引文格式:陈冠芝,张成枫,张涵,等.DCMR-Net:一种面向复杂噪声地震记录的多尺度残差去噪网络[J].武汉大学学报(信息科学版),2026,51(11):2314-2328.DOI:10.13203/j.whugis20260325

Citation:CHEN Guanzhi,ZHANG Chengfeng,ZHANG Han,et al.DCMR-Net: A Multi-scale Residual Denoising Network for Seismic Records with Complex Noise[J].Geomatics and Information Science of Wuhan University,2026,51(11):2314-2328.DOI:10.13203/j.whugis20260325

DCMR-Net:一种面向复杂噪声地震记录的多尺度残差去噪网络

陈冠芝[1,2] 张成枫[1] 张 涵[1] 倪四道[1]

1 中国科学院精密测量科学与技术创新研究院精密大地测量与定位全国重点实验室,湖北 武汉,430077

2 中国科学技术大学地球和空间科学学院,安徽 合肥,230026

摘 要:随着深度学习在信号去噪领域的快速发展,基于卷积神经网络的数据驱动方法为复杂噪声背景下的地震信号恢复提供了新的技术途径。去噪卷积神经网络(denoising convolutional neural network,DnCNN)最初面向自然图像去噪任务设计,直接迁移至地震信号去噪时,存在感受野受限、特征尺度单一以及有效震相与噪声区分能力不足等问题。针对上述问题,提出扩张卷积多尺度残差网络(dilated convolution multi-scale residual network,DCMR-Net)。该模型利用不同扩张率的空洞卷积扩大网络感受野,通过多尺度特征融合提取局部震相细节和整体波形结构,并引入注意力机制,增强有效震相特征,抑制无关噪声响应。采用频率-波数域方法构建三分量FK合成地震波信号,分别叠加真实背景噪声、Gaussian噪声、Pink噪声和Combo混合噪声,并选取斯坦福地震数据集(Stanford earthquake dataset,STEAD)中的低信噪比实测地震记录进行模型评估。结果表明,DCMR-Net对4类噪声均具有较强的适应性,能够有效压制不同类型的噪声,同时较好保留原始合成有效信号的振幅和主要震相;在STEAD实测地震记录中,该模型能够有效提高信噪比,减弱P波到达前的背景噪声,并较好保留P波初至及主要震相特征。研究表明,DCMR-Net相较于DnCNN模型在合成数据和真实地震记录中都具有更好的去噪效果和应用潜力。

关键词:地震信号去噪;空洞卷积;多尺度特征;注意力机制;深度学习

中图分类号:P315 **文献标识码**:A **收稿日期**:2026-07-23

DOI:10.13203/j.whugis20260325 **文章编号**:1671-8860(2026)11-2314-15

DCMR-Net: A Multi-scale Residual Denoising Network for Seismic Records with Complex Noise

CHEN Guanzhi[1,2] *ZHANG Chengfeng*[1] *ZHANG Han*[1] *NI Sidao*[1]

1 State Key Laboratory of Precision Geodesy, Innovation Academy for Precision Measurement Science and Technology, Chinese Academy of Sciences, Wuhan 430077, China

2 School of Earth and Space Sciences, University of Science and Technology of China, Hefei 230026, China

Abstract: **Objectives**: With the rapid development of deep learning in signal denoising, data-driven methods based on convolutional neural networks have provided a new approach for seismic signal recovery under complex noise conditions. The denoising convolutional neural network (DnCNN), originally designed for natural image denoising, has several limitations when directly applied to seismic signal denoising, including a limited receptive field, single-scale feature representation, and insufficient ability to distinguish effective seismic phases from noise. To address these limitations, this paper proposes a dilated convolution multi-scale residual network (DCMR-Net) for seismic signal denoising. **Methods**: DCMR-Net employs dilated convolutions with different dilation rates to enlarge the receptive field, integrates multi-scale features to capture both local seismic-phase details and overall waveform structures, and introduces an attention

基金项目:国家自然科学基金(42488301,92579112)。

第一作者:陈冠芝,博士生,研究方向为人工智能地震去噪。chengz2322@mail.ustc.edu.cn

通信作者:张涵,博士,副研究员。hanzhang@apm.ac.cn

mechanism to enhance effective seismic-phase features while suppressing irrelevant noise responses. Three-component synthetic seismic signals are generated using the frequency - wavenumber (FK) method and contaminated with four types of noise, including real background noise, Gaussian noise, Pink noise, and Combo mixed noise. In addition, low-signal-to-noise-ratio real seismic records from the Stanford earthquake dataset (STEAD) are selected to evaluate the denoising performance of the proposed model. **Results:** The results show that DCMR-Net exhibits strong adaptability to all four types of noise and can effectively suppress different noise components while preserving the amplitudes of effective signals and the major seismic phases. For real seismic records from STEAD, DCMR-Net effectively improves the signal-to-noise ratio, reduces background noise before the P-wave arrival, and preserves the P-wave onset and major seismic-phase characteristics. **Conclusions:** DCMR-Net demonstrates good denoising performance and stability for both synthetic seismic data and real seismic records. By combining dilated convolution, multi-scale feature fusion, and an attention mechanism, the proposed network improves the distinction between effective seismic phases and complex noise, showing promising potential for practical seismic signal denoising applications.

Key words: seismic signal denoising; dilated convolution; multi-scale features; attention mechanism; deep learning

地震信号去噪是地震学数据处理中的基础环节,其目的在于从含噪记录中恢复有效震相信息,为后续震相识别、震源定位、波形反演及地球内部结构研究提供可靠的数据基础。环境噪声、台站仪器噪声及人文活动等干扰产生机制差异大、具有不同的频带特征,都可能显著降低地震波形的信噪比,淹没P波、S波等关键震相,给后续波形分析带来困难[1]。因此,发展稳定、有效的地震信号去噪方法,对于提升地震监测能力、降低事件检测阈值以及改善后续分析精度具有重要意义。

传统去噪方法主要利用有效信号与噪声在频率、视速度、尺度等方面的差异进行去噪,常见方法包括S变换和小波阈值去噪[2-5]、频率-空间域预测滤波[6]、曲波变换[7-8]、经验模态分解[9]及多通道奇异谱分析[10]等,此类方法通常具有较明确的物理意义和较强的可解释性。但是它们大多依赖先验假设及经验性的人工阈值的设定,在面对不同台站、不同区域及不同噪声环境时,相关参数往往需要重新调整。当噪声呈现明显非平稳性、频谱发生重叠时,传统方法容易出现有效震相损失、边缘振荡、模态混叠及噪声压制不彻底等问题。随着地震观测数据量持续增长以及自动化处理需求不断提高,传统方法在跨台站参数适配、复杂噪声鲁棒性和批量处理自动化方面的不足逐渐显现[11]。

近年来,深度学习在图像去噪、语音增强及时间序列处理等领域取得了显著进展,也为地震信号去噪提供了新的解决思路[12-13]。深度学习方法通过端到端训练,可以自动学习含噪信号与干净信号之间的非线性映射关系,从而减少对人工特征设计和逐数据参数调节的依赖。去噪卷积神经网络(denoising convolutional neural network, DnCNN)是深度学习去噪领域具有代表性的模型[14-15],网络采用残差学习策略,通过多层卷积学习输入数据中有效信号与噪声之间的特征差异。由于地震记录同样可表示为一维波形或二维多道数据,深度卷积网络及残差学习思想随后被引入地震信号去噪研究,通过学习含噪数据中的信号与噪声特征,实现随机噪声压制,并结合迁移学习提高模型对实际地震数据的泛化能力[16]。文献[17]将残差卷积神经网络用于地震随机噪声压制;文献[18]提出的DeepDenoiser实现了地震信号与噪声的分离,并验证了深度神经网络在频谱重叠和有色噪声条件下的应用潜力;文献[19]进一步构建改进残差卷积网络,增强地震随机噪声衰减能力;文献[20]也在DnCNN框架下开展了地震信号去噪建模和实验研究。上述工作表明,深度学习方法在噪声抑制和波形保持方面具有较大的应用潜力。在此基础上,深度学习地震去噪研究进一步向真实数据训练、波形保真以及实际监测应用等方向拓展。文献[21]提出P波去噪网络(P-wave denoising network, PD-Net),利用天然重复地震P波具有较高波形相似性的特点进行模型训练和验证,并通过波形相似性约束增强网络对有效地震信号的保持能力。文献[22]提出的WaveDenoiser采用编码器-解码器结构,直接在时域对三分量地震记录进行去噪,避免了

时频变换过程,并基于斯坦福地震数据集(Stanford earthquake dataset,STEAD)验证了模型对背景噪声的压制能力及其对后续震相拾取的改善作用。文献[23]进一步提出地震波形去噪器(earthquake seismogram denoiser,EQS-denoiser),利用经过质量控制的地震信号和噪声记录训练深度学习去噪模型,并将其应用于连续地震波形处理,改善事件检测、震相拾取和振幅估计等自动化地震监测环节。这些研究进一步拓展了深度学习在地震去噪中的应用范围,也表明在增强噪声抑制能力的同时保持有效震相及波形特征,是地震信号智能去噪中的重要问题。

尽管DnCNN在地震信号去噪中展现出良好的应用前景,其网络细节仍存在一定的优化空间。一方面,DnCNN在图像去噪领域已取得成功并得到广泛验证,但其网络结构原本针对自然图像设计,以固定尺度的局部卷积为主,将其迁移至地震波形去噪时,感受野的扩展主要依赖网络深度,对震相前后长程时序关系的利用相对有限;另一方面,单一尺度的特征提取方式难以充分兼顾P波初至等局部特征与震相波形的整体时频特征,在复杂噪声背景下会增加有效震相特征提取的难度[24]。

针对上述深度神经网络架构在地震信号去噪中的不足,已有研究主要从扩大感受野、多尺度特征融合以及注意力特征增强等方向进行改进。文献[25]在DnCNN残差学习思想的基础上构建多尺度DnCNN,利用不同尺度的卷积操作增强网络对地震信号多尺度结构的表征能力;文献[26]提出多尺度空间注意力网络,通过多尺度特征提取和空间注意力加权提高有效地震信号与随机噪声的区分能力;文献[27]将不同扩张率的空洞卷积与注意力机制相结合,提出注意力双空洞卷积网络,通过扩大网络感受野并增强重要特征筛选能力改善地震数据去噪效果;文献[28-29]进一步设计融合深度可分离卷积、残差空洞卷积和多尺度注意力机制的去噪网络,加强局部细节、多尺度上下文及全局特征之间的信息交互。这些研究表明,扩大感受野、融合多尺度信息和引入注意力机制可以有效提升卷积神经网络的地震去噪性能,这些机制为增强震相上下文建模、融合多尺度信息并突出P波相关特征提供了可行思路。上述研究从多尺度特征提取、感受野扩展和注意力增强等不同方面推动了深度学习地震去噪网络的发展,也为本文网络结构的设计和性能评价提供了重要参考。

基于上述分析,本文在DnCNN残差学习框架上提出融合空洞卷积、多尺度特征提取和注意力机制的扩张卷积多尺度残差网络(dilated convolution multi-scale residual network,DCMR-Net)。该网络利用不同扩张率扩大时序感受野,通过并行分支与不同深度特征融合,兼顾P波初至和主要震相波包,并以注意力机制自适应增强有效震相特征。本文采用频率-波数域方法构建合成地震信号[30],分别叠加实测背景噪声[31]、Gaussian噪声[32]、Pink噪声[33]和Combo混合噪声,同时选取实测三分量记录进行测试。综合实验结果表明,DCMR-Net在合成数据和实测地震记录中均表现出良好的去噪性能,能够有效抑制不同类型的复杂噪声。

1 数据与方法

1.1 评价指标

本文从噪声抑制能力、波形保持能力和去噪稳定性3个方面对比DnCNN与DCMR-Net的地震去噪表现,其中采用信噪比(signal-to-noise ratio,SNR)和SNR改善量(SNR improvement,SNRi)衡量模型对P波时间窗口中背景噪声的抑制效果,采用波形相关系数(correlation coefficient,CC)评价去噪模型对合成的有效地震波形的保持能力,并以负增益样本比例反映模型在不同噪声条件和不同地震记录上的去噪稳定性。

本文SNR值V_{SNR}的计算式为:

$$V_{\mathrm{SNR}}=10\lg\frac{P_{\mathrm{signal}}}{P_{\mathrm{noise}}} \tag{1}$$

式中,P_{signal}、P_{noise}分别表示信号窗口和噪声窗口能量,对于合成带噪数据,P_{signal}、P_{noise}分别由合成波形与加入的噪声数据计算得到。对于实际观测波形,以P波到达时刻为时间零点,信号窗口选取P波到达时刻后0~3 s的波形计算能量,噪声窗口则选取P波到达前2~0.5 s。这两个时间窗口的选择尽可能包含了5.5级以下地震的有效P波能量,也避免了在噪声窗口中混入地震信号。

SNRi由降噪前后的SNR相减计算得到,正值表示应用降噪模型后SNR得到提升,负值则表示SNR下降。本文将这种SNR不升反降的数据称为负增益样本,并使用这一样本在总输入数据中的占比来衡量模型整体稳定性。在合成带噪数据的测试中,本文使用降噪后波形与原始不含噪波形的CC来评价模型的波形保持能力。然

而,在实测数据的应用中,由于缺失不含噪波形,无法使用该指标对模型能力进行评估,本文使用整体SNRi与负增益样本比例来评价模型表现。

1.2　数据来源与数据集构建

本文使用频率-波数法(frequency-wavenumber,FK)计算合成数据,并与STEAD中的天然噪声波形(Chunk1)、实测含噪数据(Chunk2和Chunk3)组成测试数据。STEAD数据在本文中具有两种不同用途:(1)Chunk1仅包含地震台站记录的背景噪声,不包含地震事件波形,仅用于提供背景噪声,与FK合成的无噪地震信号叠加,用于训练集、验证集及部分合成测试数据的构建;(2)Chunk2则包含真实地震事件记录,作为主要实测测试集,Chunk3作为扩展测试集,二者均不参与模型训练、模型选择及参数优化。

在合成数据测试中,本文采用FK合成三分量无噪地震信号[17]。这些数据的震源时间函数、震源深度、震源机制、传播距离和观测方位等参数均在合理范围内随机采样,以保证合成波形的多样性。随后,本文将FK合成数据分别与STEAD真实背景噪声[31]、Gaussian噪声[32]、Pink噪声[33]和Combo混合噪声等典型噪声模型叠加,这4类噪声分别代表真实台站背景噪声、典型随机噪声、有色噪声和复杂混合噪声,可用于分析模型在常规噪声和复杂噪声条件下的性能差异,在不同层次上对降噪模型进行检验。控制去噪前SNR分布于[−5,5] dB范围内,加噪后所得含噪信号与无噪参考信号的平均波形CC为0.70。

STEAD具有数据规模大、来源广泛和标注信息完整等特点,是当前地震学及深度学习地震信号研究中应用较为广泛的参考数据集之一[31]。本文使用的STEAD实测数据中,Chunk2是以加利福尼亚州Parkfield地区为主的三分量地震波形数据,事件类型均为近震,震级范围为0.5~4.5,以小震和微震事件为主。在此基础上,进一步引入Chunk3作为扩展测试集,其包含更多台站和台网来源,并覆盖加利福尼亚州以外的不同区域,用于进一步评价模型在不同数据分布和观测条件下的适用性。

1.3　DnCNN基线模型

DnCNN是一种基于残差学习的卷积神经网络,通过多层卷积学习含噪输入中的噪声残差,并将预测噪声从输入信号中扣除,从而实现去噪结果。该网络主要由卷积层、批量归一化层和非线性激活层组成,具有结构清晰、训练过程稳定等特点,其基本结构如图1所示。

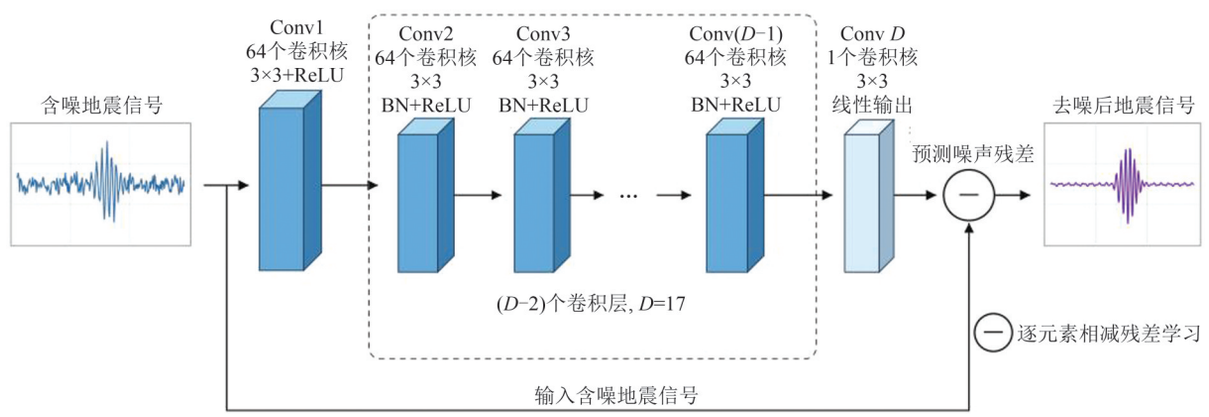


图1　DnCNN基线网络结构示意图

Fig. 1　Schematic Architecture of the Baseline DnCNN Model

本文采用前文介绍的合成带噪地震信号数据集训练DnCNN模型,使网络学习地震波形与背景噪声之间的映射关系,得到基线模型(图1)。合成数据按10 000条训练集、2 000条验证集和2 000条测试集进行划分。训练过程中,将FK无噪合成信号与STEAD Chunk1真实背景噪声随机配对叠加,构造含噪训练样本,使模型学习真实背景噪声与有效地震信号之间的特征差异。验证集用于训练过程中的模型选择与早停,其构建方式与训练集一致。测试阶段采用FK干净测试集信号,分别叠加实测背景噪声、Gaussian噪声、Pink噪声和Combo混合噪声,形成4类测试数据,以保证不同噪声条件下模型性能比较的一致性。FK无噪信号同时作为监督训练目标和去噪评价参考,用于计算SNRi、CC等指标,并分析模型对有效震相和波形结构的保持能力。

1.4　DCMR-Net网络改进方法

本文从引入空洞卷积、加入多尺度特征模块、融合注意力机制3个方面改进原始DnCNN网络,以增强有效震相、抑制无关噪声响应,最终

构建得到DCMR-Net[25,28]，其网络结构如图2所示。首先，对所有输入地震波形数据进行短时傅里叶变换（short-time Fourier transform，STFT），将时域信号转换为时频表示。STFT是一种时频分析方法，通过滑动时间窗对信号进行分段加窗，并对各窗内的信号进行傅里叶变换，以刻画信号频率成分随时间的变化。变换得到的时频谱作为DCMR-Net的输入，用于后续的特征提取与噪声估计本文在前端特征提取阶段设置了多层空洞卷积，并采用不同的扩张率逐步扩大感受野，该结构在不进行下采样的情况下，可以同时保留时频谱的分辨率，并获得更大范围内的上下文信息。空洞卷积模块主要承担初步噪声估计任务，通过交替使用不同扩张率，网络既能提取局部噪声变化，也能描述持续时间较长或频率分布较宽的噪声特征，从而增强模型对连续噪声、复杂背景波动以及完整震相结构的识别能力。

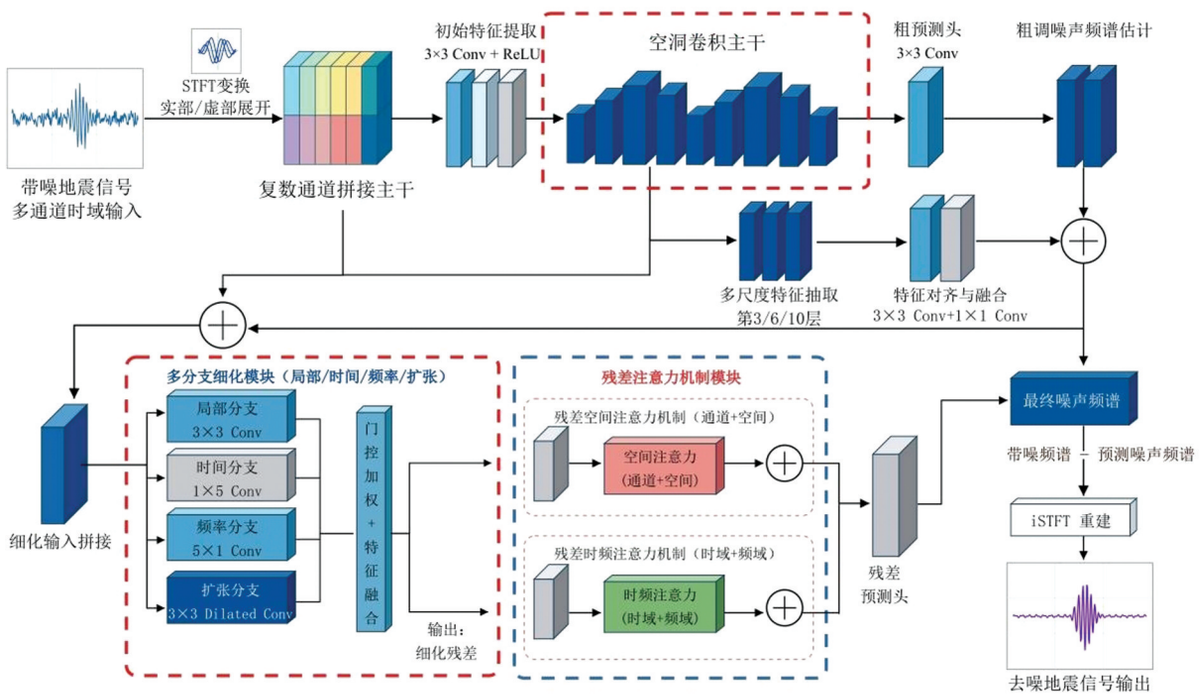


图2 DCMR-Net整体结构图

Fig. 2 Overall Architecture of DCMR-Net

在多层特征提取后，网络首先输出一个粗略的噪声频谱，为后续精细修正提供基础。然后，DCMR-Net从空洞卷积网络的不同深度提取中间特征，并在通道对齐后进行融合，使浅层细节信息与深层语义信息得到共同利用。在精细修正阶段，模型进一步设置多个并行特征提取分支，分别提取局部时频特征、时间方向特征、频率方向特征以及较大范围的空洞卷积特征。不同分支的输出经过融合后，可以同时描述P波初至等局部变化、震相在时间方向上的连续性以及不同频带中的能量分布，从而提高模型对复杂地震波形的表达能力。同时，在多尺度特征提取过程中加入自适应权重分配机制，根据输入特征自动调整各分支的重要程度，使网络能够针对不同噪声场景选择更合适的特征尺度。多尺度特征融合后，模型进一步采用通道注意力对融合特征进行重新标定，增强与有效震相和主要波包相关的特征响应，降低背景噪声及异常扰动所对应特征的权重。该设计使模型不仅能够提取更多特征，还能够从中筛选对噪声估计和有效信号恢复更有价值的信息，从而降低有效震相被误判为噪声的可能性。

图3对比了DnCNN与DCMR-Net在相同训练数据、数据预处理方式和训练条件下的损失曲线。从整体训练过程看，两种模型的损失均随迭代逐渐下降，说明重新训练后的DnCNN和DCMR-Net均能够学习含噪地震信号与目标噪声之间的映射关系，相比之下DCMR-Net在训练初期和中期的损失下降速度更快，训练后期曲线更加平稳，最终损失和残差误差也相对较小，表明其具有更好的收敛性能和训练稳定性。这种差异说明空洞卷积、多尺度结构和注意力机制3类模块的协同作用增强了模型对有效震相和复杂噪声差异的表达能力，使其能够更加准确、稳定地学习噪声残差，为后续地震信号去噪提供基础。

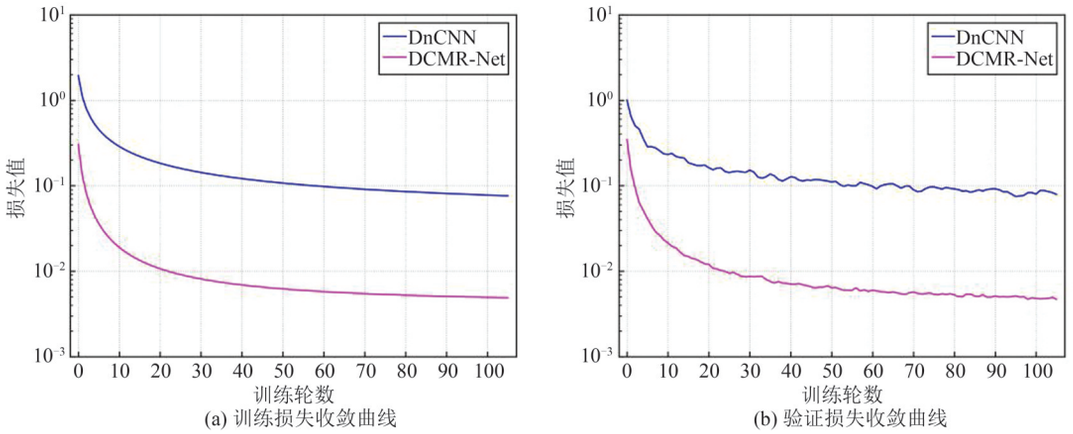


图 3　DnCNN 与 DCMR-Net 训练损失曲线

Fig. 3　Training Loss Curves of DnCNN and DCMR-Net

上述分析表明,空洞卷积、多尺度特征提取和注意力机制分别从感受野、特征表达和特征筛选3个方面改善了DnCNN,三者联合使用后模型具有更好的收敛速度和训练稳定性。在上述模块基础上,DCMR-Net形成“粗略提取—多尺度修正—残差去噪”的整体处理流程。输入的三分量地震波形首先转换为时频表示,经空洞卷积特征提取网络得到粗略噪声估计及不同深度的中间特征;然后,中间特征融合后输入多尺度修正模块,并结合注意力机制得到噪声修正量,粗略噪声估计与修正结果进一步融合形成最终噪声频谱,再通过残差学习从含噪频谱中扣除;最后,经逆时频变换恢复得到去噪后的三分量地震波形。

2　去噪结果与分析

2.1　合成数据去噪结果分析

为分析基线DnCNN在复杂噪声条件下的典型去噪特征,首先对4类合成测试数据中的负增益样本进行考察,图4给出了STEAD噪声、Gaussian噪声、Pink噪声和Combo混合噪声条件下DnCNN的典型负增益样本及其去噪结果。由图4可以看出,DnCNN虽能够在一定程度上削弱背景噪声,但在部分复杂噪声样本中仍存在噪声残留、局部异常波动和波形伪影等现象,同时部分有效震相的振幅受到削弱,导致去噪后SNR不升反降。这表明,基线DnCNN在复杂噪声条件下对噪声与有效地震信号的区分仍存在一定局限,其噪声抑制能力、波形保持能力和去噪稳定性仍有进一步改善空间。

上述典型样本能够直观反映DnCNN在部分复杂噪声条件下的失效特征,但单个样本不足以反映模型在整个测试集上的总体性能。因此,为进一步从统计角度评价DCMR-Net相对于DnCNN的改进效果,图5选取平均SNRi、平均CC以及负增益样本比例3个指标,对两种模型在4类噪声条件下的综合去噪性能进行比较。其中,SNRi用于反映模型对噪声能量的抑制能力,CC用于衡量去噪后波形与无噪参考波形之间的一致性,负增益样本比例则用于评价模型在不同噪声条件下的去噪稳定性。

图5(a)中数据点越接近右上方,表示模型在获得较高去噪增益的同时,对有效地震波形具有更好的保持能力。从图5(a)可以看出,4类噪声对应数据点的连线整体向右上方移动,说明DCMR-Net在提高SNRi的同时,能够维持或提升CC。由此表明,DCMR-Net的性能提升并非以牺牲有效波形为代价,而是在噪声抑制能力与波形保真能力之间取得了更好的平衡。图5(b)显示,DCMR-Net在4类噪声条件下均有效降低了负增益样本比例,减少了去噪后SNR不升反降的异常情况,表明模型的去噪稳定性得到改善。STEAD噪声、Gaussian噪声、Combo混合噪声和Pink噪声条件下的负增益样本下降率分别为48.9%、58.3%、44.4%和50.7%。Gaussian噪声条件下的下降幅度最为明显,Combo混合噪声条件下的降幅相对较小,但仍能减少较多负增益样本,说明DCMR-Net在复杂噪声条件下同样具有较好的稳定性。

为进一步说明两种模型在降噪后波形层面上的差异,图6给出了同一合成样本的含噪波形、DnCNN去噪结果和DCMR-Net去噪结果,并以FK干净信号作为参考。经DnCNN处理后,非震

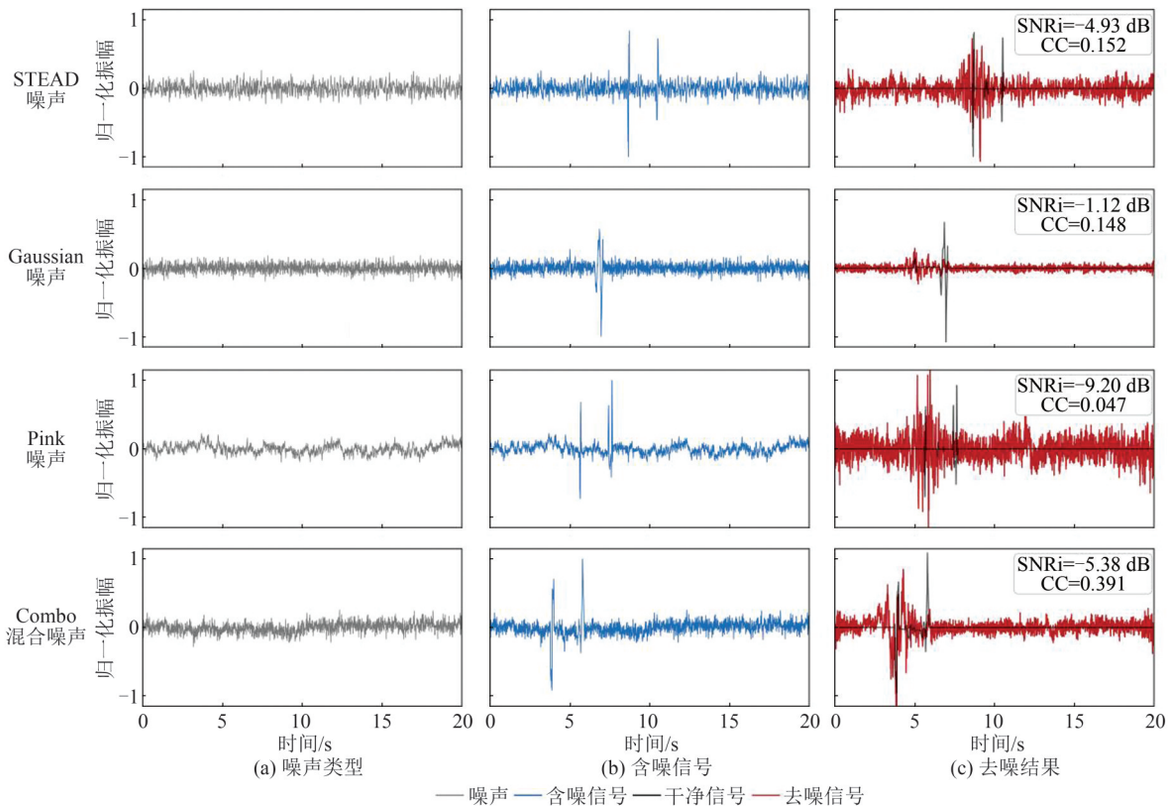


图4 DnCNN在4类噪声条件下典型负增益样本的去噪结果

Fig. 4 Denoising Results of DnCNN for Typical Negative-Gain Samples Under Four Noise Conditions

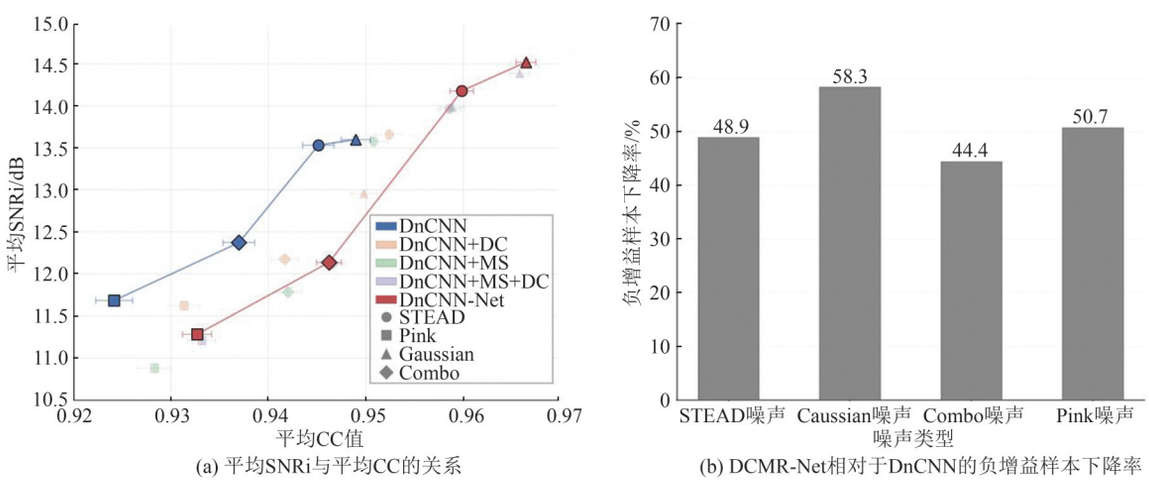


图5 DnCNN与DCMR-Net在4类噪声条件下的综合去噪性能

Fig. 5 Comprehensive Denoising Performance of DnCNN and DCMR-Net Under four Noise Conditions

相区域的噪声得到一定削弱，但波形中仍存在部分残余波动，且有效震相振幅出现一定程度的衰减，与干净参考信号之间仍有明显差异。相比之下，DCMR-Net进一步压制了震前及震后区域的残余噪声，同时较好地保留了主要震相的振幅变化和波包结构，使去噪结果与干净参考波形具有更高的一致性。DCMR-Net相较于DnCNN的SNRi平均提高了0.65 dB，CC提高了0.015，该结果与前述综合性能分析相互印证，说明DCMR-Net能够减少噪声残留及过度去噪引起的有效信号损失，在噪声抑制与波形保真之间取得更好的平衡。

上述典型波形结果与前述统计分析相互印证，表明DCMR-Net能够在进一步压制残余噪声的同时，减少有效信号衰减和波形失真，在噪声抑制与波形保真之间取得更好的平衡。由于合成数据具有明确的无噪声参考，模型性能可以通过SNRi和CC分别从噪声能量变化与波形

保持程度两个方面进行评价,但合成数据难以完全反映实际台站记录中复杂的噪声组成、非平稳变化及传播环境影响,仅依靠合成数据测试仍不足以说明模型在真实场景中的适用性,因此本文进一步选用STEAD实测三分量地震记录,对DnCNN与DCMR-Net在真实台站噪声条件下的去噪效果和稳定性进行对比和验证。

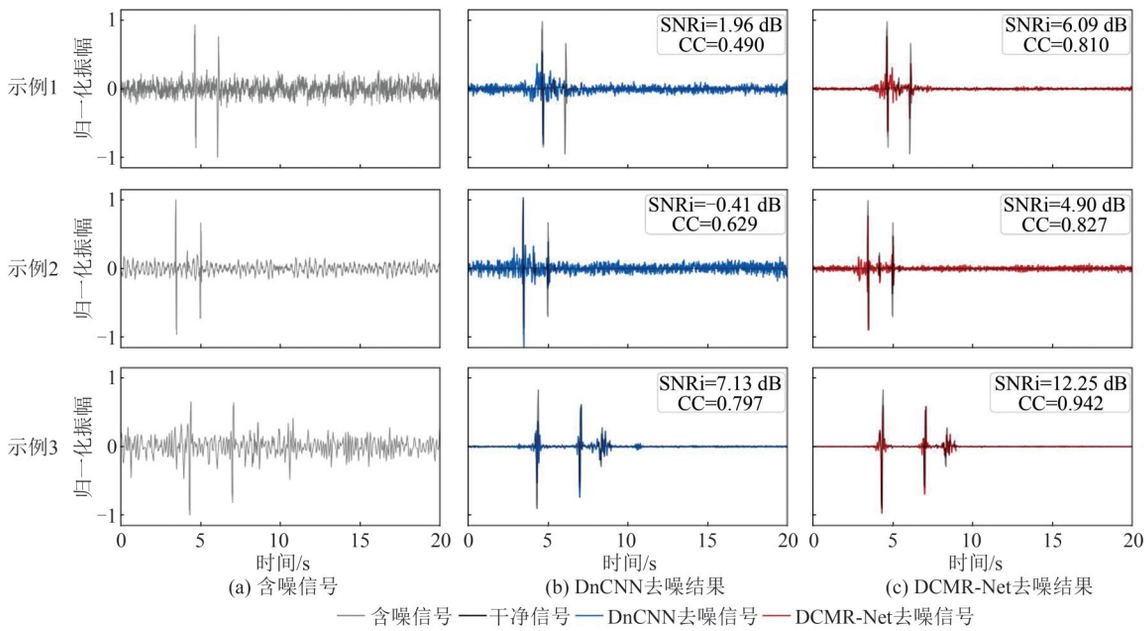


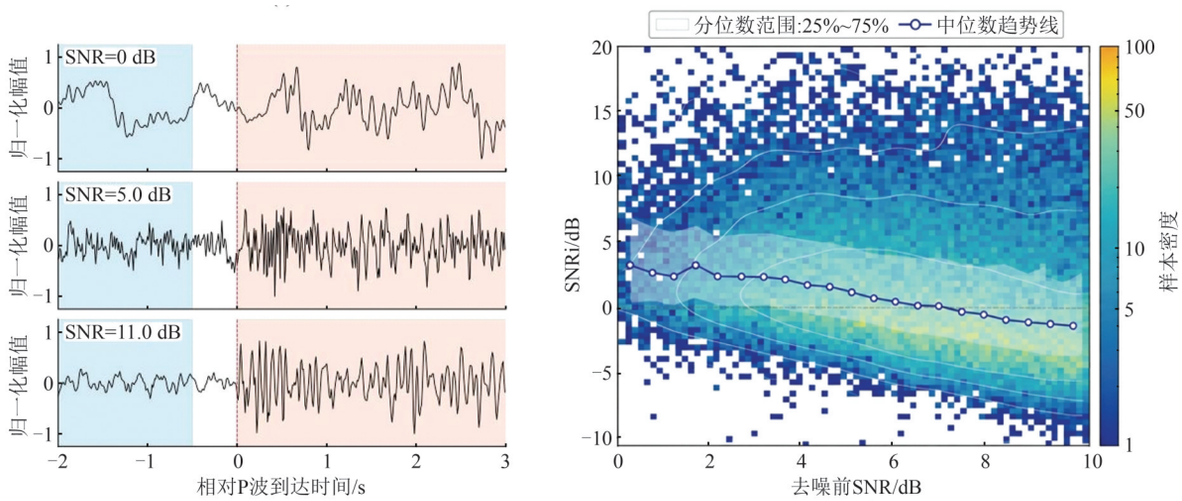
图 6　DnCNN与DCMR-Net的合成信号去噪结果波形对比图

Fig. 6　Waveform Comparison of Synthetic-Signal Denoising Results Obtained by DnCNN and DCMR-Net

2.2　实测数据去噪结果分析

本文主要使用降噪前后的SNRi作为模型表现评价指标,然而,输入信号自身的SNR也会影响模型的去噪收益。SNR高的原始数据难以通过降噪获得显著SNR提升。为分析不同输入SNR条件下的降噪必要性,图7(b)给出了去噪前数据的SNR与DnCNN模型获得的SNRi之间的关系。由图7(b)可以看出,DnCNN的去噪改善量随输入SNR升高而单调下降,在低SNR条件下,模型尚能从强噪声背景中提取有效信号,获得正向增益;随着输入波形逐渐清晰,模型预测残差中有效震相成分所占比例不断上升,去噪收益随之降低。当输入SNR超过约7 dB后,大量样本的SNRi落入负值区间,说明噪声扣除过程同时削弱了P波等主要震相,出现了过度去噪现象。这一现象反映出DnCNN的残差学习机制在输入信号较清晰时缺乏自适应停止能力,即使原始波形中的有效震相已经可辨,模型仍会按照固定的噪声预测模式持续去除残差,从而破坏已有的信号结构。结合图7(a)可以看出,当原始数据的SNR达到10 dB以上时,波形中的P波震相及主要结构特征已较为清晰,噪声对有效信号识别的影响相对较弱,此时进一步降噪的实际必要性有限。因此,本文综合考虑波形可辨识程度与模型去噪收益,将后续实测数据去噪的SNR范围限定在7 dB以下。

本文将STEAD中SNR＜7 dB的52 890条数据同时输入DnCNN与DCMR-Net模型,并使用SNRi及负增益样本率来评价模型的噪声抑制能力和去噪稳定性,测试结果如表1所示。从整体统计结果来看,两种模型处理后的样本平均SNR均有所增加,但DCMR-Net在真实地震记录上的去噪性能表现优于DnCNN。经DCMR-Net处理后,样本去噪后SNR平均提升4.99 dB,表明改进模型能够更加有效地降低P波到达前的背景噪声,增强有效震相信号与背景噪声之间的能量对比。在去噪稳定性方面,DnCNN的负增益样本率为31.0%,即接近1/3的实测记录在去噪后出现SNR不升反降的现象,DCMR-Net的负增益样本率相对下降13.1%,说明改进模型显著减少了有效震相误削弱、噪声残留,以及前述异常波形重构所产生的局部振荡和波形伪影等负向去噪现象。全窗口SNRi中位数提升5.42 dB,中位数不易受到少量极端高增益样本的影响,该结果说明DCMR-Net在典型实测记录上具有更高的去噪增益。



(a) 不同SNR区间的典型波形 (b) 去噪增益与输入SNR的关系

图7 不同输入信噪比下DnCNN的去噪增益特征

Fig. 7 Denoising gain Characteristics of DnCNN at Different Input SNRs

表1 DnCNN与DCMR-Net在STEAD实测数据上的去噪性能对比

Table 1 Comparison of Denoising Performance of DnCNN and DCMR-Net on STEAD Real Seismic Data

指标	DnCNN	DCMR-Net	提升效果
去噪后平均SNR/dB	7.26	12.26	4.99
负增益样本占比/%	31.0	18.0	—13.1
SNRi中位数/dB	1.97	7.39	5.42

为了判断DCMR-Net的性能优势是否稳定存在于大部分实测记录中,图8进一步对两种模型在52 890条记录上的SNRi进行逐样本配对比较。图8中横轴为DnCNN的SNRi,纵轴为DCMR-Net的SNRi,对角线表示两种模型具有相同的SNR改善量。82.9%的数据点分布在对角线上方,说明DCMR-Net在大部分实测记录中均获得了更高的SNRi。结合其更高的SNRi以及由30.2%降至15.9%的负增益样本率可以看出,DCMR-Net的性能优势具有较好的普遍性,并非由少数高增益样本所主导。对于部分DnCNN去噪增益较低或SNRi为负的记录,DCMR-Net仍能取得正向改善,反映出改进模型对复杂背景噪声与有效信号具有更好的区分能力。

上述统计结果反映了两种模型去噪前后SNR变化的总体特征及逐样本差异。图9进一步给出了典型波形样本的去噪对比结果。从三分量波形可以看出,DCMR-Net明显减弱了P波到达前的背景波动,同时较好地保持了P波到达后的主要震相波包,P波初至附近的振幅变化更加清晰,东西向(E)、南北向(N)和垂直向(Z)3个分量中的震相起始位置均具有较好的可辨识性,震后波形也保持了较好的连续性。相比之下,DnCNN输出中仍存在较明显的背景波动,P波到达前后的振幅差异不够突出,部分震相特征受到残余噪声和局部连续波动的干扰,尤其在非震相时段仍可观察到较多波动,使P波初至的辨识相对困难。该结果表明,DCMR-Net在抑制震前背景噪声的同时,能够减少局部异常扰动和波形伪影对震相识别的影响,与前述统计分析结果一致。

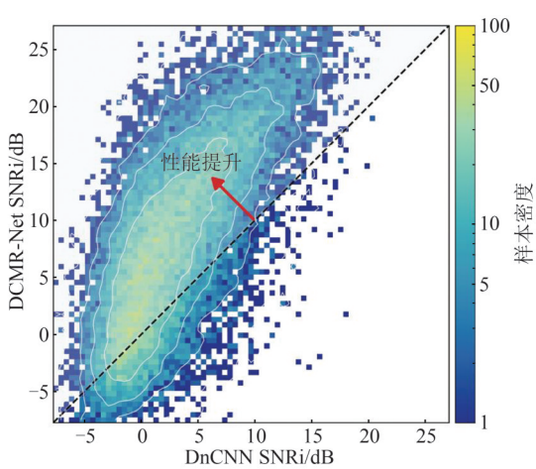


图8 实测数据中DnCNN与DCMR-Net逐样本SNRi对比

Fig. 8 Sample-Wise Comparison of SNRi Between DnCNN and DCMR-Net on Real Seismic Data

2.3 消融实验

为了进一步分析DCMR-Net中不同改进模块对去噪性能的具体贡献,本文在相同训练数据、测试数据及训练条件下开展消融实验。以DnCNN为基线,分别引入空洞卷积(dilated convolution,DC)和多尺度特征提取(multi-scale

feature extraction,MS),进一步考察二者联合使用以及在此基础上加入注意力机制(attention,ATT)后的性能变化。采用SNRi、Δ*CC*和负增益样本下降率分别表征模型的噪声抑制效果、波形相关性改善程度和去噪稳定性,消融实验结果见表2。

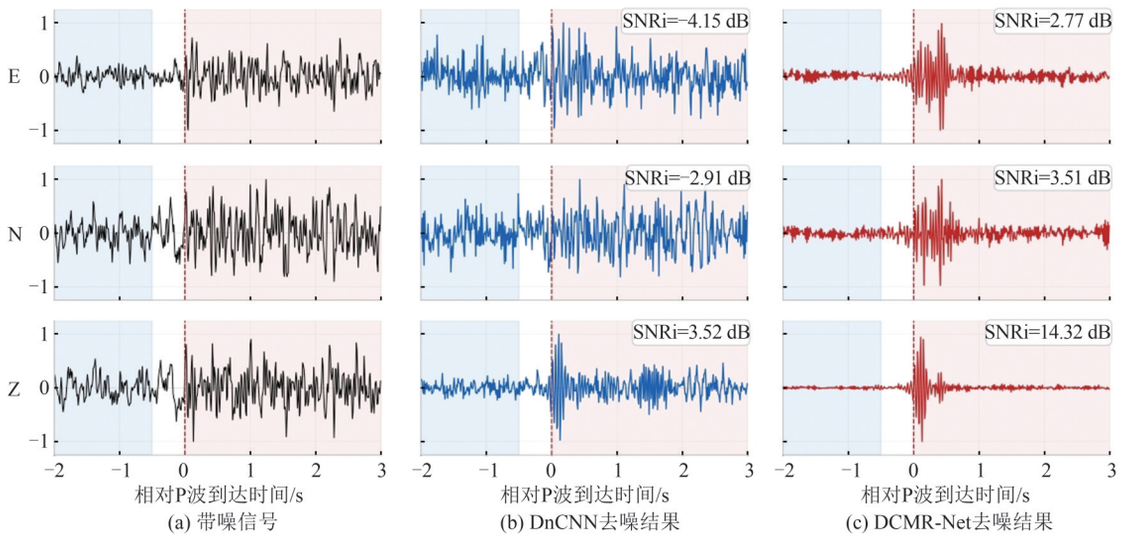


图9　实测样本的三分量去噪波形对比

Fig. 9　Comparison of Three-Component Denoised Waveforms for a Representative Real Seismic Sample

表2　不同结构配置下模型消融实验结果

Table 2　Ablation Experiment Results of Different Model Configurations

模型配置	SNRi/dB	ΔCC	负增益样本下降率/%
DnCNN	13.53	0.24	
DnCNN+DC	13.57	0.25	23.4
DnCNN+MS	13.66	0.25	31.9
DnCNN+MS+DC	13.96	0.25	48.9
DCMR-Net (MS+DC+ATT)	14.02	0.26	61.7

消融实验结果表明,空洞卷积和多尺度特征提取均能够改善DnCNN的去噪性能,但二者的作用有所不同。单独引入空洞卷积后,SNRi、ΔCC和负增益样本控制均有所改善,说明扩大感受野有助于利用更长范围的上下文信息,提高模型对复杂背景噪声的识别能力。单独采用多尺度特征提取时,3项指标的改善相对单独引入空洞卷积更加明显,尤其在负增益样本控制方面表现更突出,表明不同尺度特征的联合提取能够更好地兼顾局部震相变化与整体波形结构,在波形保持和去噪稳定性方面具有更明显的作用。当二者联合使用后,3项指标均较单模块进一步改善,说明二者具有较好的互补性。空洞卷积主要提供更大范围的上下文信息,多尺度特征提取则增强对不同尺度波形变化的表征,两者联合构成了DCMR-Net性能提升的主要来源。在此基础上加入注意力机制后,SNRi和ΔCC仅获得较小幅度提升,而负增益样本下降率进一步明显提高。该结果表明,注意力机制对平均去噪性能和波形相关性改善的直接贡献相对有限,其主要作用在于对已有特征进行自适应筛选,减少过度去噪和有效震相误削弱,从而进一步提高模型在不同样本上的去噪稳定性。总体来看,空洞卷积、多尺度特征提取和注意力机制分别侧重于上下文信息获取、多尺度波形表征和特征自适应筛选,三者结合后对平均去噪性能的提升相对有限,但能够更加明显地降低负增益样本比例,说明完整结构的主要优势之一在于减少异常去噪结果并提高模型的去噪稳定性。

2.4　结果讨论

FK合成数据与STEAD实测数据的测试结果具有较好的一致性。合成数据实验中,DCMR-Net在4类噪声条件下均取得了一定的提升,并降低了负增益样本比例。图5(a)中,由DnCNN指向DCMR-Net的性能连线整体向右上方移动,其中向上表明模型获得了更高的去噪增益,向右则说明去噪结果与干净参考波形的一致性得到提高。图5(b)所示负增益样本比例的普遍下降,也说明改进模型在不同噪声条件下具有更好的去噪稳定性,合成波形与实测三分量波形进一步支持了上述结论。在合成数据中,DCMR-Net能够更充分地削弱震相前后的残余噪声,同时较好地保持有效振幅和主要震相波包,减少DnCNN输

出中出现的局部异常振荡和波形伪影。在实测数据中,DCMR-Net处理后的P波初至更加清晰,三分量震相起始位置更易辨识,震后波形也具有较好的连续性(图9)。逐样本比较表明,其性能优势广泛存在于大部分实测记录中,并非由少数高增益样本所主导(图8)。因此,合成数据与实测数据虽然评价方式不同,但均反映出DCMR-Net在噪声抑制、震相保持和去噪稳定性方面优于DnCNN。

这种性能改善与DCMR-Net的结构设计有关。DnCNN主要通过连续堆叠的固定尺度卷积估计噪声残差,特征提取更偏向局部范围,对震相前后长程时序关系和不同尺度时频结构的利用相对有限。当噪声与有效震相具有相似的局部形态时,容易出现噪声残留或有效信号误削弱。针对这一问题,DCMR-Net将噪声残差估计组织为"粗略估计—多尺度修正—残差去噪"的分层处理过程。首先,利用不同扩张率的空洞卷积扩大感受野,结合较长范围的上下文信息获得粗略噪声估计;然后,融合不同深度特征,通过多尺度分支进一步刻画局部震相变化、时间连续性和不同频带能量分布;在此基础上,注意力机制对不同尺度和通道特征进行自适应筛选,降低无关噪声响应及有效震相误削弱的可能性。此外,消融实验表明空洞卷积和多尺度特征提取联合使用后,模型的噪声抑制能力和负增益样本控制均得到进一步改善,在此基础上加入注意力机制后,平均SNRi和CC的提升相对有限,但负增益样本比例进一步明显下降,这说明3种机制在分层噪声残差估计过程中具有不同的功能侧重,其联合使用能够在增强特征表达的同时减少过度去噪和异常去噪结果,从而提高模型在复杂噪声条件下的去噪稳定性。

尽管DCMR-Net的去噪效果得到明显改善,实测数据中仍有15.9%的波形出现SNR降低的情况。同时,逐样本对比中也存在少量性能低于DnCNN的样本,这一现象可能与模型结构和样本噪声特征之间的匹配程度有关。DnCNN采用固定尺度卷积进行局部残差估计,结构相对简单,当噪声主要表现为局部、单一尺度或较平稳的波动时,其特征提取方式可能已足以完成噪声分离,并能避免复杂特征融合带来的额外干扰。相比之下,DCMR-Net通过扩大感受野、融合多尺度特征并进行注意力加权,虽然增强了对复杂噪声的处理能力,但在部分噪声结构较简单或与训练分布差异较大的记录中,较大范围的上下文信息可能使有效波形与噪声响应发生混合,多尺度分支和注意力机制也可能对部分特征赋予不恰当的权重,从而造成噪声残留或有效震相的局部削弱。在这类样本中,DnCNN较为直接的局部残差估计反而可能获得更高的SNRi。尽管DCMR-Net在部分样本上的表现略显不足,但其在多数实测记录中的去噪收益仍为正向,并在SNR改善和负增益样本控制方面表现出较好的综合去噪效果。

为进一步评价DCMR-Net相对于其他典型深度学习地震去噪方法的性能,本文在相同测试数据和评价指标下,将DCMR-Net与DnCNN、DeepDenoiser[18]、PD-Net[21]、WaveDenoiser[22]和EQS-denoiser[23]进行了对比,结果如表3所示。总体来看,不同模型在合成数据和实测数据上的表现存在较明显差异,说明模型性能在一定程度上受到训练数据分布及去噪策略的影响。在合成数据中,DCMR-Net和DnCNN整体优于其余几类模型,这可能与二者训练过程中均引入STEAD Chunk1真实背景噪声、与本文合成数据的噪声构建方式具有较高一致性有关。其中,如图10所示,DCMR-Net在噪声抑制和波形保持方面均表现出较好的综合性能,说明其相对于基础DnCNN的改进并非仅体现为单一指标的提升。

表3 DCMR-Net与典型深度学习地震去噪模型的综合性能对比

Table 3 Comprehensive Performance Comparison of DCMR-Net and Representative Deep-Learning Seismic Denoising Models

模型	合成数据SNRi/dB	合成数据CC	实测数据SNRi/dB	实测数据负增益样本比例/%
DCMR-Net	14.18	0.95	7.39	18.0
DnCNN	13.53	0.94	1.97	31.0
DeepDenoiser	6.86	0.90	17.64	0.4
PD-Net	2.65	0.69	2.21	15.0
WaveDenoiser	6.67	0.84	1.62	31.1
EQS-denoiser	0.32	0.56	27.60	1.5

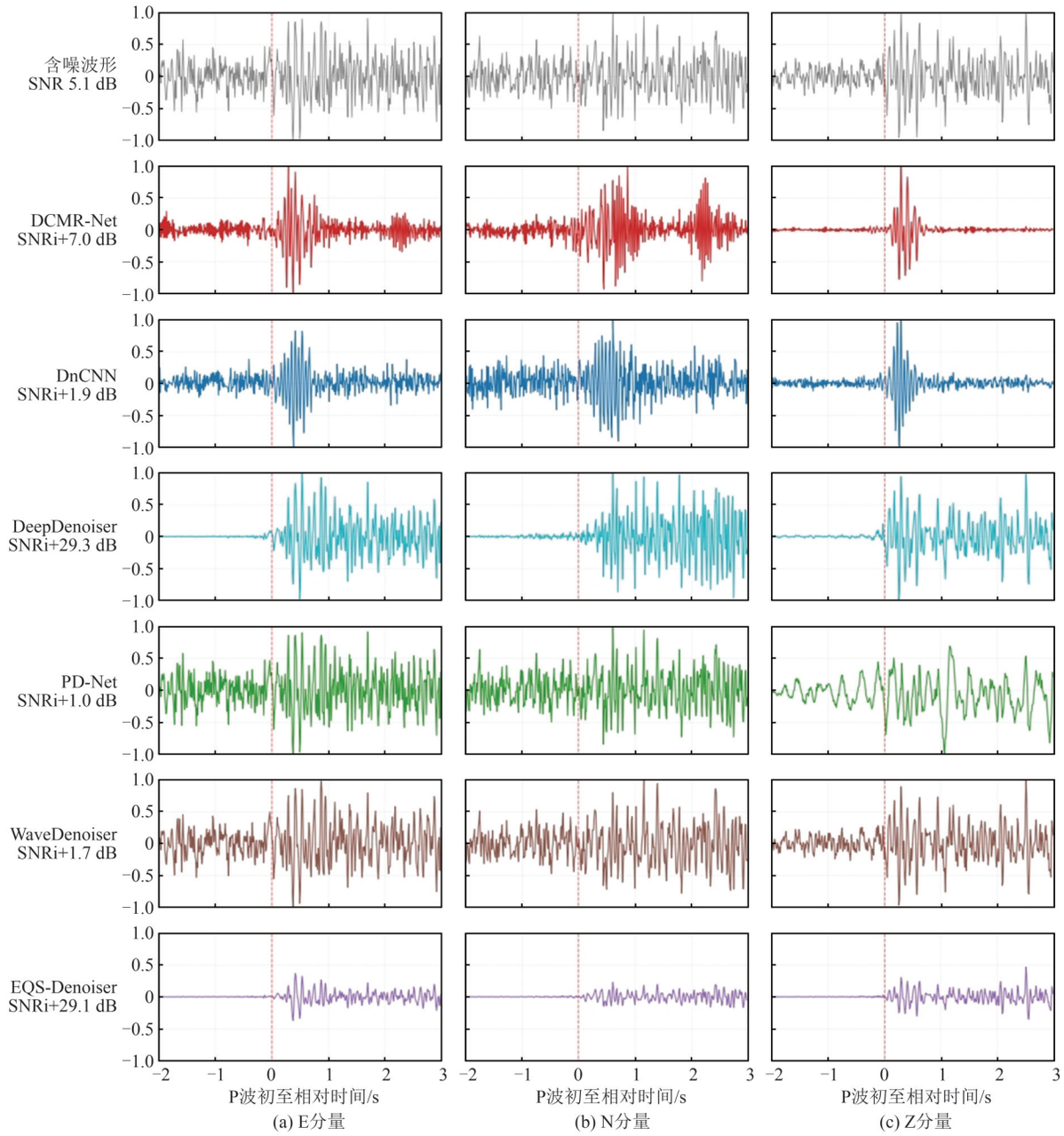


图 10　不同深度学习地震去噪模型对典型实测三分量记录的去噪结果对比

Fig. 10　Comparison of Denoising Results of Different Deep-Learning Seismic Denoising Models for a Representative Three-Component Real Seismic Record

在实测数据中,各模型的相对表现则有所变化。DeepDenoiser表现出较强的去噪能力,这可能与其训练数据和本文实测数据在区域及台网来源上具有较高一致性有关,其训练数据主要来源于北加州地震台网,而本文所采用的实测记录中也包含大量北加州地区地震数据,因此二者具有较为接近的数据分布,这可能减小了训练数据与测试数据之间的域差异,从而有利于DeepDenoiser在本文实测数据上的表现。EQS-denoiser同样获得了较高的SNRi和较低的负增益样本比例,但结合图10中的去噪波形可以看出,其对疑似噪声及难以明确判定的低幅度波形成分具有较强的压制倾向,部分时段的波形甚至趋于平坦,这使得噪声窗能量被大幅降低,因此可能在SNRi和负增益样本率上形成偏高的表观优势。WaveDenoiser虽然同样采用STEAD数据进行训练,在数据来源上与本文实测数据具有较高一致性,但其在本文测试中表现出相对保守的去噪特征,对难以确定的波形成分保留较多,因此整体噪声抑制增益相对有限。相比之下,DCMR-Net的训练并不依赖与实测测试数据高度一致的数据来源,其在合成数据和实测数据中均保持了较

好的噪声抑制、波形保持和去噪稳定性。综合不同测试场景可以看出,DCMR-Net的性能改善并不仅体现在相对于DnCNN基线模型的比较中,在与不同训练数据和去噪策略的代表性深度学习模型比较时,也表现出较为均衡的综合性能和跨数据场景适应能力。

本文研究仍存在一定的局限性,FK合成数据具有明确的无噪声参考,便于评价模型的噪声抑制和波形保持能力,但当前采用的合成波形相较真实地震记录高度简化,其震源特征、传播介质及噪声组成难以完全覆盖真实观测环境;STEAD实测数据虽然更接近实际台站条件,但本文所选样本在区域、事件类型及SNR范围等方面仍具有一定局限,存在一定的采样偏倚。但从模型工作原理来看,DnCNN与DCMR-Net均基于残差学习进行去噪,其基本过程是从含噪记录中学习并估计噪声成分,再将预测噪声从输入信号中扣除以获得降噪结果,因此对输入信号本身不存在严格的波形先验要求。基于这一特点,尽管当前合成波形相对简化、实测样本的覆盖范围有限,两种网络仍能够通过学习其中的噪声特征实现有效的噪声抑制。然而,作为数据驱动方法,模型对噪声的识别与去除能力仍与训练数据中噪声类型、频谱特征及其与有效信号组合形式的多样性密切相关。当实际观测数据中的波形或噪声特征超出训练数据的覆盖范围时,模型的去噪表现可能受到训练与测试数据分布差异的影响,因此进一步拓展数据覆盖范围、丰富训练样本的多样性,有助于增强模型对不同观测条件的适应能力。

此外,实测数据的评价方式仍有进一步完善空间。由于STEAD实测记录缺少与之对应的无噪声参考,本文主要利用SNRi和负增益样本比例评价模型在真实记录上的去噪效果,因此相关统计结果更侧重反映背景噪声抑制能力及去噪稳定性。对于去噪后有效地震信号的保持情况,目前主要结合典型波形进行分析,后续仍可引入更加丰富的信号特征评价指标,从不同角度进一步完善实测记录的去噪质量评价。

消融实验已经对空洞卷积、多尺度特征提取和注意力机制的总体作用进行了验证,但不同模块在不同噪声特征和观测条件下的贡献可能存在差异,当前结果主要反映其在整体数据集上的综合表现。后续研究可进一步扩充不同区域、台站、事件类型及噪声条件下的数据,提高样本的多样性与代表性,并结合更丰富的信号保真性评价指标和不同数据条件下的模块分析,进一步检验和优化DCMR-Net在复杂真实观测环境中的泛化能力和应用稳定性。

3 结 语

本文针对DnCNN在地震信号去噪中存在感受野受限、特征提取尺度单一以及有效震相与噪声区分能力不足等问题,提出了一种融合空洞卷积、多尺度特征提取和注意力机制的改进模型DCMR-Net。该模型利用空洞卷积扩大网络感受野,增强对震相前后时序关联的建模能力;通过多尺度特征提取兼顾P波初至等局部细节与主要震相波包的整体结构;利用注意力机制自适应增强有效震相特征并抑制无关噪声响应。在此基础上,分别采用FK合成弱震数据和STEAD实测地震记录开展实验,对模型的噪声抑制能力、波形保持能力和去噪稳定性进行了验证,得出以下结论:

1)针对DnCNN固定尺度卷积对长程上下文和多尺度震相特征利用不足的问题,本文构建了“粗略噪声估计—多尺度修正—残差去噪”的分层处理结构。利用空洞卷积扩大感受野,通过多尺度特征提取兼顾局部震相细节与整体波形结构,并利用注意力机制对不同尺度和通道特征进行自适应筛选。3种机制在残差估计过程中分别承担上下文建模、多尺度表征和特征筛选作用,联合使用后能够减少噪声残留及有效震相误削弱,尤其能够有效降低负增益样本比例,提高模型在复杂噪声条件下的去噪稳定性。

2)合成数据和实测数据测试结果表明,DCMR-Net在提高信噪比的同时能够较好保持有效波形,并在不同噪声条件下显著减少负增益样本。结合消融实验可以看出,完整网络的性能改善不仅体现在平均SNRi和CC上,更明显地体现在负增益样本比例的降低,说明空洞卷积、多尺度特征和注意力机制的联合使用有助于减少异常去噪结果,提高模型在不同样本上的去噪稳定性。进一步应用于STEAD实测地震记录后,DCMR-Net表现出相对于DnCNN更高且更稳定的信噪比改善,并有效降低了负增益样本比例,表明模型在不同数据分布和观测条件下均具有较好的背景噪声抑制能力和去噪稳定性。结合典型波形可以看出,去噪后P波初至及主要震相仍具有较好的可辨识性,说明DCMR-Net在真实

地震记录中具有一定的适用性和应用潜力。

3)本研究仍存在一定局限性。当前FK合成波形相较真实地震记录较为简化,STEAD实测样本在区域、事件类型及SNR范围等方面的覆盖也较为有限,模型的去噪性能仍可能受到训练与测试数据分布差异的影响。同时,受实测数据缺少无噪声参考的影响,现有评价主要侧重背景噪声抑制效果和去噪稳定性,对有效信号保真性的评价仍可进一步完善。后续将通过扩充数据覆盖范围、完善评价指标并开展不同数据条件下的模块分析,进一步提升DCMR-Net的泛化能力和实际应用稳定性。

参 考 文 献

[1] 蔡振宇,盖增喜. 人工智能在拾取地震P波初至中的应用:以汶川地震余震序列为例[J]. 北京大学学报(自然科学版),2019,55(3):451-460.
CAI Zhenyu, GAI Zengxi. Using Artificial Intelligence to Pick P-Wave First-Arrival of the Microseisms: Taking the Aftershock Sequence of Wenchuan Earthquake as an Example[J]. *Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Pekinensis*, 2019, 55(3): 451-460.

[2] STOCKWELL R G, MANSINHA L, LOWE R P. Localization of the Complex Spectrum: The S Transform[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1996, 44(4): 998-1001.

[3] DONOHO D L, JOHNSTONE I M. Ideal Spatial Adaptation by Wavelet Shrinkage[J]. *Biometrika*, 1994, 81(3): 425-455.

[4] 郑成龙,王宝善. S变换在地震资料处理中的应用及展望[J]. 地球物理学进展,2015,30(4):1580-1591.
ZHENG Chenglong, WANG Baoshan. Applications of Stransform in Seismic Data Processing[J]. *Progress in Geophysics*, 2015, 30(4): 1580-1591.

[5] 王海斌,周云耀,吕永清,等. 小波阈值法在JCZ系列超宽频带地震仪记录的地震数据中的应用及探讨[J]. 大地测量与地球动力学,2021,41(3):323-330.
WANG Haibin, ZHOU Yunyao, LÜ Yongqing, et al. Application and Discussion on Wavelet Threshold Method inSeismic Data Recorded by JCZ Series Ultra-Wideband Seismographs[J]. *Journal of Geodesy and Geodynamics*, 2021, 41(3): 323-330.

[6] CANALES L L. Random Noise Reduction[C]// 1984 SEG Annual Meeting, Atlanta, USA, 1984.

[7] NEELAMANI R, BAUMSTEIN A I, GILLARD D G, et al. Coherent and Random Noise Attenuation Using the Curvelet Transform[J]. *The Leading Edge*, 2008, 27(2): 240-248.

[8] 张恒磊,李名勇,刘天佑. Contourlet域相关和阈值衰减联合去噪方法及其在地震资料处理中的应用[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2011,36(9):1047-1050.
ZHANG Henglei, LI Mingyong, LIU Tianyou. Joint Denoising of Correlation and Thresholding in Contourlet Domain and Its Application to Seismic Data[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2011, 36(9): 1047-1050.

[9] BEKARA M, VAN DER BAAN M. Random and Coherent Noise Attenuation by Empirical Mode Decomposition[J]. *Geophysics*, 2009, 74(5): V89-V98.

[10] OROPEZA V, SACCHI M. Simultaneous Seismic Data Denoising and Reconstruction *via* Multichannel Singular Spectrum Analysis[J]. *Geophysics*, 2011, 76(3): V25-V32.

[11] MOUSAVI S M, BEROZA G C. Deep-Learning Seismology[J]. *Science*, 2022, 377(6607): eabm4470.

[12] 廖诗荣,张红才,范莉苹,等. 实时智能地震处理系统研发及其在2021年云南漾濞MS6.4地震中的应用[J]. 地球物理学报,2021,64(10):3632-3645.
LIAO Shirong, ZHANG Hongcai, FAN Liping, et al. Development of a Real-Time Intelligent Seismic Processing System and Its Application in the 2021 Yunnan Yangbi MS6.4 Earthquake[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2021, 64(10): 3632-3645.

[13] 李帅,蒋策,田平,等. 深度学习在地震数据处理中的应用[J]. 物探化探计算技术,2025,47(5):623-640.
LI Shuai, JIANG Ce, TIAN Ping, et al. Application of Deep Learning in Seismic Data Processing[J]. *Computing Techniques for Geophysical and Geochemical Exploration*, 2025, 47(5): 623-640.

[14] ZHANG K, ZUO W M, CHEN Y J, 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.

[15] 陶立清,黄国满,杨书成,等. 一种利用卷积神经网络的干涉图去噪方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2023,48(4):559-567.
TAO Liqing, HUANG Guoman, YANG Shucheng, et al. A Interferogram Denoising Method Based on Convolutional Neural Network[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan Universi-*

ty, 2023, 48(4): 559-567.

[16] WANG H, ZHANG J. A Deep Learning Framework for Suppressing Prestack Seismic Random Noise Without Noise-Free Labels[J]. *Energy Geoscience*, 2024, 5(3): 100297.

[17] WANG F, CHEN S C. Residual Learning of Deep Convolutional Neural Network for Seismic Random Noise Attenuation[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2019, 16(8): 1314-1318.

[18] ZHU W Q, MOUSAVI S M, BEROZA G C. Seismic Signal Denoising and Decomposition Using Deep Neural Networks[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2019, 57(11): 9476-9488.

[19] YANG L Q, CHEN W, WANG H, et al. Deep Learning Seismic Random Noise Attenuation *via* Improved Residual Convolutional Neural Network[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2021, 59(9): 7968-7981.

[20] DUAN L, CAI J X, WANG L, et al. Research on Seismic Signal Denoising Model Based on DnCNN Network[J]. *Applied Sciences*, 2025, 15(4): 2083.

[21] WANG F Y, YANG Y, MA J W. Seismic Denoising by Deep Learning from Natural Repeating Earthquakes[J]. *Journal of Geophysical Research: Machine Learning and Computation*, 2025, 2(4): e2025JH000646.

[22] CHAI C P, ROSE D, STEWART S, et al. Denoising Seismograms in the Time Domain Using a Deep Learning Model[J]. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 2026, 116(1): 192-204.

[23] DAHMEN N, CLINTON J, MEIER M A, et al. Toward Operational Earthquake Seismogram Denoising[J]. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 2026, 116(3): 923-945.

[24] 雷鸣, 周云耀, 向涯, 等. 结合短时傅里叶变换与注意力的震相识别模型[J]. 地球科学, 2026, 51(1): 104-115.
LEI Ming, ZHOU Yunyao, XIANG Ya, et al. A Phase Picking Model Integrating Short-Time Fourier Transform and Multi-Scale Attention[J]. *Earth Science*, 2026, 51(1): 104-115.

[25] ZHONG T, CHENG M, DONG X T, et al. Seismic Random Noise Attenuation by Applying Multi-scale Denoising Convolutional Neural Network[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 5905013.

[26] DONG X T, LIN J, LU S P, et al. Multiscale Spatial Attention Network for Seismic Data Denoising[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 5915817.

[27] HU H X, WEI Y H, CHEN H, et al. Seismic Data Denoising Based on Attention Dual Dilated CNN[J]. *Scientific Reports*, 2025, 15: 28123.

[28] YAO Z J, HAO L, QIN L, et al. Efficient Seismic Data Denoising *via* Multi-Scale Attention Network with Depthwise Separable and Residual Dilated Convolutions[J]. *Scientific Reports*, 2026, 16: 2818.

[29] 李艳艳, 殷海涛, 韩林桥. 利用MSMPCA去噪的CEEMD方法监测高频GNSS同震形变[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2022, 47(3): 352-360.
LI Yanyan, YIN Haitao, HAN Linqiao. A Denoising Method of MSMPCA Based on CEEMD for Coseismic Deformation Monitoring with High-Frequency GNSS[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2022, 47(3): 352-360.

[30] ZHU L P, RIVERA L A. A Note on the Dynamic and Static Displacements from a Point Source in Multilayered Media[J]. *Geophysical Journal International*, 2002, 148(3): 619-627.

[31] MOUSAVI S M, SHENG Y X, ZHU W Q, et al. STanford EArthquake Dataset (STEAD): A Global Data Set of Seismic Signals for AI[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 179464-179476.

[32] MENG F L, LI Y, LIU Y P, et al. Application of the Radon-FCL Approach to Seismic Random Noise Suppression and Signal Preservation[J]. *Journal of Geophysics and Engineering*, 2016, 13(4): 549-558.

[33] VOSS R F, CLARKE J. '1/*f*noise' in Music and Speech[J]. *Nature*, 1975, 258(5533): 317-318.