

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2513780

# 基于 CNN 的随钻声波仪器信号降噪方法研究\*

付欣<sup>1</sup>, 李晓童<sup>1</sup>, 苟阳<sup>2</sup>

(1. 上海海事大学信息工程学院 上海 201306; 2. 上海海事大学物流工程学院 上海 201306)

**摘要:**随着我国油气勘探开发不断向非常规油气藏迈进,研发深层资源勘探开发的核心装备及关键技术至关重要。随钻声波测井仪器是深地探测的关键装备,其核心技术受国外技术封锁。受到钻井作业、仪器偏心、泥浆循环等多种噪声源的影响,国内研制的仪器存在接收声波信号质量差的问题,影响现场使用效果。针对一种随钻阵列声波仪器的总体设计,介绍发射电路、发射换能器和阵列式接收模块,并采用一种基于自编码器构架的 CNN 算法对随钻声波测井数据在时频域内进行降噪处理,提升了仪器接收信号的信噪比。含噪声信号经过 STFT 变换的时频特征图作为网络输入,U 型结构的神经网络能够学习数据中信号和噪声的稀疏表示同时生成时频域掩码,实现信号和噪声的分离。针对随钻声波数据缺乏开放数据集的问题,针对该仪器进行理论建模,并对不同模型参数进行大量理论模拟计算得到信号数据库,采集高质量噪声数据建立噪声数据库,合成含噪声的随钻声波数据集。通过训练后神经网络能够对复杂多源井下噪声进行智能降噪,本算法对测试数据和仪器现场采集的声波信号均能达到很好的降噪效果,极大提升了在低频噪声、电路超调、复杂震荡和突变噪声等多源噪声干扰下仪器的接收信号质量。

**关键词:** 随钻声波仪器; 降噪; 卷积神经网络; 短时傅里叶变换

**中图分类号:** TH762 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

## A CNN-based noise reduction method for acoustic logging while drill instrument signal

Fu Xin<sup>1</sup>, Li Xiaotong<sup>1</sup>, Gouyang<sup>2</sup>

(1. School of Information Engineering, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China; 2. School of Logistics Engineering, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China)

**Abstract:** As China's oil and gas exploration and development continues to move towards unconventional oil and gas reservoirs, it is vital to develop core equipment and key technologies for deep resource exploration. Acoustic logging while drilling tool is a key equipment for deep earth exploration, while its core technology is blocked by foreign countries. The quality of acoustic signals received by domestically developed instruments has declined due to the influence of various noise sources such as drilling operations, tool eccentricity, mud circulation, and circuit transmission noise. This article introduces an overall design of an acoustic logging while drilling instrument, including a transmitting circuit, transducer, and array receiving module. A convolutional neural network algorithm based on encoder-decoder architecture is adopted to reduce the noise of acoustic data in the time-frequency domain, which enhances the signal-to-noise ratio of the instrument's received signals. The time-frequency features of the noise-containing signal after a short-time Fourier transform are used as the inputs to the network. The neural network with a U-shape architecture learns the sparse representations of the signal and noise in the data and generates the time-frequency masks at the same time. In this way, the separation of the signal and noise is realized. To address the lack of open data sets, theoretical modeling is implemented for the instrument addressed in this article, and many theoretical simulations are carried out to obtain the signal database for different model parameters, and high-quality noise data are collected to establish the noise database. After training, the neural network is able to intelligently reduce the complex multi-source downhole noise, and this algorithm can achieve a good noise reduction effect on the test data and the acoustic signals collected from the

收稿日期: 2025-02-26 Received Date: 2025-02-26

\* 基金项目: 国家自然科学基金青年基金(42304127)、国家自然科学基金青年基金(42304193)项目资助

instrument site, which greatly improves the quality of the received signals of the instrument under the interference of multi-source noise, such as low-frequency noise, circuit overshooting, complex oscillations, and mutant noise.

**Keywords:** acoustic logging while drilling tool; noise reduction; convolutional neural network; short time Fourier transform

## 0 引言

伴随国家面向“深空、深海和深地”等方面的战略布局<sup>[1]</sup>,在地球和能源探测方面,亟需提升对深层油气资源勘探仪器的研发,尤其是用于地质导向的智能导钻仪器。随钻声波测井仪器是智能导钻的核心装备<sup>[2-3]</sup>,用于实时测量地层的声速和弹性参数。该仪器研发难度大、核心技术受国外封锁,国内自研的仪器面临接收信号质量不高的问题无法满足现场使用需求。

随钻声波测井仪器采用主动发射、阵列式接收的仪器架构,在钻井作业中将声波能量辐射到井周地层测量地层的纵波和横波速度。仪器的工作环境恶劣,噪声源强度大且复杂多变。传统的频率域的滤波器不能将与地层信号同频带的噪声滤除,其最佳滤波参数的选择往往并不直观,通常会随时间而变化,而且可能会严重改变波形形状,从而影响后续分析。钻井过程中噪声源复杂多变,由电路超调及通信干扰、突变扰动和高能量的毛刺等引发的宽频带噪声通过常规的带通滤波器很难滤除,对接收信号的质量造成严重干扰,使得后续的声学处理算法的质量下降。

在随钻声波数据的噪声处理方面,传统的降噪方法通常是基于时频域的变换(如:快速傅里叶变换(fast Fourier transform, FFT)、短时傅里叶变换(short time Fourier transform, STFT<sup>[4]</sup>)和小波变换<sup>[5]</sup>等)将时域信号转换到变换域,然后通过选取合适的阈值和参数分离信号和噪声。经过预处理后的信号,再结合能量、波形相关性、频率相关性、振相和到时计算、慢度速度相干法<sup>[6]</sup>处理等实现对纵横波速度的计算<sup>[7]</sup>。这类方法的基本思想是通过将信号转换到其他域中提高其稀疏性,在变换域中信号和噪声可以用一组稀疏的特征来表示,就更容易分离和降噪。但是往往需要设计并优化阈值函数,才能将噪声数据映射到最佳去噪信号,针对特定的随钻声波仪器的在复杂噪声源干扰下的接收信号进行智能降噪需要更加自动化、智能化的方法。

近十年来,由于深度学习在训练算法和计算能力上的突破<sup>[8-11]</sup>,基于深度学习神经网络的方法在多个领域取得突破性进展<sup>[12-14]</sup>。在信号降噪方面,机器学习方法被广泛应用于地震监测<sup>[15]</sup>、水下通信<sup>[16]</sup>及工业监测<sup>[17-20]</sup>等声学降噪领域。天然地震信号需要去除各类噪声源的干扰,并拾取纵波和横波的震相到时信息,需要大量的人工干预和人力资源,研究人员使用卷积神经网络

(convolutional neural network, CNN)来进行自动降噪<sup>[21-22]</sup>和自动震相拾取<sup>[23]</sup>。复杂的水声环境噪声干扰影响水声信号调制识别准确率,将深度学习算法(如自编码器网络<sup>[16]</sup>、残差网络(residual network, Resnet<sup>[24]</sup>)等与小波分析、经验模态分解等方法结合提升复杂环境的声信号调制质量<sup>[25]</sup>。对随钻声波信号,由于仪器信号特征差异、井下数据采集困难,联合仪器仿真数据与真实数据预训练模型,利用深度学习算法可同时改进随钻声波信号的稀疏性和映射函数,实现信号与噪声的分离与降噪<sup>[26]</sup>。

采用一种基于自编码器构架的卷积神经网络对随钻声波测井数据在时频域内进行降噪处理,该网络能同时学习输入数据的稀疏表示和高维非线性函数,后者能将信号和噪声的稀疏表示分别映射成其对应的时频掩码,掩码进一步用于从输入数据中提取相应的波形。为了解决网络训练中缺乏实际数据集的问题,针对所涉及仪器参数建立仪器模型并对大量地层参数进行理论模拟得到接收信号库,结合实际测试中的噪声数据得到高质量的训练数据集。经过训练的网络在测试数据和实际井下资料的处理中都取得了比较好的降噪效果。在随钻声波测井中,使用深度学习的降噪方法进行处理的研究还在摸索阶段,将卷积神经网络降噪算法,用于井下声波的降噪中,具有较强的探索性,未来深度学习方法在随钻仪器研发和信号处理的智能算法开发领域将有更广阔的应用。

## 1 基于CNN的时频域降噪算法理论分析

### 1.1 数据集构建

由于随钻声波测井数据具有较高的商业价值,公开的有人工标注的测井数据比较少,很难获得大量的高质量的人工标注数据。如图1所示流程建立信号库和高质量的噪声库,合成含噪声的随钻声波数据集。

数据集的构建分4阶段完成。首先,针对实际仪器的设计尺寸和结构建立仪器的简化模型,该模型能够用于对仪器的接收响应进行理论建模和仿真。然后,对不同井径、发射频率、地层纵横波速度和密度等参数建立大型的模型库,利用多层圆柱状声波导理论研究随钻仪器的接收声场<sup>[27-28]</sup>,用数值模拟方法对仪器的接收响应进行了大量理论计算,得到的声信号构成信号库。下一步构建噪声数据库,井下噪声源不仅包括钻井、作业等引发的噪声,同时也包含仪器通信异常、电异常带来的仪器噪声<sup>[29-32]</sup>。为了获取高质量的噪声数据,从仪器测试和井下资料中手动采集了56 862条噪声信号,构建噪声数据

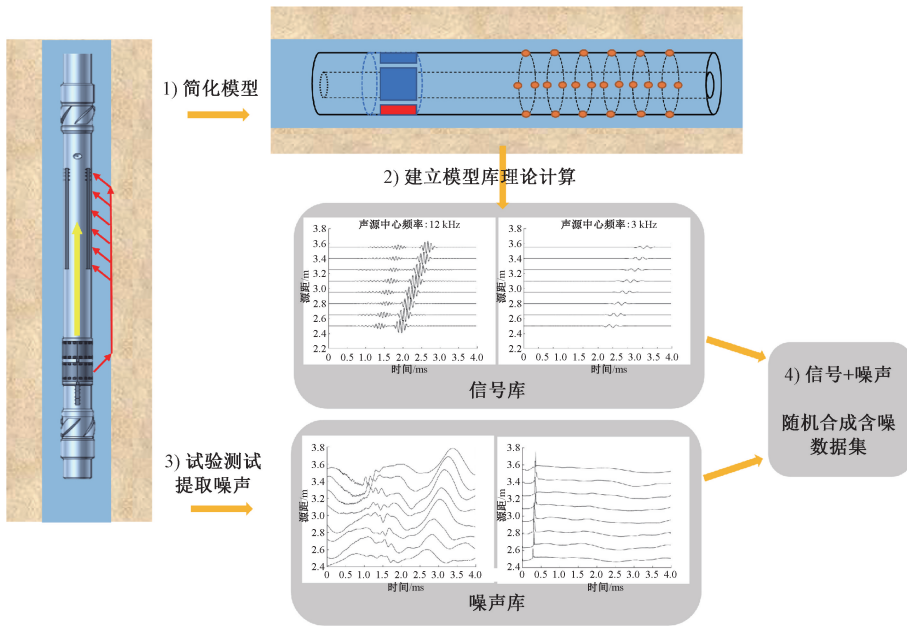


图1 建立含噪的随钻声波数据集的流程

Fig. 1 Flow chart of acoustic wave while drilling data set with the established noise

库。最后,含噪声信号数据集由信号数据和噪声数据根据不同的信噪比随机合成。其中,信号数据除了来自模拟信号库,作为补充也选取了实际测井中一些高质量的波形加入信号库,信号库的数据总量为 61 272,噪声数据则来自噪声数据库。

信号和噪声数据都随机地分到训练、验证和测试集中。为了构建训练神经网络的含噪数据,反复迭代信号训练集,在每次迭代中,将噪声训练集中随机选择的噪声样本与信号叠加,生成不同信噪比的含噪数据。通过短时傅里叶变换获得含噪信号的时频系数,它的实部和虚

部系数作为两个独立的通道馈送到 CNN 的输入端,以便学习声信号的时间和相位信息。验证和测试数据集的产生方法和训练数据集相同,验证集用于微调网络的超参数,测试集用于测试网络的效果。最后,训练好的 CNN 网络将会用于处理仪器在井下采集的低信噪比数据,验证网络的泛化效果。

1.2 基于 CNN 的 U 型网络算法理论分析

使用基于 CNN 的 U 型网络构架实现时间-频率域的随钻声波数据降噪方法,整个工作流程和具体步骤,如图 2 所示。

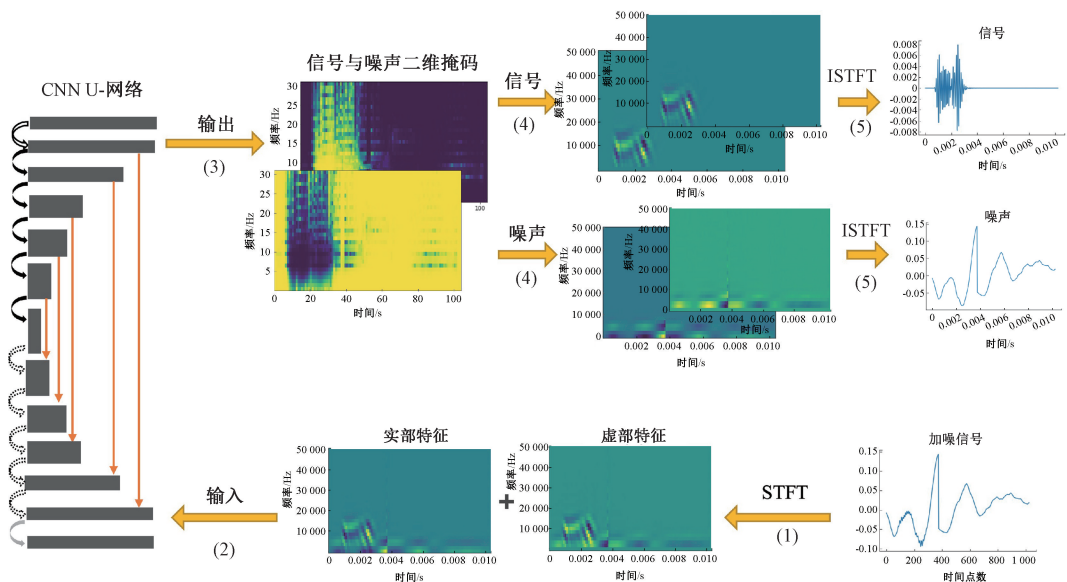


图2 利用 CNN 神经网络去噪声的流程

Fig. 2 Flow of noise removal using CNN neural network

整个流程分为 5 步:1)含噪信号通过 STFT 变换到时频域得到实部和虚部特征;2)将两组时频系数图作为训练数据输入 CNN 网络,以保留信号的幅度和相位信息;3)通过 U 型网络后,得到噪声和信号对应的时频域掩码图;4)将噪声和信号对应的掩码分别施加于原信号的时频系数后,得到去噪后信号和噪声的时频系数图;5)通过 STFT 反变换得到分离后的信号和噪声的时间域波形图。

在时频域中,含噪信号可以表示为无噪声信号和噪声的叠加,如式(1)所示。

$$Y(t, f) = S(t, f) + N(t, f) \quad (1)$$

式中:  $Y(t, f)$ 、 $S(t, f)$  和  $N(t, f)$  分别表示时频域内的含噪信号、无噪信号和噪声,  $Y(t, f)$  的实部和虚部即为 CNN 网络的输入参数。神经网络的训练目标是使通过网络估算出的降噪信号与真实信号之间的误差最小,公式如式(2)所示。

$$\min: error = E \|\hat{S}(t) - S(t)\|^2 \quad (2)$$

式中:  $\hat{S}(t) = TFT^{-1} \{M_S(t, f) Y(t, f)\}$  表示算法计算的降噪后的信号;  $S(t)$  表示理想信号;  $M_S(t, f)$  表示时频域内计算信号的掩码;  $TFT^{-1}$  表示 STFT 反变换。

随钻声波信号每条记录长度为 10 ms,仪器采样率为 100 kHz,STFT 变换中使用的窗长点数是 20,重合点数取窗长度的一半,FFT 点数取 60。时频域内信号和噪声的掩码  $M_S(t, f)$  和  $M_N(t, f)$  计算公式如式(3)所示。

$$\begin{cases} M_S(t, f) = \left[ \frac{1}{1 + \frac{N(t, f)}{S(t, f)}} \right] + N(t, f) \\ M_N(t, f) = \left[ \frac{\frac{N(t, f)}{S(t, f)}}{1 + \frac{N(t, f)}{S(t, f)}} \right] \end{cases} \quad (3)$$

其中,每个掩码的大小与输入时频信号  $Y(t, f)$  的大小相同,取值在 0 ~ 1,使用掩码  $M_S(t, f)$  和  $M_N(t, f)$  可分离数据中的信号和噪声。

降噪算法采用自编码器结构的 U 型网络构架,将降噪问题转化为监督学习问题,网络学习数据的稀疏表示并生成信号和噪声数据分布的最佳映射函数,使用跳转连接来提高训练和预测性能的收敛性<sup>[29]</sup>。网络结构和参数如图 3 所示,网络结构对称,上采样和下采样层级各 6 层,各级网络参数标注于图 3 中,每级包含卷积层、池化和线性修正单元(rectified linear unit, ReLU)激活层和批量归一化处理。

第 1 层的输入是  $Y(t, f)$  的实部和虚部系数,信号和噪声的掩码作为训练标签。下采样层中卷积核大小保持 3×3 不变,网络的特征空间使用 2×2 的步长逐步缩小,每级通道数翻倍至第 6 层通道数为 256,下采样卷积层能有

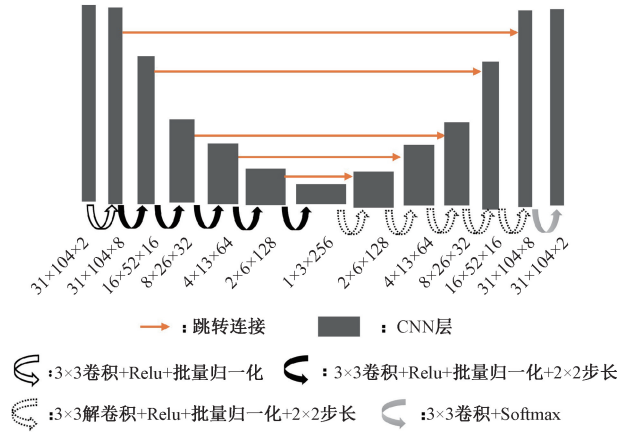


图 3 CNN 网络结构

Fig. 3 CNN network architecture

效提取了信号和噪声数据的特征,得到数据的高维度抽象表示。网络后半部份利用反卷积和上采样将信号和噪声的稀疏表示映射成对应的掩码,最后一层使用 1×1 卷积和归一化指数函数(Softmax 函数)输出掩码。网络采用交叉熵损失函数作为网络优化目标,使用自适应矩估计优化器(adaptive moment estimation, Adam)自适应地调整学习率。通过训练,CNN 网络不断优化损失函数构建数据的稀疏表示和最佳掩码实现信号和噪声的分离。

使用训练和验证数据集,通过优化损失函数,对 CNN 神经网络的参数进行训练,得到的训练模型可以用于对测试数据集进行降噪处理,以验证 CNN 降噪算法的效果。无需手动定义不同的特征和阈值来增强信号和减弱噪声,深度学习算法能够自动从数据中学习丰富的信号和噪声特征,从而在时频域中分离信号和噪声。为了检验模型的泛化效果,该算法将用于对随钻声波仪器的实际井下数据进行降噪处理,使用 Tensorflow 框架实现的 CNN 训练、验证和测试。

## 2 实验验证

### 2.1 随钻声波测井仪器结构

随钻声波测井仪器的结构如图 4 所示,整支仪器由厚壁钢制外铤结构与精密设计的内铤骨架严密安装而成。

外铤两端安装有扶正器,左侧安装发射换能器单元,右侧安装接收换能器单元,中部为变径隔声体结构。其中,发射换能器单元由高频发射换能器与低频发射换能器构成,分别激发主频 11~15 kHz 与 3 kHz 左右的高、低频信号;每组发射换能器由 4 个间隔 90°的压电陶瓷瓦片组成,通过电路控制对不同方向的瓦片进行同相位或反相位的激励,能够实现不同的声源激励方式。接收换

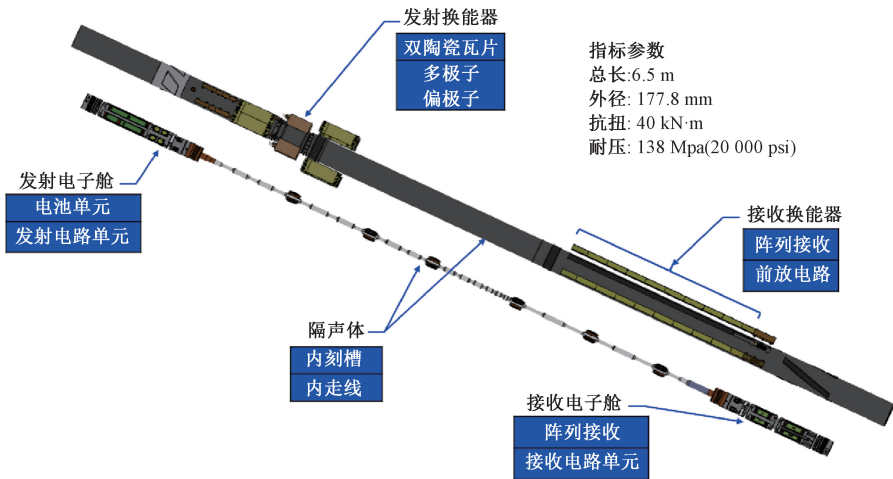


图4 随钻声波成像测井仪器

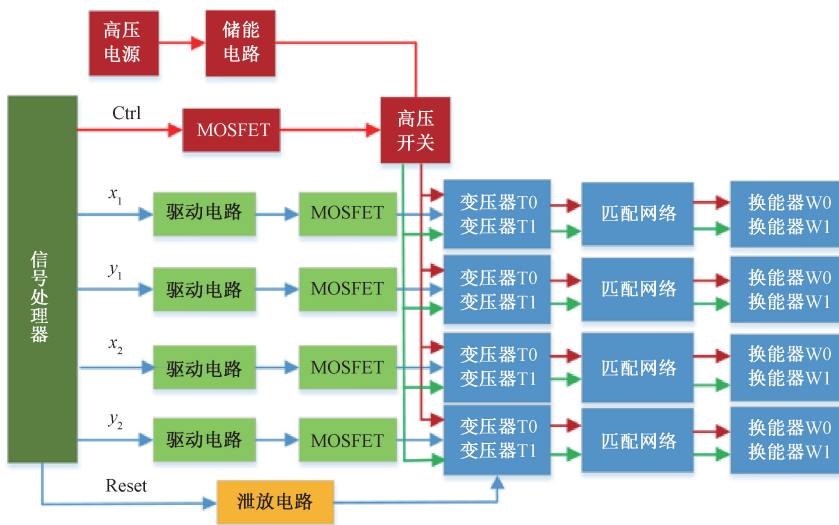
Fig. 4 Acoustic imaging logging while drilling instrument

能器单元由轴向间隔 90°的 4 条接收换能器条带阵列组成,每个条带上安装 8 个压电陶瓷片接收器。内链结构由发射短节、过穿线杆和接收短接组合而成。发射短节上槽内安装了发射声系电路模块和高性能声压变压器,主要负责产生高压输出驱动压电换能器辐射声波,并控制产生不同的声源激励方式。接收短节主要由采集电路模块和主控、存储及电源电路模块构成,主要功能是对接收条带的信号进行自动增益调节、采集、存储和处理等。

发射电路总体结构如图 5(a) 所示,包括驱动电路、变压器、匹配网络和发射换能器 4 部分。发射电路由 4 块控制电路组成,主要的功能是根据设定的工作方式、工作模式等配置信息,产生高压脉冲信号,激励发射换能器产生声波信号。仪器采用了双发模式,发射电路采用一主三从的方式实现 4 相控制。发射变压器实现对发射电路产生的 200~400 V 高压的升压功能,将其变压到

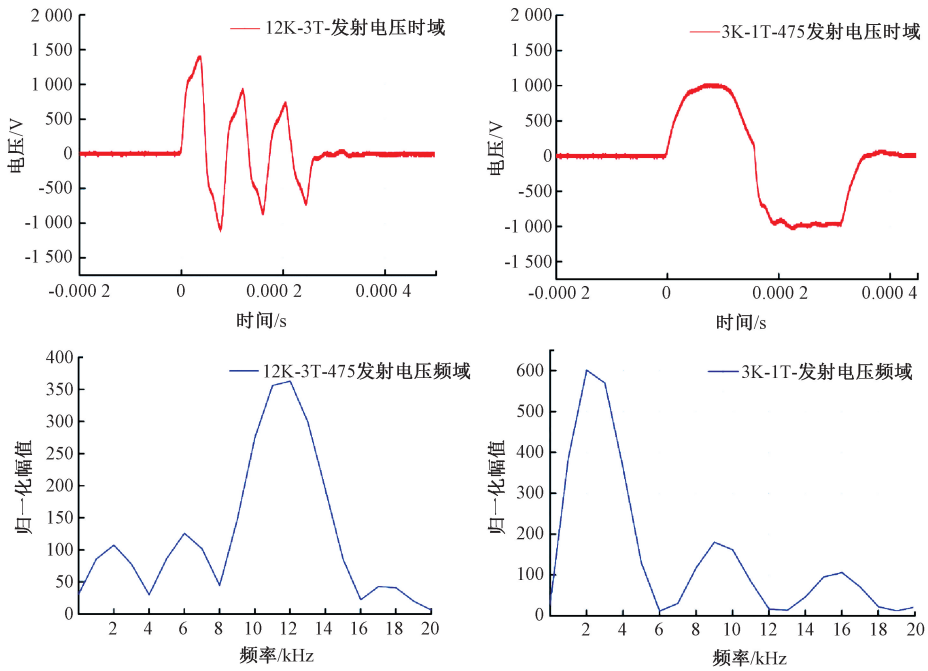
1 000~2 000 V,从而有效激发大功率声波信号。发射换能器组在高压脉冲的激励下,向地层辐射声波信号。图 5(b)展示了高频与低频激励的时频域波形对比,其中上侧是主频 12 kHz-3 周期及 3 kHz-1 周期正弦波的时域波形,下侧是主频 12 和 3 kHz 的单周期正弦波的频域激励波形。随钻声波测井仪器发射模块能够实现对两组换能器的高压驱动,并且通过总线对激发的周期数、频率和相位进行灵活控制。发射电路模块和换能器的测试实物如图 5(c)、(d)所示。

接收模块总体结构如图 6(a)所示,其中包括 4 条接收换能器阵列条带、接收信号采集板 A1~A4、慢度时间相关(slowness time coherence, STC)算法处理板、先进精简指令集机器(advanced RISC machine, ARM)处理器存储板、电源板及总线板,同时靠近存储板在仪器外链开槽设置读写窗口,实现随钻测井数据的高速通用串行总线

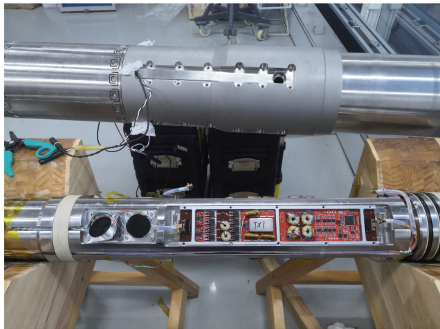


(a) 发射电路架构

(a) Transmitting circuit architecture



(b) 发射电路波形  
(b) Excitation circuit waveform



(c) 激励发射电路仪器及外铤  
(c) Transmitting circuit instrument and outer collar



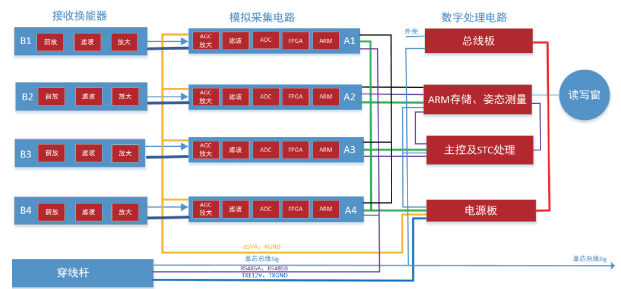
(d) 发射换能器  
(d) Transmitting transducer

图 5 发射电路波形及系统

Fig. 5 Transmitting circuit waveform and system

(universal serial bus, USB) 读取和固件配置。接收信号采集板 A1~A4 主要完成对于信号的放大、滤波和模拟到数字的转换,同时经过现场可编程门阵列 (field programmable gate array, FPGA) 和 ARM 系统实现数字滤波、组包和自动增益控制等功能,每个采集板对一组 8 路采集信号的预处理,然后 4 个采集板分时通过控制器局域网总线(controller area network, CAN) 总线将原始波形传输至 ARM 存储板。存储板主要实现 32 路原始波形的存储功能,内部使用 4Gx8 bit 的数据存储。STC 提取处理板主要使用高速的数字信号处理器 (digital signal processing, DSP) 实现声波时差处理与提取,接收来自 ARM 存储模块的原始信号波形,实时处理获得声速处理结果,通过串口通信传输至总线控制板。电源板主要功

能是接收来自与总线板的 48 V 直流电源,将其转换为仪器各电路使用的模拟和数字电源,实时监测来自总线控制板的命令并返回状态,可通过总线控制板开启仪器总



(a) 接收电路系统  
(a) Block diagram of the receiving circuit system



(b) 接收系统及外铤

(b) Receiving system and external collar



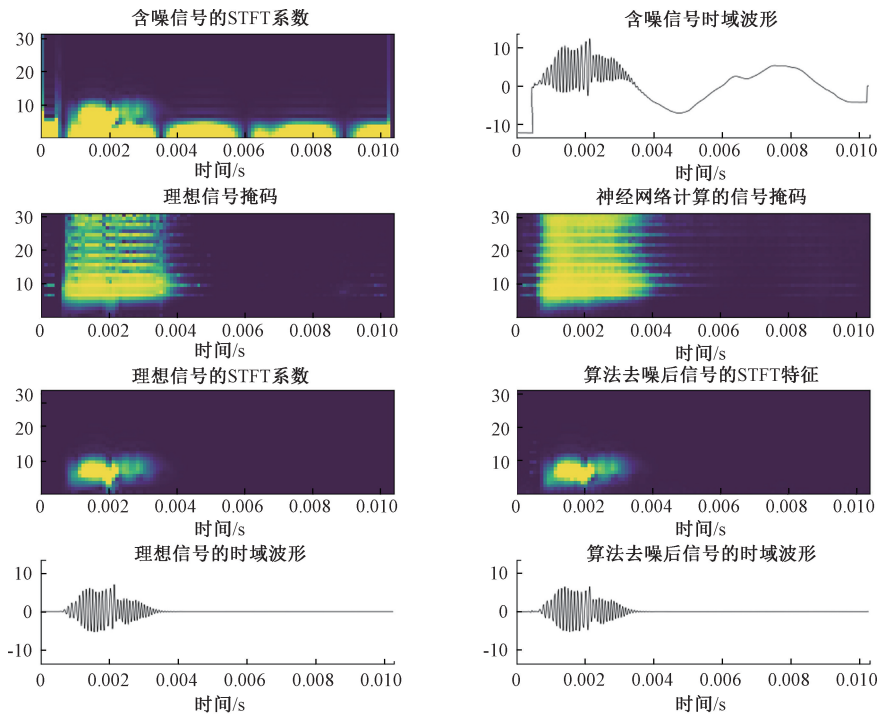
(c) 接收模块及信号调理电路

(c) Receiving transducer and signal conditioning module

图6 接收电路系统模块

Fig. 6 Receiving circuit system module

体供电。总线板主要实现 48 V 直流供电和串行通讯接口。接收模块各部分整体电装在图 4 所示的内铤的接收短节上,实现了对接收声信号的采集、调理、存储、处理、与通信,图 6(b)、(c)为仪器接收系统实物。



(a) 低频噪声与信号超调干扰去噪

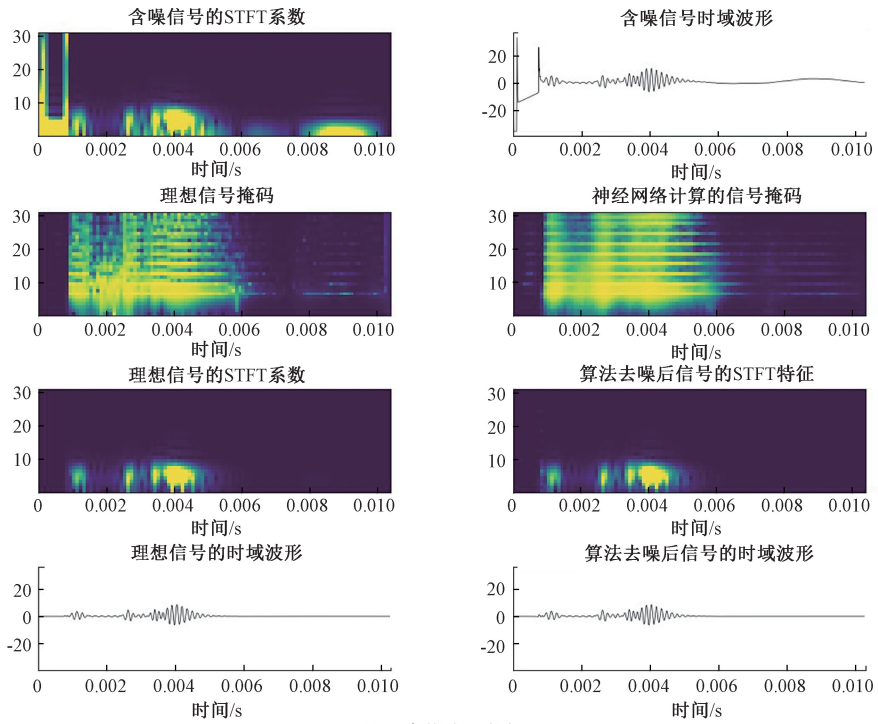
(a) Low frequency noise and signal overshoot interference denoising

## 2.2 测试数据集降噪数据处理

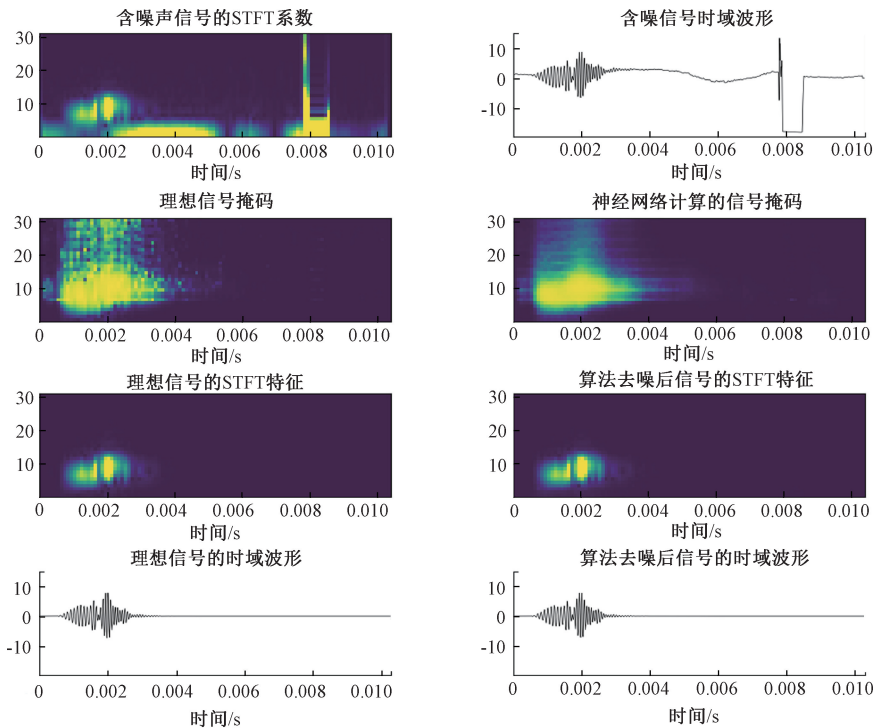
为了验证算法的降噪效果,图 7 展示了对测试数据集中典型的噪声信号的降噪效果图。图 7(a)~(d)各图中包含 8 个子图,从左上角至右下角分别表示:含噪信号的 STFT 时频系数图、时间域波形图、理想信号的掩码标签、CNN 算法计算的信号掩码、理想信号的时频系数图、CNN 算法计算的信号时频系数图、理想信号的时域波形图、CNN 算法计算的时间域波形图。

图 7(a)展示了随钻声波信号受到低频噪声干扰,噪声能量主要集中在 5 kHz 以下,反映了钻井和泥浆水循环对声波信号的影响,通过 CNN 网络恢复的信号与理想信号基本一致,同时较好的保留了声波的相位信息。图 7(b)中在初至波前出现了严重的干扰噪声影响有效声信号的到时提取,通过 CNN 算法很好的恢复了原始信号。图 7(c)展示了传输噪声对信号造成较大影响,该算法能高质量的恢复理想信号,同时,图 7(d)的高能量毛刺信号也得到了极好的消除。因此,CNN 算法能处理随钻声波信号中出现的多种复杂噪声源的干扰。

通过训练后的 CNN 网络能够在较高的抽象层次上区分信号和噪声,并生成高质量的信号掩码,使得去噪后的信号与无噪信号区别非常小,达到非常好的去噪声效果。针对测井中常见的低频噪声、以及常规滤波方法难以去除的突变扰动、电路传输噪声和高能量毛刺噪声都能得到高质量的去噪声效果,并且声波信号的相位不受滤波算法的影响,信号恢复质量较高。

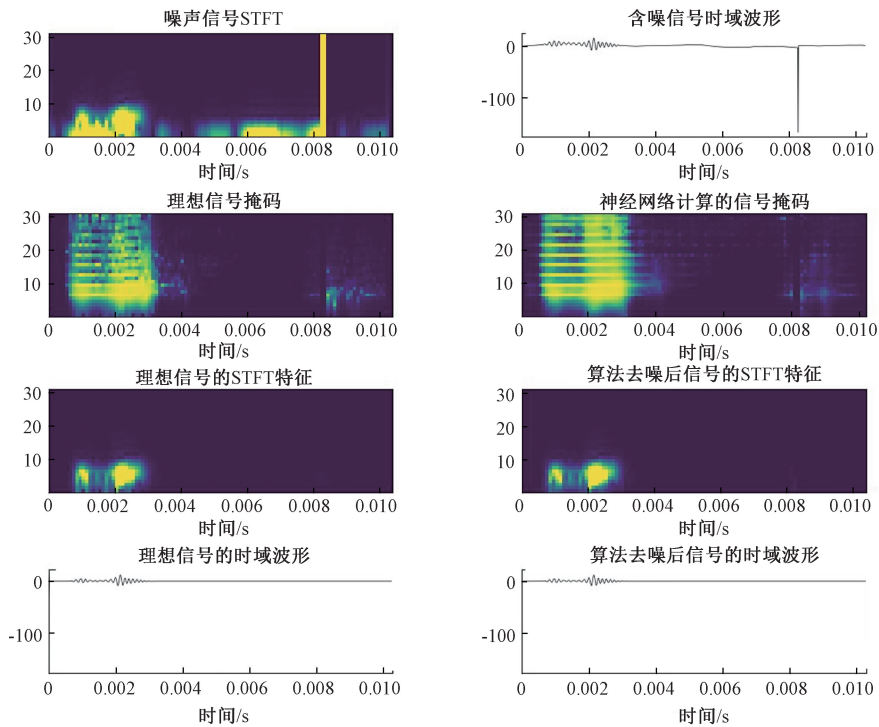


(b) 突变扰动噪声去噪  
(b) Abrupt disturbance noise denoising



(c) 电路传输噪声去噪  
(c) Circuit transmission noise denoising





(d) 高能毛刺噪声去噪  
(d) High energy burr noise denoising

图7 利用CNN网络对测试数据集中不同类型的噪声去噪的效果

Fig. 7 The effect of using CNN network to denoise different types of noise in test data set

### 2.3 井场实地测试及数据处理

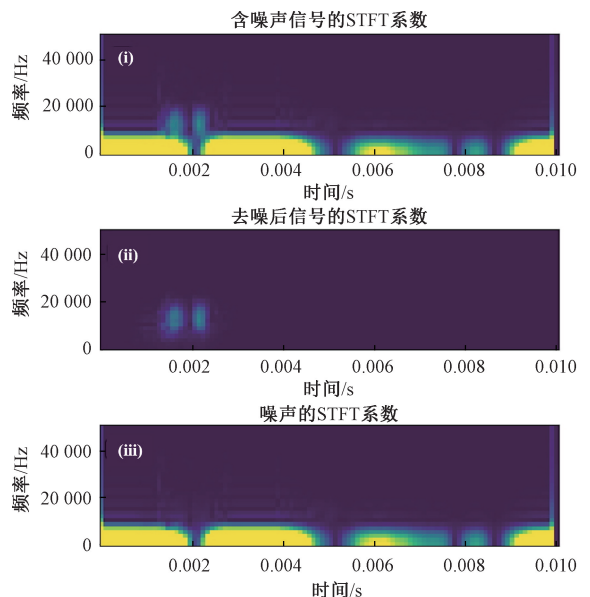
为了验证CNN模型的泛化效果,将训练好的模型用于实际测井数据的去噪。图8是上文介绍的仪器在天津塘沽某井场作业的情况,也是处理的实际井下资料的来源。



图8 井场实地测试

Fig. 8 The well site field test

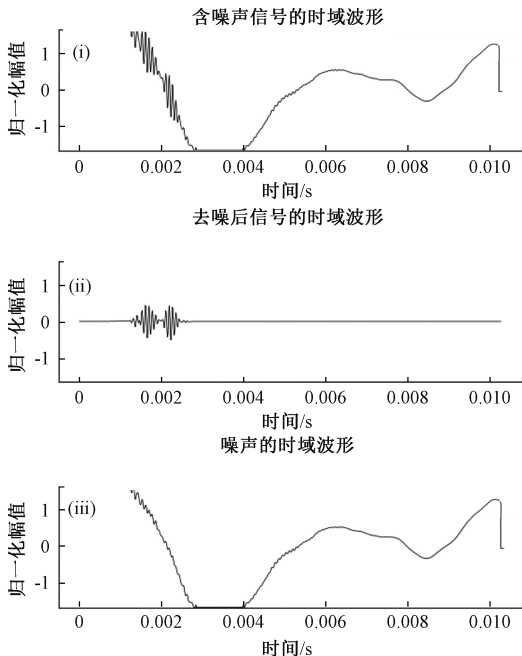
(ii)、(iii)分别表示含噪信号、CNN算法分离的信号和噪声的STFT域内的时频系数图;图9(b)、(d)、(f)中的各子图(i)、(ii)、(iii)分别表示含噪信号、CNN算法恢复的信号和噪声的时间域波形图。



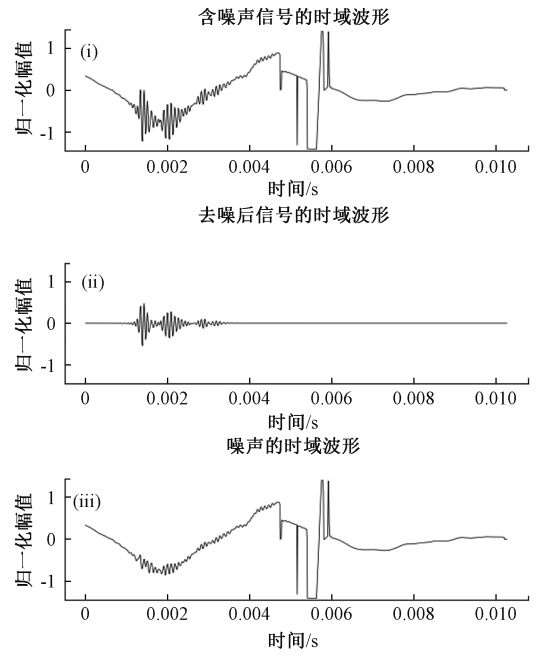
(a) 实际低频噪声去噪案例(STFT系数)

(a) Real low frequency noise denoising case (STFT coefficients)

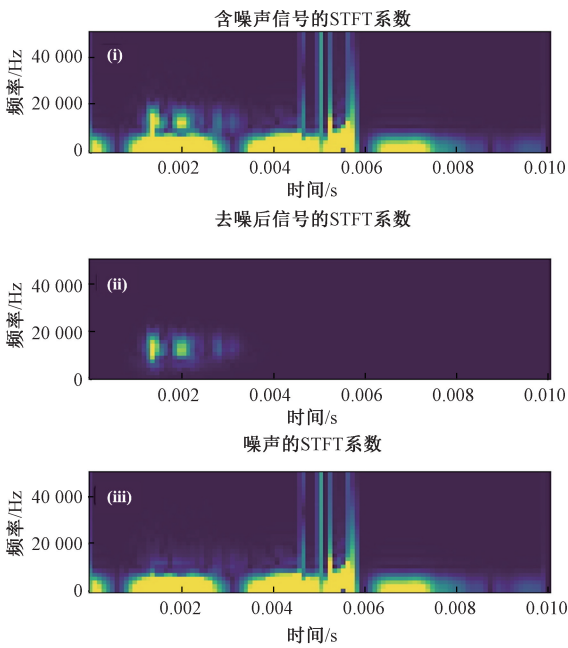
图9是利用该算法对实际数据中不同类型的噪声去噪的效果案例。其中,图9(a)、(c)、(e)中各子图(i)、



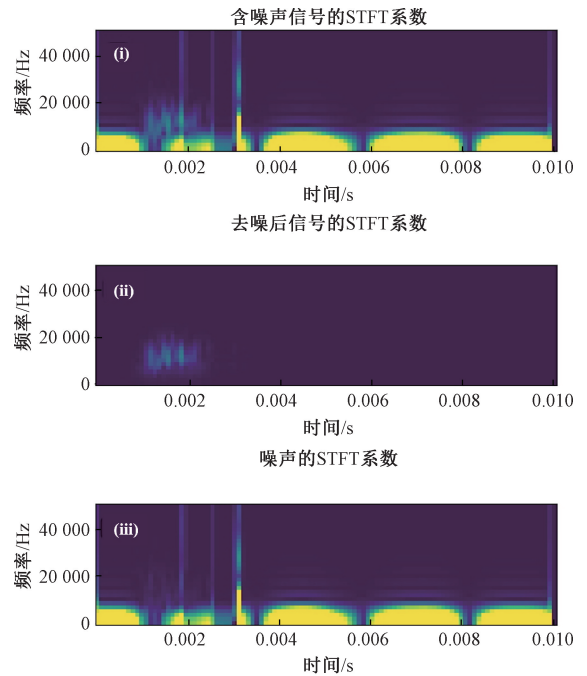
(b) 实际低频噪声去噪案例波形  
(b) Real low frequency noise denoising case waveform



(d) 实际电路传输噪声去噪案例波形  
(d) Real circuit transmission noise denoising case waveform



(c) 实际电路传输噪声去噪案例(STFT系数)  
(c) Real circuit transmission noise denoising case (STFT coefficients)



(e) 实际毛刺噪声去噪案例(STFT系数)  
(e) Real burr noise denoising case (STFT coefficients)

图 9(a)、(b)中,有效信号中出现低频噪声和电路超调造成的干扰,去噪后信号干扰除去但保留了声波的相位和到时特征;图 9(c)、(d)中,复杂的震荡噪声叠加低频干扰对声

波信号造成了严重干扰,降噪后有效信号得到较好的恢复;图 9(e)、(f)中,信号中出现多个突变噪声干扰,即使毛刺位置与信号在相同时间位置,仍然能够恢复信号特征。

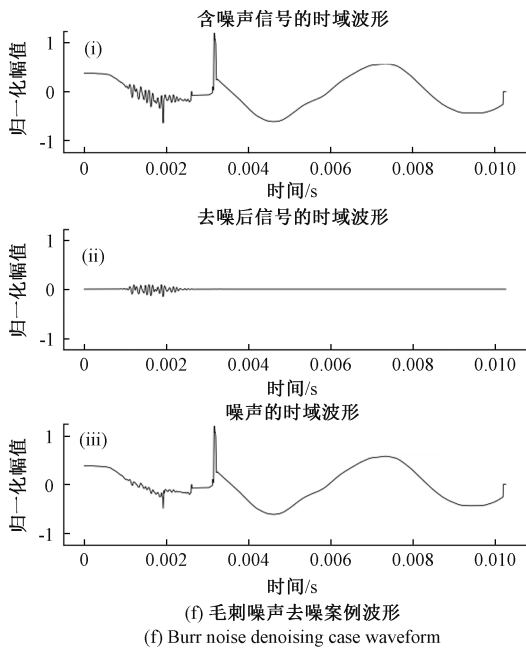


图9 利用CNN网络对实际数据中不同类型的噪声去噪的效果案例

Fig. 9 Examples of the effect of using CNN network to denoise different types of noise in real data

随钻仪器接收的声信号受噪声干扰严重、且噪声源复杂多变。对于低频噪声、比较严重的电路传输噪声和毛刺噪声存在的情况下,通过CNN降噪网络,幅度较小的声波信号都能得到恢复,对提高接收信号的质量有很好的效果,能够有效提升声信号的信噪比。此外,CNN降噪算法能够分离不同特点、不同类型的噪声,无需手动配置滤波器参数,该算法可用于井下噪声的自动化处理。

### 3 结论

本研究介绍了一种随钻声波仪器的总体设计,并对仪器的发射和接收模块功能进行了阐述。为了解决随钻声波仪器在井下环境噪声源复杂并且信号质量较差的问题,提出了一种基于CNN深度神经网络的降噪算法。为了解决大量高质量信号训练数据难以获取的问题,针对仪器的设计参数和特点,对不同井径、地层纵横波速度和密度的参数,建立了大型的模型库,并通过理论模拟方法进行大量理论计算,得到一个理想无噪声的信号数据库。通过拾取大量包含井内噪声数据特征和仪器自身特征的高质量噪声数据,构建噪声信号库。通过构建U型CNN网络结构,使用多层卷积神经网络抽象出信号和噪声的在STFT变换域内的表示,并自动构建信号和噪声对应的掩码。信号掩码与加噪信号的STFT系数相乘后进行逆变换,可以得到高质量的降噪信号。

创新性地使用大量模拟数据结合实际数据的方式构建数据集,并以此驱动神经网络算法进行训练,并在实际仪器数据的应用上表现出较好的泛化效果。在测试数据集上对多种类型的噪声都展现了非常好的去噪效果,并且对实际井下资料的去噪应用中也有显著的效果,对机器学习算法在仪器研发及去噪声的领域内的应用十分重要。但是,采用的信号数据集和仪器设计的参数相关,测试的井下数据只属于一次下井资料的数据,在不同环境下的噪声特征不尽相同,需要丰富噪声数据库,使网络能在更加复杂的环境下识别噪声,提高数据的信噪比,同时增强算法的适用性。

### 参考文献

- [1] 张斯琪,曾周末,李健,等. 套管井固井质量声学检测技术现状与展望[J]. 仪器仪表学报,2024,45(6):2-28.  
ZHANG S Q, ZENG ZH M, LI J, et al. Current situation and prospect of acoustic logging for casing well cementing quality [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024,45(6):2-28.
- [2] 孙志峰,卢华涛,李国梁. 随钻声波测井关键技术研究进展[J]. 科学技术与工程,2022,22(36):15849-15859.  
SUNG ZH F, LU H T, LI G L. Research progress on key technology of LWD acoustic logging [J]. Science Technology and Engineering, 2022, 22(36):15849-15859.
- [3] 苟阳,付欣. 随钻声波发射换能器宽频阻抗匹配设计及实验[J]. 仪器仪表学报,2022,43(3):186-193.  
GOU Y, FU X. Broadband impedance matching design and experiment for acoustic while drilling transducer[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022,43(3):186-193.
- [4] ARON J, CHANG SH K, DWORAK R, et al. Sonic compressional measurements while drilling[C]. SPWLA Annual Logging Symposium, 1994.
- [5] CHENG L, CHANG J F, LIU ZH, et al. Characteristics analysis of joint acoustic echo and noise suppression in periodic drillstring waveguide[J]. Shock and Vibration, 2014(2014):1-10.
- [6] KIMBALL C V, MARZETTA T L. Semblance processing of borehole acoustic array data[J]. Geophysics, 1984, 49(3):274.
- [7] HUA W, GUO T, MICHAEL C F. Investigation of the high-frequency wavefield of an off-center monopole acoustic logging-while-drilling tool [J]. Geophysics, 2015, 80(4):D329-D341.
- [8] MOUSAVI S M, LANGSTON C A. Adaptive noise

- estimation and suppression for improving microseismic event detection-science direct [J]. *Journal of Applied Geophysics*, 2016, 132:116-124.
- [9] DONOHO D L, JOHNSTONE I M. Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage[J]. *Biometrika*, 1994, 81(3): 425-455.
- [10] PARDO D, MATUZYK P J, CARLOS T, et al. Influence of borehole-eccentred tools on wireline and logging-while-drilling sonic logging measurements [J]. *Geophysical Prospecting*, 2013, 61: 268-283.
- [11] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks [J]. *Communications of the ACM*, 2017, 60(6): 84-90.
- [12] 孙旭, 李晓光, 李嘉锋, 等. 基于深度学习的图像超分辨率复原研究进展[J]. *自动化学报*, 2017, 43(5): 697-709.
- SUN X, LI X G, LI J F, et al. Review on deep learning based image super-resolution restoration algorithms [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2017, 43(5): 697-709.
- [13] LAKE B M, SALAKHUTDINOV R, TENENBAUM J B. Human-level concept learning through probabilistic program induction[J]. *Science*, 2015, 350:1332-1338.
- [14] JUNG Y H, PHAM X T, ISSA D, et al. Deep learning-based noise robust flexible piezoelectric acoustic sensors for speech processing [J]. *Nano Energy*, 2022, 101: 107610.
- [15] YANG L, LIU X, ZHU W Q, et al. Toward improved urban earthquake monitoring through deep-learning-based noise suppression[J]. *Science Advances*, 2022, 8(15): 3564.
- [16] DONG Y F, SHEN X H, WANG H Y, Bidirectional denoising autoencoders-based robust representation learning for underwater acoustic target signal denoising[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2022(71): 2519208.
- [17] 郎煜民, 郎恂, 吴建德, 等. 一种新的工业过程振荡数据去噪技术[J]. *仪器仪表学报*, 2024, 45(12): 307-318.
- LANG Y M, LANG X, WU J D, et al. Novel method for oscillation data denoising in process industry [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2024, 45(12): 307-318.
- [18] 孙鑫威, 纪爱敏, 陈曦晖, 等. 强噪声背景下动车组轴承微弱故障信号检测[J]. *电子学报*, 2021, 49(11): 2217-2224.
- SUN X W, JI A I M, CHENG X H, et al. Detection of weak fault signals for emu bearings under strong noise[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2021, 49(11): 2217-2224.
- [19] WANG H, LIU ZH L, PENG D D, et al. Interpretable convolutional neural network with multilayer wavelet for noise-robust machinery fault diagnosis [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2023, 195: 110314.
- [20] FAN H W, XUE C Y, ZHANG X H, et al. Vibration images-driven fault diagnosis based on cnn and transfer learning of rolling bearing under strong noise[J]. *Shock and Vibration*, 2021, 2021(7): 6616592.
- [21] 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.
- [22] KIM J K. Synthetic shear sonic log generation utilizing hybrid machine learning techniques [J]. *Artificial Intelligence in Geosciences*, 2022, 3: 53-70.
- [23] ZHENG J, SHEN SH SH, JIANG T Q, et al. Deep neural networks design and analysis for automatic phase pickers from three-component microseismic recordings[J]. *Geophysical Journal International*, 2020, 220(1): 323-334.
- [24] HE K M, ZHANG X Y, REN SH Q, et al. Deep residual learning for image recognition [C]. 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016:770-778.
- [25] LIU Y X, ZHANG B Q, KONG F T, et al. Underwater acoustic classification using wavelet scattering transform and convolutional neural network with limited dataset[J]. *Applied Acoustics*, 2025, 232: 110564.
- [26] FU X, GOU Y, WEI F Q. Acoustic logging array signal denoising using U-net and a case study in a TangGu oil field[J]. *Journal of Geophysics and Engineering*, 2024, 21(3): 981-992.
- [27] 崔志文. 多孔介质声学模型与多极源声电效应测井和多极随钻声测井的理论及数值研究[D]. 长春: 吉林大学, 2004.
- CUI ZH W. Theoretical and numerical research on porous media acoustic models and multipole source acoustic-electric effect logging and multipole logging while drilling acoustic logging [D]. Changchun: Jilin University, 2004.
- [28] WANG H, TAO G, ZHANG K. Wavefield simulation and analysis with the finite-element method for acoustic logging while drilling in horizontal and deviated wells[J]. *Geophysics*, 2013, 78(6): D525-D543.
- [29] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-Net: Convolutional networks for biomedical image segmenta-

- tion[C]. International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Springer International Publishing, 2015; 234-241.
- [30] 薛生,谢晓贤,郑晓亮,等. 多工况输气管道泄漏声波信号自适应去噪[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(3): 227-239.
- XUE SH, XIE X X, ZHENG X L, et al. Adaptive denoising for leak-induced acoustic in gas pipe under multiple conditions [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(3): 227-239.
- [31] 王飞宇,雷志鹏,李杰,等. 基于储能电感的超声波发射电路本安化方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(1): 182-189.
- WANG F Y, LEI ZH P, LI J, et al. Research on intrinsic safety design of ultrasonic transmitting circuit based on energy storage inductance[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(1): 182-189.
- [32] 赵广营,黄卫华,章政,等. 基于变结构 ESKF 的航姿参考系统噪声处理方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(3): 112-121.
- ZHAO G Y, HUANG W H, ZHANG ZH, et al. AHRS noise processing method based on variable structure ESKF[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(3): 112-121.

## 作者简介



**付欣**, 2012 年在中国石油大学(北京)电子工程专业获得学士学位, 2014 年在中国科学院大学获得声学硕士学位, 2022 在中国科学院大学获得博士学位, 现为上海海事大学信息工程学院讲师, 研究方向为人工智能算法、声信号处理。

E-mail: fuxin@shmtu.edu.cn

**Fu Xin** received her B. Sc. degree in Electronic Engineering from China University of Petroleum (Beijing) in 2012, M. Sc. degree in Acoustics from the University of Chinese Academy of Sciences in 2014, and Ph. D. degree from Acoustics from the

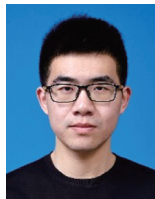
University of Chinese Academy of Sciences in 2022. She is currently a lecturer in the School of Information Engineering at Shanghai Maritime University. Her main research interests include artificial intelligence algorithms and acoustic signal processing.



**李晓童**, 2023 年在中原工学院通信工程专业获得学士学位, 现为上海海事大学信息工程学院在读研究生, 研究方向为智能声信号处理。

E-mail: 2302563238@qq.com

**Li Xiaotong** received his B. Sc. degree in Communication Engineering from Zhongyuan University of Technology in 2023. He is currently a postgraduate student in the School of Information Engineering at Shanghai Maritime University. His main research interest is intelligent acoustic signal processing.



**苟阳**(通信作者), 2016 年在西安石油大学测控技术与仪器专业获得学士学位, 2019 年在中国石油大学(华东)测试计量技术及仪器专业获得硕士学位, 2022 在中国科学院大学获得博士学位, 现为上海海事大学物流工程学院讲师, 研究方向为压电换能器

振动理论、激励电路设计。

E-mail: gouyang@shmtu.edu.cn

**Gou Yang** (Corresponding author) received his B. Sc. degree in Measurement and Control Technology and Instrumentation from Xi'an Shiyou University in 2016, his M. Sc. degree in Measurement and Measurement Technology and Instrumentation from China University of Petroleum (East China) in 2019, and Ph. D. degree from the University of Chinese Academy of Sciences in 2022. He is currently a lecturer in the School of Logistics Engineering at Shanghai Maritime University. His main research interests include the vibration theory of piezoelectric transducers and the design of excitation circuits.