差异化特征:均匀噪声因其宽幅波动特性成为主要干扰源;脉冲噪声虽仅影响约 10%的采样点,但其极端幅值对信号局部特征产生显著畸变;而泊松噪声和高斯噪声则主要引入具有不同统计特性的随机扰动。特别值得关注的是,RC-Transformer 模型在均匀噪声处理方面的优势在混合噪声场景中得到了有效迁移和增强,其综合去噪性能显著优于单一噪声条件下的表现。这一现象不仅证实了模型对各类噪声的处理能力,更揭示了其独特的噪声协同处理机制。

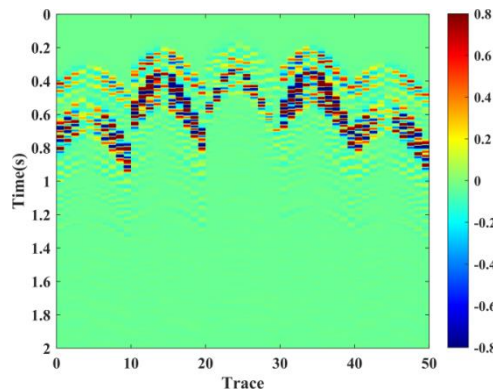
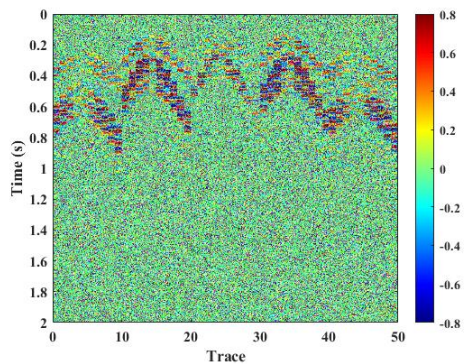
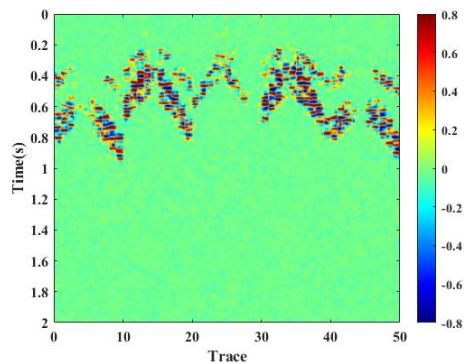


图 16 作为评估去噪性能的参考标准所采用的纯净合成微地震波形

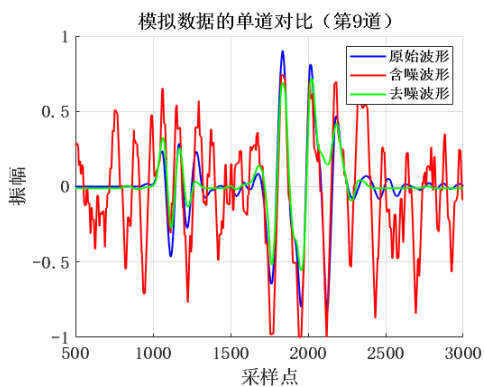
Fig. 16 Pure synthetic microseismic waveforms used as a reference standard for evaluating denoising performance



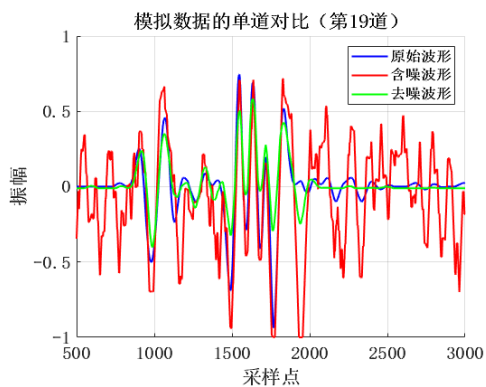
(a) 含噪波形图



(b) 去噪后波形图



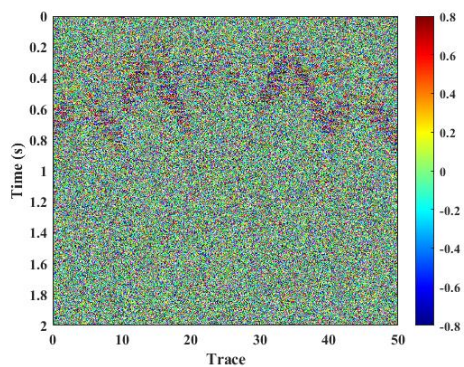
(c) 第9道波形对比



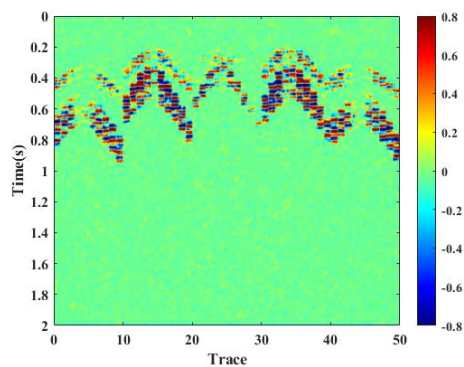
(d) 第19道波形对比

图 17 含脉冲噪声的模拟微地震波形去噪结果 (信噪比为 1db)

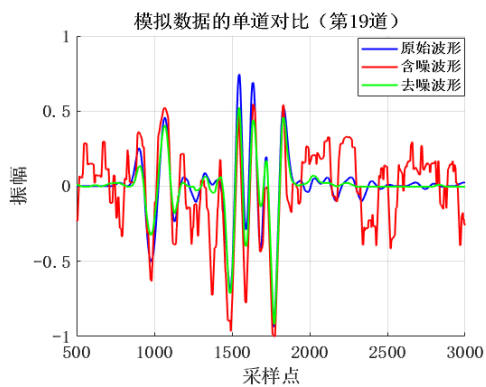
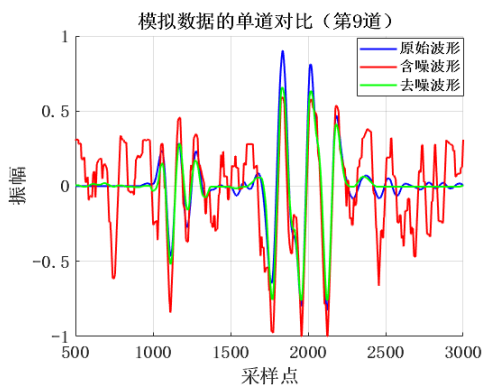
Fig. 17 Denoising results of simulated microseismic waveform with impulse noise (signal-to-noise ratio = 1db)



(a) 含噪波形图



(b) 去噪后波形图

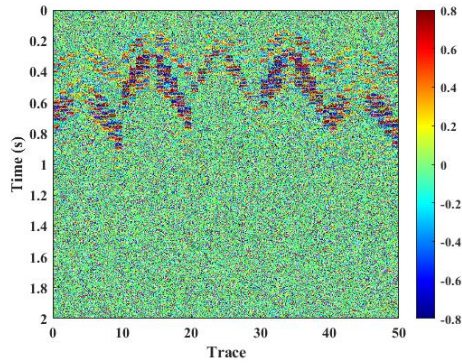


(c) 第 9 道波形对比

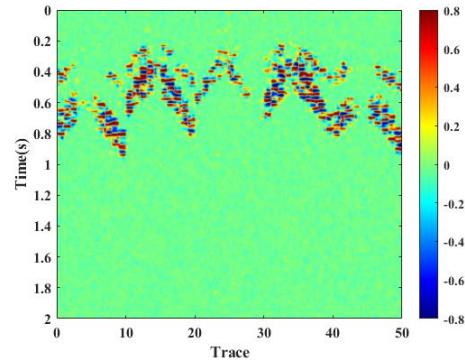
(d) 第 19 道波形对比

图 18 含均匀噪声的模拟微地震波形去噪结果 (信噪比为 1db)

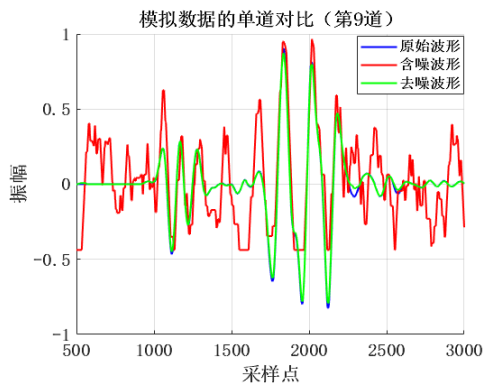
Fig.18 Denoising results of simulated microseismic waveform with uniform noise (signal-to-noise ratio = 1dB)



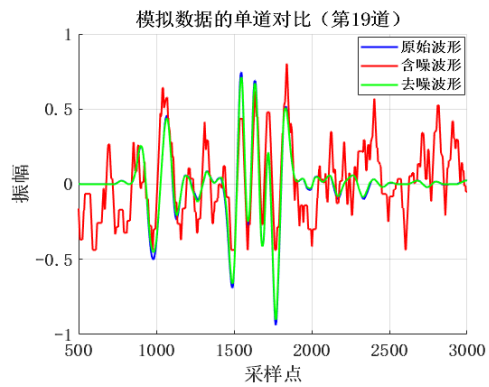
(a) 含噪波形图



(b) 去噪后波形图



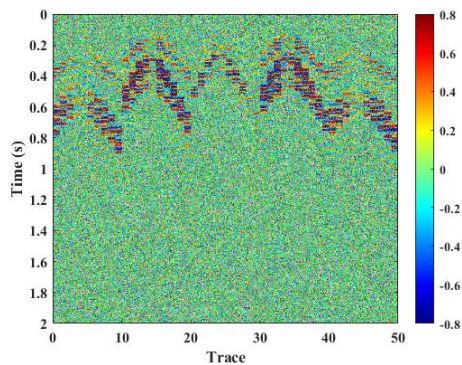
(c) 第 9 道波形对比



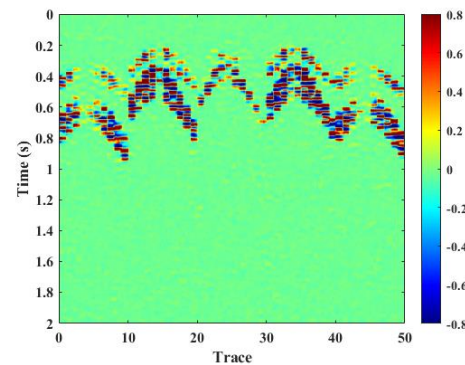
(d) 第 19 道波形对比

图 19 含泊松噪声的模拟微地震波形去噪结果 (信噪比为 1db)

Fig.19 Denoising results of simulated microseismic waveform with Poisson noise (signal-to-noise ratio = 1db)



(a) 含噪波形图



(b) 去噪后波形图

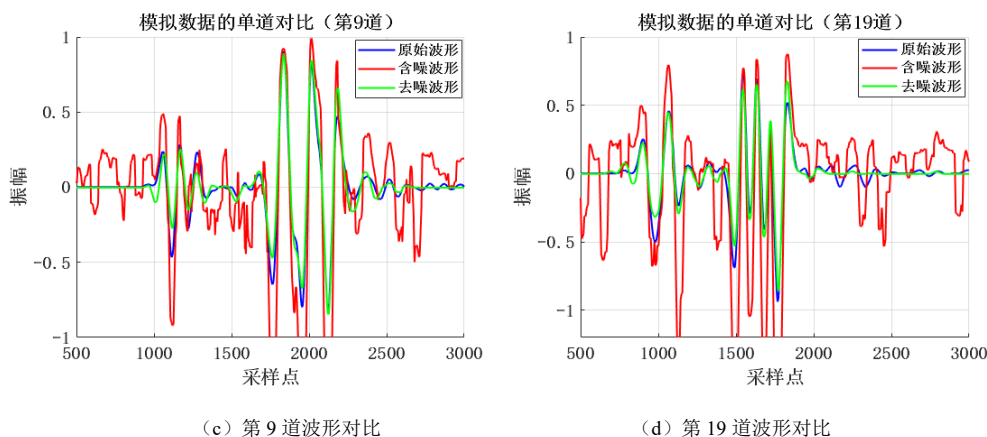


图 20 含混合噪声的模拟微地震波形去噪结果（信噪比为 1db）

Fig.20 Denoising results of simulated microseismic waveforms with mixed noise (signal-to-noise ratio = 1db)

表 2 展示了 RC-Transformer 模型在不同噪声类型下的去噪性能评估结果。从定量指标来看，模型在混合噪声（均匀、高斯、泊松、脉冲）条件下表现最为优异，PSNR 达到 32.08，SSIM 为 0.9802。该模型在混合噪声数据集上完成训练，使其能够学习到超越单一噪声类型的、更具通用性的信号特征表示。在面对符合真实场景复杂特性的混合噪声测试环境时，模型展现出更全面而稳定的去噪性能。这一优异去噪性能主要源于模型对均匀噪声的出色处理能力，而均匀噪声在混合噪声构成中占据主导地位。模型在单一噪声测试中，对均匀噪声的去噪效果最为突出（PSNR=31.95，SSIM=0.9751），这为混合噪声条件下的优异表现奠定了重要基础。

在其余噪声类型中，模型对高斯噪声（PSNR=31.75，SSIM=0.9743）和泊松噪声（PSNR=31.58，SSIM=0.9738）的处理能力也较为突出。虽然脉冲噪声条件下的指标值相对略低（PSNR=31.52，SSIM=0.9722），但由于其在混合噪声中仅占 10%的比例，对整体性能影响有限。

RC-Transformer 在混合噪声环境下的优异性能源于其独特的噪声处理机制：该模型对主导的均匀噪声展现出显著的去噪优势，同时对次要的高斯、泊松和脉冲噪声保持良好适应性，这种均衡的噪声处理能力使其在实际微地震数据处理中表现出色。

表 2 不同噪声类型下的评价指标对比

Table 2 Comparison of evaluation metrics under different types of noise

噪声类型	PSNR	SSIM
脉冲噪声	31.52	0.9722
泊松噪声	31.58	0.9738
高斯噪声	31.75	0.9743
均匀噪声	31.95	0.9751
混合噪声	32.08	0.9802

5 不同算法去噪结果对比

为了系统评估 RC-Transformer 模型在噪声压制方面的性能优势，在相同的训练轮次和实验条件下，我们在-5dB 极低信噪比的混合噪声环境中，对 RC-Transformer 模型与多种主流深度学习方法及传统小波去噪算法进行了对比，全面验证各算法在复杂噪声环境下的去噪性能表现。

图 21(a)展示了基于周怀来等（2006）提出的软阈值的小波变换的去噪效果。在本次研究中，通过多次实验对比，最终阈值设定为 0.05。由图可知，尽管该方法能够在一定程度上抑制噪声干扰，但其去噪效果仍存在明显局限性，尤其是在噪声较强的弱信号区域，残留噪声较多，微地震有效信号特征不

够清晰，影响了有效信息的准确辨识。图 21(b) 展示了基于 Sun 等（2023）提出的 UNet 模型的去噪结果。UNet 模型通过跳跃连接增强了特征提取能力，模型架构具有一定的优越性，能够较好地捕捉局部细节。然而，UNet 模型在强噪声区域的去噪效果仍显不足，部分噪声未能完全去除，导致有效信号的波形特征受到一定影响。图 21(c)所示为基于 Liang 等（2021）提出的 SwinIR（一种基于窗口 Transformer 的通用图像复原网络）模型在噪声压制方面展现出一定的效果。该模型通过引入窗口注意力机制，能够有效抑制混合噪声的干扰。然而，由于其采用固定尺寸的窗口划分策略，这种结构刚性限制了模型对地震信号特征的适应性，特别是在处理复杂波形变换时，难以实现最优的自适应特征捕捉能力。这一局限性导致其在微地震数据去噪任务中的性能受到制约。此外，较大的模型参数量导致其推理速度较慢，计算效率明显低于其他神经网络模型，因此其去噪效果相对欠佳。图 21(d)展示了 RC-Transformer 模型的去噪效果。RC-Transformer 模型在去噪任务中表现优异，能够有效去除混合噪声，尤其在初至波的捕捉上表现出较强的稳定性。图 22(a)(b)(c)(d)进一步对比了不同算法的单道波形去噪结果。通过单道波形对比可以发现，RC-Transformer 对有效事件波形特征的捕捉更加准确，去噪效果显著优于其他方法，能够在保留有效信号的同时，显著抑制噪声干扰，展现出优越的去噪性能。

此外，RC-Transformer 在保持优异去噪质量的同时，平衡了计算效率。如表 3 和表 4 所示，虽然 UNet 在推理速度（25ms/样本）和网络复杂度（60 GFLOPs）上表现更优，但其较小的参数量（80M）限制了模型容量，导致去噪性能稍逊；而 SwinIR 虽然参数量（110M）与 RC-Transformer（102M）相近，

但其推理速度（45ms/样本）较慢，且计算开销更高（90 GFLOPs）。相比之下，RC-Transformer 以 40ms/样本的推理速度和 80 GFLOPs 的复杂度，在模型规模、计算效率和去噪性能之间取得了更优的平衡，使其成为高噪声场景下兼顾实时性与精度的理想选择。

从去噪性能指标来看，RC-Transformer 模型去噪后的微地震波形的 PSNR 达到 31.75，SSIM 高达 0.9743，显著优于其他方法，表明其在去噪任务中具有卓越的性能。小波阈值去噪方法的 PSNR 为 25.31，SSIM 为 0.6025，虽然能够在一定程度上降低噪声干扰，但其去噪效果仍存在明显局限性。在实际应用中，我们非常重视在资源受限的环境中控制网络规模并优化计算效率。通过精心设计模型架构以降低计算复杂度和推理延迟，我们能够在大型实时去噪系统中同时平衡性能和效率的需求。这种方法不仅使深度学习模型能够处理复杂的去噪任务，还推动了去噪技术在实际场景中的广泛应用和进一步发展。

表 3 模型性能对比

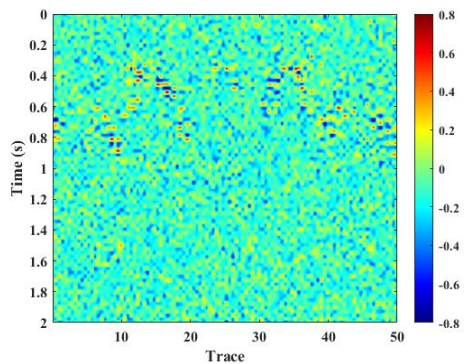
Table 3 Model performance comparison

模型	参数数量 (M)	一次推理 时间 (ms)	网络复杂度 (GFLOPs)
UNet	80	25	60
RC-Transformer	102	40	80
SwinIR	110	45	90

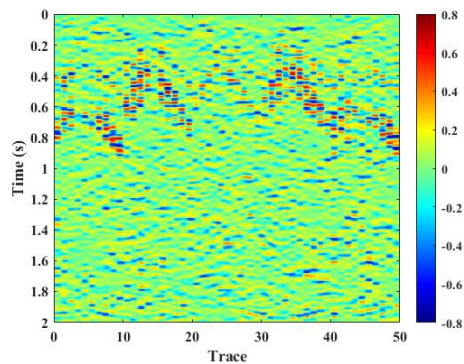
表 4 不同去噪方法的 PSNR 与 SSIM

Table 4 PSNR and SSIM of different denoising methods

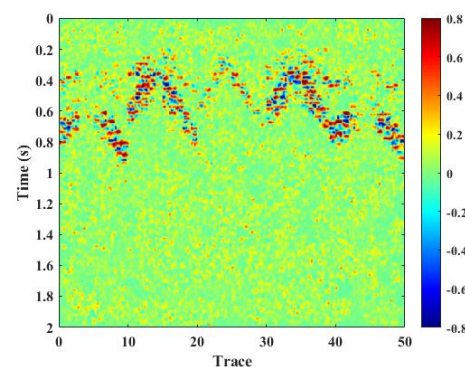
去噪方法	PSNR	SSIM
含噪数据	22.58	0.2837
小波阈值去噪	25.31	0.6025
UNet	28.21	0.7061
SwinIR	29.20	0.8025
RC-Transformer	31.75	0.9743



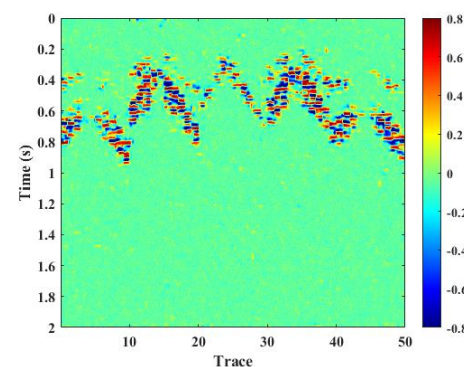
(a) 小波变换



(b) UNet



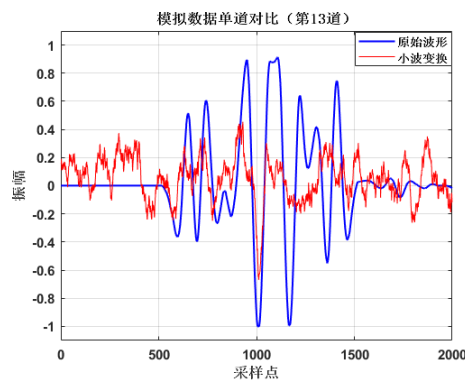
(c) SwinIR



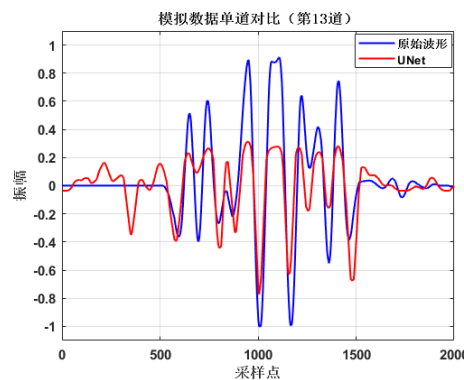
(d) RC-Transformer

图 21 含混合噪声的模拟微地震波形不同算法去噪结果对比 (信噪比为-5db)

Fig.21 Comparison of denoising results of different algorithms for simulated microseismic waveforms with mixed noise (signal-to-noise ratio = -5dB)



(a) 小波变换



(b) UNet

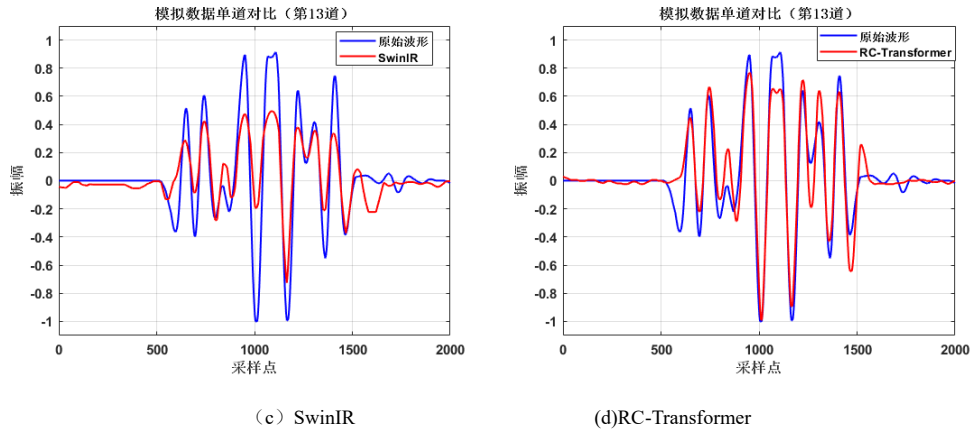


图 22 含混合噪声的模拟微地震波形不同算法单道波形去噪结果对比 (信噪比为-5db)
Fig.22 Comparison of single-channel waveform denoising results of different algorithms for simulated microseismic waveforms with mixed noise (signal-to-noise ratio = -5db)

6 结论

本文在传统微地震信号去噪方法的基础上,提出了一种基于 RC-Transformer 的改进方法,通过残差卷积网络(RC)与多头注意力机制的协同架构,实现了复杂噪声环境下有效微地震信号特征提取能力的提升。实验结果表明:(1)在噪声鲁棒性方面,本方法对高斯、脉冲、均匀以及混合等复杂噪声均展现出稳定性能,其中在混合噪声场景下达到最优指标(PSNR 32.08, SSIM 0.9802),较其他噪声类型提升幅度达 2.5%以上;(2)在模型效率方面,虽参数量略高于 UNet,但通过优化注意力计算机制,推理速度和网络复杂度低于同类 Transformer 架构;(3)在去噪效果对比中,本方法 PSNR 达 31.75,较 UNet 提升 12.55%,SSIM 指标更以 97.43% 显著超越传统小波阈值方法和 SwinIR,验证了残差连接与全局注意力协同设计在信号细节保留上的优势。

特别值得关注的是,本方法在极端低信噪比条件下仍能有效恢复震相特征,当信噪比提升至 10dB 时,去噪信号与原始信号的频谱相似度可达 98%以上。在实测数据测试中,模型对环境噪声、人工干扰及地质噪声的复合抑制效果突出,其单通道处理时延可满足微地震监测系统实时性要求。

未来研究将从三方面展开优化:首先,

设计分层自适应注意力机制以平衡局部特征提取与全局依赖建模;其次,构建基于自监督预训练的多任务学习框架,提升模型对未知噪声类型的泛化能力;最后,开发轻量化部署方案,通过动态稀疏注意力机制将参数量压缩至 70M 以下,以适应边缘计算设备的资源约束,为非常规油气开发中的微地震事件检测提供了新的技术范式。

References

- Bonar , D., Sacchi , M., 2012.Denoising Seismic Data using the Nonlocal Means Algorithm.*Geophysics*,77(1):A5-A8.<https://doi.org/10.1190/geo2011-0235.1>
- Bose , S., De , A., Chakrabarti , I., 2020. Framework for Automated Earthquake Event Detection Based on Denoising by Adaptive Filter. *IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers*,67(9):3070-3083.10.1109/TCSI.2020.2984960
- Cao , L., Lei , Z., Zhou ,Z., et al., 2023.An Underwater Acoustic Signal Denoising Method for Broadband Interference from Underwater Platforms Based on the Deep Neural Network Model. 2023 6th International Conference on Information Communication and Signal Processing(ICICSP).IEEE,2023:439-444.10.1109/ICICSP59554.2023.10390690
- Chen , K., Li , M., Li , X., et al ., 2025.Enhancing Microseismic Event Detection with Trans UNet: A Deep Learning Approach for Simult

- aneous Pickings of P-Wave and S-Wave First Arrivals. *Artificial Intelligence in Geosciences*, 100129. <https://doi.org/10.1016/j.aiig.2025.100129>
- Chen , X.Q., Zhu , J.J., Zhu , Q.L., et al ., 2025. Fine Processing and Analysis of Multibeam Bathymetric Data Outlier from Surveying and Mapping in the South China Sea. *Earth Science*, 50(2):535-550.10.3799/dqkx.2023.207.(in Chinese with English abstract).
- Dong , X.T., Zhong , T., Wang ,H.Z., et al ., 2022.The Denoising of Desert Seismic Data Acquired from Tarim Basin Based on Convolutional Adversarial Denoising Network. *Chinese Journal of Geophysics (in Chinese)*, 65(7):2661-2672.10.6038/cjg2022P0279.(in Chinese with English abstract).
- Feng , Y.J., Chen , X.H., 2023. Seismic Data Reconstruction Based on Partial Convolution and Attentional Mechanism Adversarial Network Model. *Oil Geophysical Prospecting*, 58(1): 21-30.10.13810/j.cnki.issn.1000-7210.2023.01.002. (in Chinese with English abstract).
- Dou, J., Tang , H.M., Dong , A.N., 2025. Intelligent Recognition and Feature Analysis of Seismic Surface Cracks Integrating Multi-Scale Features and Attention Mechanism: A Case Study of the 2025 Dingri, Xizang MS6.8 Earthquake. *Earth Science*, 50(5): 1744-1758.10.3799/dqkx.2025.058.
- Li , M., Shen, H., Guo Y., et al ., 2021. Locating Microseismic Events using Multiplicative Time Reversal Imaging Based on Decoupled Wavefields in 2D VTI Media: Theoretical and Synthetic Cases Studies. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 202:108547. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2021.108547>
- Li , M., Yang , R.J., Liu, B ., et al ., 2023. Application of Time Reversed Imaging in Downhole Microseismic Monitoring for Fast SAGD Start - Up Enhancement of Heavy Oil Reservoir in Fengcheng Oil Field. *Northwestern Geology*, 56(5):111-119.10.12401/j.nwg.2023123.(in Chinese with English abstract).
- Li , C., Saad , O.M., Chen , Y., 2025. Unsupervised Deep Learning for Off-the-grid Seismic Reconstruction and Denoising. *Geophysics*, 2025: 90(3):V241-V254. <https://doi.org/10.1190/geo2024-0189.1>
- Li , X.G., Zhou , Y.J., Dong , H.L., et al., 2023. Seismic Resolution Improvement Method Based on Dual-attention U-Net Network. *Oil Geophysical Prospecting*, 58(3):507-517.10.13810/j.cnki.issn.1000-7210.2023.03.003.(in Chinese with English abstract).
- Liang , J., Cao , J., Sun , G., et al., 2021. Swinir: Image Restoration using Swin Transformer. *Proceedings of the IEEE/CVF international conference on computer vision*, 1833-1844. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2108.10257>
- Luo , R.Z., Li , Y.Y., 2020. Random Seismic Noise Attenuation Based on RUnet Convolutional Neural Network. *Geophysical Prospecting for Petroleum*, 59(1):51-59.10.3969/j.issn.1000-1441.2020.01.006.(in Chinese with English abstract).
- Malikov , R., Yusubova , T., Shahsenov , I., 2024. Deep Learning Approach for Denoising and Resolution Enhancement of Poststack Seismic Data. *SEG International Exposition and Annual Meeting*. SEG, 2024: SEG-2024-4090529. <https://doi.org/10.1190/image2024-4090529.1>
- Oboué , Y.A.S.I., Chen , Y., Guo , Z., et al. 2025. Leveraging Overfitting for Good-two-step Deep Image Prior Model for Seismic Denoising. *Geophysics*, 90(3):1-67. <https://doi.org/10.1190/geo2024-0236.1>
- Pham , N., Merzlikin , D., Fomel , S., et al ., 2020. Passive Seismic Signal Denoising using Convolutional Neural Network. *SEG International Exposition and Annual Meeting*. SEG: D041S100R006. <https://doi.org/10.1190/segam2020-3427266.1>
- Saad , O.M., Chen , Y., Savvaadis , A., et al ., 2022. Unsupervised Deep Learning for Single-channel Earthquake Data Denoising and Its Applications in Event Detection and Fully Automatic Location. *IEEE Transactions on Geosci*

- ence and Remote Sensing*,60: 1-10.10.1109/TGRS.2022.3209932
- Saad , O.M., Helmy ,I., Chen , Y., 2024.Unsuper-vised Deep-learning Framework for 5D Seismic Denoising and Interpolation.*Geophysics*,89(4): V319-V330.<https://doi.org/10.1190/geo2023-0637.1>
- Shao , J., Sun ,C.Y., Tang , J., et al ., 2016.Micro-seismic Data Denoising Based on Sparse Representations Over Learned Dictionary in the Wavelet Domain.*Oil Geophysical Prospecting*,51(2):254-260.10.13810/j.cnki.issn.1000-7210.2016.02.007.(in Chinese with English abstract).
- Shen , H., Zhao , Z.Q., Zhang , W., 2023.Adaptive Dynamic Filtering Network for Image Denoising *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*.37(2):2227-2235.<https://doi.org/10.1609/aaai.v37i2.25317>
- Sun , C.Y., Shao , J., Lan , Y., et al ., 2016.Seismic Random Noise Suppression Based on Independent Component Analysis Basis Functions.*Geophysical Prospecting for Petroleum*,55(2): 196-204.10.3969/j.issn.1000-1441.2016.02.005.(in Chinese with English abstract).
- Sun , L., Zheng , X., Ding , L., et al.2023.Auto-matic Identification of Strong Energy Noise in Seismic Data Based on U-Net.*IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*.61: 1-11.10.1109/TGRS.2023.3321898
- Xu , Y.K., Liu , Z.M., Xue , Y.Y., et al ., 2022. Suppression of Seismic Random Noise using Dual-channel Convolutional Neural Network.*Oil Geophysical Prospecting*,57(4):747-756.10.13810/j.cnki.issn.1000-7210.2022.04.001.(in Chinese with English abstract).
- Xu , Y.K., Wang , D., Li , Y.Z., et al ., 2024.Seismic Random Noise Suppression Method by Adaptive Dynamic Filtering Network.*Oil Geophysical Prospecting*,59(4):736-744.10.13810/j.cnki.issn.1000-7210.2024.04.012.(in Chinese with English abstract).
- Y , C.Q ., Zhou , Y.T., He , H., et al .,2021.Global Context and Attention-based Deep Convolutional Neural Network for Seismic Data Denoising. *Geophysical Prospecting for Petroleum*.60(5):751-762.10.3969/j.issn.1000-1441.2021.05.006.(in Chinese with English abstract).
- Yi , X., Luo , R.Z., 2025.Research on an Improved Swin-transformer Method for Seismic Data Noise Suppression.*Software Guide*, 24(01):35-42.10.11907/rjdk.241794.(in Chinese with English abstract).
- Yin , X., Liu , Q., Huang , X., et al , 2022.Development and Application of a Novel Hybrid CeeMDAN-lwt Denoising Approach in Microseismic Monitoring. *Pure Appl. Geophysics*.179,3279 – 3294.<https://doi.org/10.1007/s00024-022-03115-8>
- Yu , R.S., Zhang , Y., Zhou , C., 2020.Deep Convolutional Generative Adversarial Network for Random Noise Attenuation in Rayleigh Wave Signal.*Progress in Geophysics*.35(6): 2276-2283.10.6038/pg2020EE0060.(in Chinese with English abstract).
- Zhang , S., Li , M., Cui , G.Z., et al., 2025. Simultaneous Inversion Method for Microseismic Source Location and Source Wavelet Based on Sparse Regularization FWI and mOWL-QN. *Petroleum Geophysical Exploration*,60(05):1146-1159.<https://doi.org/10.13810/j.cnki.issn.1000-7210.20240309>.(in Chinese with English abstract).
- Zhang , X.P., 2010.Technical Difficulty Analysis and Countermeasures for Field Data Gathering of Seismic Exploration for Coal in Gobi District. *Northwestern Geology*,43(2): 44-47.10.3969/j.issn.1009-6248.2010.02.007.(in Chinese with English abstract).
- Zhang , Y., Li , X.Y., Wang , B., et al ., 2021.Random Noise Suppression of Seismic Data Based on Joint Deep Learning.*Oil Geophysical Prospecting*.56(1): 9-25.10.13810/j.cnki.issn.1000-7210.2021.01.002.(in Chinese with English abstract).
- Zhang , Y., Zhang , Y.M., Dong , H.L., et al., 2024.An Integrated Method of Seismic Data Reconstruction and Denoising Based on Generative Adversarial Network.*Oil Geophysical Pro*

- specting,59(4):714-723.10.13810/j.cnki.issn.1000-7210.2024.04.008.(in Chinese with English abstract).
- Zhao , Z.C., Rao , Y., 2024.Seismic Random Noise Suppression Based on SP-DnCNN Neural Network.*Chinese Journal of Geophysics (in Chinese)*,67(10):3841-3850.10.6038/cjg2023R0483.(in Chinese with English abstract).
- Zhong , T., Chen , Y., Dong , X.T., et al .,2022. Research on Random Noise Attenuation Method for Seismic Data From Deserts Based on DBBCNN.*Oil Geophysical Prospecting*. 57(2): 268-278.10.13810/j.cnki.issn.1000-7210.2022.02.003.(in Chinese with English abstract).
- Zhou , D.H., Zhou , J.K., Xia , T.X., et al ., 2023.Suppression of High Frequency Random Noise in Seismic Data by Self-adaptive Threshold of Three Parameter Wavelet Transform.*Chinese Journal of Geophysics (in Chinese)*,66(5):2095-2111.10.6038/cjg2022P0862.(in Chinese with English abstract).
- Zhou , H.L., 2006.Research and Application of Seismic Signal Denoising Method Based on Wavelet Transform.Chengdu University of Technology.(in Chinese with English abstract).
- Zhu , W., Mousavi , S.M., Beroza , G.C., 2019.Seismic Signal Denoising and Decomposition using Deep Neural Networks. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*,57(11): 9476-9488.10.1109/TGRS.2019.2926772
- ## 中文参考文献
- 陈星铨, 朱俊江, 朱庆龙, 等, 2025.南海多波束测量中水深数据异常的精细处理与成因分析.地球科学, 50(2): 535-550.
- 董新桐, 钟铁, 王洪洲, 等, 2022.基于卷积对抗降噪网络的塔里木盆地沙漠地震资料消噪方法研究.地球物理学报,65(7): 2661-2672.
- 冯永基, 陈学华, 2023.融合部分卷积和注意力机制对抗网络模型的地震数据重建.石油地球物理勘探,58(1): 21-30.
- 窦杰, 唐辉明, 董傲男, 等, 2025. 融合多尺度特征与注意力机制的地震地表裂缝智能识别与特征分析: 以 2025 年西藏定日 MS6.8 地震为例.地球科学, 50(5): 1744-1758.
- 李萌,杨若姣,刘斌 ,等, 2023.井中微地震逆时干涉震源定位在风城重油油田 SAGD 快速预热中的应用. 西北地质, 56(5): 111-119.
- 李学贵,周英杰,董宏丽,等,2023.基于双注意力U-Net网络的提高地震分辨率方法.石油地球物理勘探,58(3):507-517.
- 罗仁泽, 李阳阳, 2020.一种基于 RUnet 卷积神经网络的地震资料随机噪声压制方法.石油物探.59(1): 51-59.
- 邵婕, 孙成禹, 唐杰, 等, 2016.基于字典训练的小波域稀疏表示微地震去噪方法.石油地球物理勘探, 51(2): 254-260.
- 孙成禹, 邵婕, 蓝阳, 唐杰, 2016.基于独立分量分析基的地震随机噪声压制.石油物探,55(2):196-204.
- 徐彦凯, 刘曾梅, 薛亚茹, 等, 2022.应用双通道卷积神经网络的地震随机噪声压制方法.石油地球物理勘探, 57(4): 747-756.
- 徐彦凯, 王迪, 李宜真, 等, 2024.自适应动态滤波网络地震随机噪声压制方法.石油地球物理勘探, 59(4): 736-744.
- 杨翠倩, 周亚同, 何昊, 等, 2021.基于全局上下文和注意力机制深度卷积神经网络的地震数据去噪.石油物探.60(5): 751-762.
- 易玺,罗仁泽,2025.改进 Swin-Transformer 的地震数据噪声压制方法研究.软件导刊.24(01):35-42.
- 俞若水,张勇,周创,2020.基于深度卷积生成对抗网络的瑞雷波信号随机噪声去除.地球物理学进展.35(6): 2276-2283.
- 张申,李萌,崔广智,等,2025.基于稀疏正则化 FWI 和 mOWL-QN 的微地震震源位置与震源子波同时反演方法.石油地球物理勘探,60(05):1146-1159
- 张向鹏,2010.戈壁地区煤田野外地震勘探资料采集的技术难点分析与对策.西北地质, 43(2): 44-47.
- 张岩, 李新月, 王斌, 等,2021.基于联合深度学习的地震数据随机噪声压制.石油地球物理勘探.56(1): 9-25, 56.
- 张岩, 张一鸣, 董宏丽, 等, 2024.应用生成对抗网络的地震数据重建和去噪一体化方法. 石油地球物理勘探, 59(4): 714-723 .

- 赵振聪, 饶莹.2024.基于结构保护去噪神经网络的地震数据随机噪声压制.地球物理学报, 67(10): 3841-3850.
- 钟铁, 陈云, 董新桐, 等, 2022.基于 DBBCNN 的沙漠区地震资料随机噪声衰减方法.石油地球物理勘探.57(2): 268-278.
- 周东红, 周建科, 夏同星, 等, 2023.三参数小波变换自适应阈值压制地震数据高频随机噪声.地球物理学报, 66(5): 2095-2111.
- 周怀来, 2006.基于小波变换的地震信号去噪方法研究与应用.成都理工大学 (博士学位论文) .