

基于深度学习的表面多次波智能压制研究进展

丁仁伟¹, 初泓宇¹, 姚金林¹, 巩超², 陶会林³, 张金伟¹, 赵俐红¹, 赵硕¹, 李朝阳¹

(1. 山东科技大学 地球科学与工程学院, 山东 青岛 266590;

2. 山东省地矿工程集团有限公司, 山东 济南 250000;

3. 山东省煤田地质局第五勘探队, 山东 济南 250000)

摘要: 表面多次波的存在会严重影响地震资料的成像质量与解释精度, 其有效压制一直是地震数据处理中的关键环节。传统方法主要包括基于信号处理的滤波法和基于波动方程的预测相减法, 但对于复杂构造或低信噪比条件的压制效果有限。近年来, 深度学习技术凭借其强大的特征提取与模式识别能力, 为表面多次波压制提供了新的解决思路与方法。本研究调研并分析了多种表面多次波智能压制方法, 涵盖监督学习、无监督学习、自监督学习以及融合物理先验等多种范式, 并系统介绍了其发展历程、基础原理、适用性优缺点以及表面多次波压制效果。最后结合当下基于深度学习的表面多次波智能压制的研究趋势, 展望未来表面多次波智能压制技术的发展方向。

关键词: 表面多次波; 深度学习; 监督学习; 无监督学习; 自监督学习; 物理融合

中图分类号: TN929.5

文献标志码: A

Research advances in intelligent suppression of surface-related multiples based on deep learning

DING Renwei¹, CHU Hongyu¹, YAO Jinlin¹, GONG Chao², TAO Huilin³,

ZHANG Jinwei¹, ZHAO Lihong¹, ZHAO Shuo¹, LI Chaoyang¹

(1. College of Earth Science and Engineering, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China;

2. Shandong Provincial Geo-Mineral Engineering Co., Ltd., Jinan 250000, China;

3. The Fifth Prospecting Team of Shandong Coal Geology Bureau, Jinan 250000, China)

Abstract: The presence of surface-related multiples severely degrades the imaging quality and interpretational accuracy of seismic data, making their effective suppression a critical task in seismic data processing. Traditional methods, primarily including filtering techniques based on signal processing and predictive subtraction methods based on wave equation, often exhibit limited performance when dealing with complex geological structures or low signal-to-noise ratio conditions. In recent years, deep learning technology, with its powerful feature extraction and pattern recognition capabilities, has provided novel solutions and methodologies for suppressing surface-related multiples. This paper investigates and analyzes a variety of intelligent suppression methods for surface-related multiples, covering multiple paradigms such as supervised learning, unsupervised learning, self-supervised learning, and physics-informed integration. It also systematically reviews their development, fundamental principles, applicability, advantages, limitations, and suppression effects. Based on the current

收稿日期: 2025-09-23

基金项目: 国家自然科学基金项目(42406077); 山东省自然科学基金项目(ZR2022QD087, ZR2023MD093, ZR2025MS527)

作者简介: 丁仁伟(1980—), 男, 山东沂南人, 副教授, 博士, 主要从事机器学习与高性能计算、地震成像与速度建模理论与方法、地震数据智能处理与解释等方面的研究。E-mail: dingrenwei@126.com

陶会林(1971—), 男, 山东济南人, 正高级会计师, 主要从事地质工程与环境工程相关研究, 本文通信作者。

E-mail: tathl@126.com

research trends in deep learning-based multiple suppression, it finally discusses the future development directions for intelligent suppression techniques of surface-related multiples.

Key words: surface-related multiples; deep learning; supervised learning; unsupervised learning; self-supervised learning; physics-informed methods

在地震资料处理与解释过程中,多次波作为一种常见的干扰因素,常会掩盖有效一次波的真实信息,严重影响了成像分辨率与地质构造的准确判断。根据多次波下行反射界面位置的不同,可以划分为表面多次波和层间多次波。下行反射位置位于自由界面上的多次波称为表面多次波,也叫自由表面多次波或表面相关多次波;下行反射位置位于地层内部的多次波称为层间多次波。在海洋地震勘探中,由于海水面这一强反射界面的存在,表面多次波的发育异常丰富,且会与有效信号混叠在一起,从而掩盖地震记录中的一次波,降低资料的信噪比和分辨率,影响地震成像结果的准确性^[1]。因此,对地震数据表面多次波的有效压制是地震勘探领域长期以来关注的研究重点。

根据 Weglein^[2]提出的被广泛认可的分类方法,传统表面多次波的压制方法主要分为滤波法和预测相减法两类。滤波法是利用一次波与多次波在传播路径、速度特征及周期性等方面的差异,借助信号处理技术进行分离和压制。经典的滤波方法有 F-K 滤波法^[3-5]、Radon 变换法^[6-8]、共中点(common midpoint, CMP)叠加^[9]、聚束域滤波法^[10-11]等,均利用一次波与多次波之间的速度差异实现多次波的压制,预测反褶积^[12-14]则是利用二者之间的周期性差异进行压制。滤波法的特点是容易操作且对计算要求不高,但只适用于一些特定类型的地震数据,当地下结构较复杂或二者特征差异较小时,该方法难以达到预期的压制效果。预测相减法分为预测和自适应相减两步,首先利用地震波传播特点预测多次波模型,再将预测的模型与原始地震数据进行自适应匹配和相减来压制多次波。主要方法有波场外推法^[15-17]、反馈迭代法和逆散射级数法^[18-20],其中反馈迭代法无需任何先验信息,完全基于数据驱动。Kennett^[21]最早提出了一维自由表面多次波的正演方法,Berkhout 等^[22]进一步用矩阵形式描述了地震波场的传播和反射过程,在此基础上 Verschuur 等^[23]提出了自由表面多次波消除法(surface-related multiple elimination, SRME),该方法无需地下模型,直接从观测数据中预测并压制表面多次波,因其效果可靠而在工业界获得广泛应用。在预测相减方法中,预测得到的多次波模型与实际地震记录往往存在振幅、相位和走时差异,因此需要通过自适应相减来进一步压制多次波。该过程的核心是匹配,即对预测模型进行振幅与相位的调整,以便与原始地震数据中的表面多次波更好地拟合,匹配方法的选择会影响压制效果和计算效率。常用的方法包括基于最小二乘的 L2 范数匹配^[24]、L1 范数匹配^[25]以及 L1/L2 混合匹配^[26]等。此外,扩展多道匹配^[27]、伪多道匹配^[28]等改进方法也被提出,进一步提升了多次波压制效果并尽可能地保留了一次波能量。相较于滤波法,预测相减法更适用于复杂地质条件下的数据处理,但计算成本高,需要大量的计算资源。尽管传统表面多次波压制方法在地震资料处理中被应用广泛,但其在处理复杂地质构造时存在局限性,其成像精度难以满足当前勘探需求。因此基于深度学习的表面多次波智能压制方法逐渐成为重要的研究方向。

随着深度学习的发展及其在图像识别^[29-31]、自然语言处理^[32-34]、医疗^[35-37]等多个领域的广泛应用,该方法也逐渐应用于地球物理和地震勘探等领域。如利用深度学习进行速度谱拾取^[38-40]、断层识别^[41-43]和随机噪声压制^[44-46]等,基于深度学习的表面多次波的压制方法也逐渐被应用。深度学习技术具有强大的自主特征挖掘和学习能力,能够从数据中自主发掘和学习共有特征,通过融合不同层次的特征实现表面多次波的有效压制,并且训练好的网络具有极高的处理效率。因此深度学习在表面多次波的智能压制中具有可行性和高效性。

综上所述,深度学习技术已逐渐成为压制表面多次波的重要手段。目前研究者已提出诸多压制方法,压制效果各具特点。本研究调研了较为常用的基于深度学习的表面多次波智能压制方法,并根据学习范式的不同分为两类:①基于监督学习的表面多次波智能压制方法,包括卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)、U 型结构网络(U-Net)和生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)的表面多次波压制方法;②基于无监督学习的表面多次波智能压制方法,包括融合物理先验的无监督方法和基于自监督学习的表面多次波智能压制方法。通过探讨上述方法及其优缺点与适用性,为后续表面多次波

的智能压制研究提供参考。

1 基于监督学习的表面多次波智能压制方法

监督学习是深度学习中最常用的学习范式之一,其基本思想是通过对有标签训练数据的学习,建立输入数据到输出标签之间的映射关系。在表面多次波压制任务中,监督学习方法通常以含有多次波的地震数据作为输入,以对应的纯净一次波数据作为输出标签,通过最小化预测输出与真实标签之间的损失函数来训练网络模型^[47]。基于监督学习的表面多次波智能压制方法主要包括卷积神经网络(CNN)、U型结构网络(U-Net)以及生成对抗网络(GAN)。卷积神经网络(CNN)是深度学习中常用的网络,最早由Lecun等^[48]提出,包含多个隐藏层。随着研究的深入,Ronneberger等^[49]在卷积神经网络的基础上提出U-Net,该网络具有编码器-解码器结构,通过引入跳跃连接,显著提升对图像细节的恢复能力。Goodfellow等^[50]提出生成对抗网络(GAN),由生成器与判别器组成,是一种对抗式训练框架,通过对抗训练学习数据分布。网络结构在特征提取、多尺度融合等方面不断发展,为深度学习提供了不同结构与训练选择。

1.1 基于卷积神经网络的表面多次波智能压制方法

卷积神经网络(CNN)由输入层、隐藏层和输出层组成,其中隐藏层通常包含卷积层、池化层、激活函数层以及全连接层^[48]。在表面多次波压制任务中,CNN通常被设计为从含有多次波的地震数据中直接预测纯净的一次波数据^[47]。其基本原理是通过多层卷积操作,自动学习多次波与一次波之间的特征差异,建立从含有多次波数据到一次波数据的非线性映射关系。

Liu等^[51]提出一种基于CNN网络的多次波压制方法,该网络结构包含8个带有激活函数的卷积层和4个不带激活函数的卷积层(图1),以SRME方法预测的多次波作为输入,通过神经网络的自动调整实现对多次波的自适应匹配相减。在匹配效果对比中(图2),CNN匹配的多次波(图2(b))相比于L1范数和L2范数匹配的多次波(图2(c)、2(d)),与真实表面多次波(图2(a))更一致、残留更少。由图3一次波估计结果对比图可以看出,CNN估计的一次波(图3(b))连续性优于L1范数和L2范数估计的一次波(图3(c)、3(d))。与传统方法相比,该方法具有更好的匹配效果,且能在不损害一次波的情况下更好地压制表面多次波。Kiraz等^[52]提出逐道卷积神经网络(trace-by-trace CNN),可在不依赖传统预测-匹配-相减的方法下压制表面多次波。该方法直接以单道原始地震记录为输入,通过逐道卷积核提取时间序列特征,输出去除多次波后的信号,有效减少了对模型假设的依赖,适应性更强。这种设计对数据缺失、不规则采样不敏感,适用于常规非混合地震数据的处理。在此基础上,Kiraz等^[53]将逐道卷积神经网络方法拓展至混合数据处理中,通过优化卷积核大小和网络结构,直接输出去除不同震源干扰后的有效波。即使混合数据中存在不同震源的多次波与有效波叠加干扰,该方法仍能通过逐道特征学习实现噪声压制,且无需先进行解混叠预处理。

基于卷积神经网络的表面多次波智能压制方法可在不显著增加计算复杂度的前提下,实现高效的多次波识别与衰减,且易于与物理预测方法结合以提升泛化性能^[51],但在信噪比较低的数据中容易出现一次波能量损失。

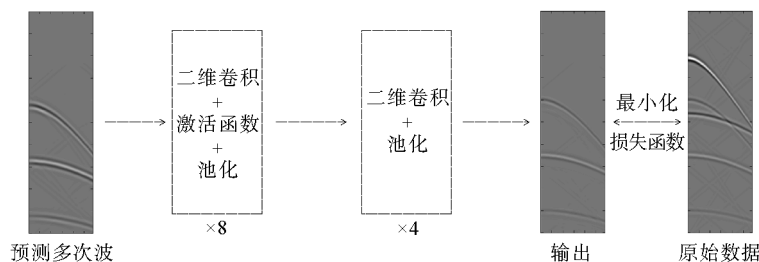


图1 CNN网络结构图^[51]

Fig. 1 CNN network structure diagram

1.2 基于U-Net的表面多次波智能压制方法

U-Net是一种经典编码-解码结构^[54],其网络结构似“U”形,左侧编码器逐层提取输入的多尺度特征,

右侧解码器通过上采样与编码端特征拼接逐步恢复分辨率,从而实现端到端的信号重建,如图 4 所示。该结构在保持分辨率信息与全局特征的同时,能够有效捕捉一次波与多次波之间的细微差异,因此常被用于表面多次波压制任务。

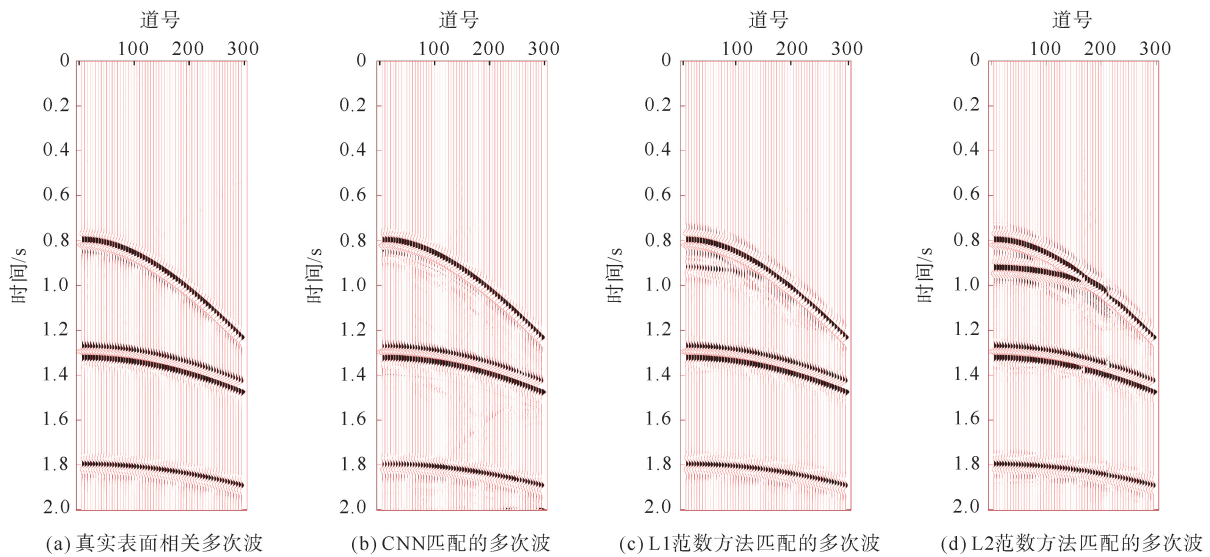


图 2 基于 CNN 的表面多次波匹配效果对比^[51]

Fig. 2 Comparison of surface-related multiple matching effects based on CNN

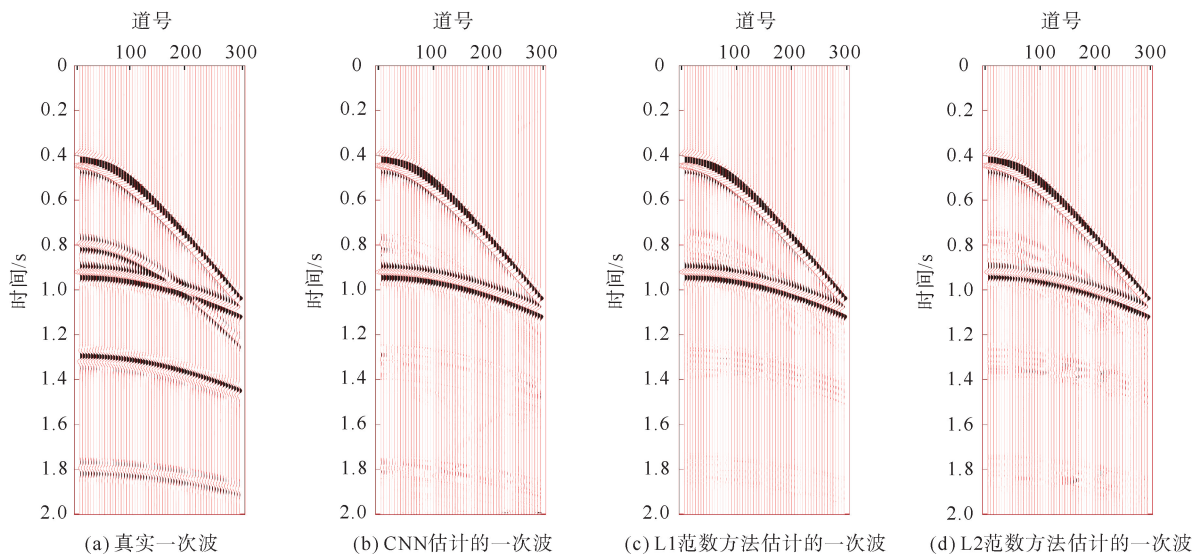


图 3 基于 CNN 的表面多次波压制后一次波估计结果对比^[51]

Fig. 3 Comparison of primary estimation results after surface multiple attenuation based on CNN

Qu 等^[55]把 U-Net 引入 SRME 相关环节中(图 5),利用合成数据训练 U-Net 进行数据重构,减少了数据缺失带来的影响,为后续表面多次波压制提供了更完整的输入。Zhang 等^[56]提出一种双通道输入的 U-Net 用于自适应相减,通过同时输入观测记录和预测的多次波模型,利用合成一次波作为标签训练网络。相比于全局估计的一次波(图 5(c)),该方法估计的一次波(图 5(d))更连续,多次波残留更少,提升了相减的准确性。Bao 等^[57]利用 U-Net 实现了端到端的表面多次波压制,只需要输入极少的含多次波和不含多次波的地震数据训练网络,就可以有效识别多次波和一次波,得到不含多次波的地震数据。这种方法是数据驱动的,无需任何先验信息,并且训练后的网络具有泛化能力和较高的计算效率。然而该网络架构无法完全解决训练样本较少的问题。齐娇等^[58]在 U-Net 中融合了先验知识,并通过最小化损失函数,得

到准确的自由表面多次波与原始地震数据的关系多项式,避免了传统表面相关多次波压制方法中的匹配相减过程。

基于 U-Net 的表面多次波智能压制方法在端到端一次波提取、弱信号保护及多尺度特征提取方面具有显著优势,且易与物理先验结合。然而,该类方法在缺乏高质量训练样本的情况下,泛化能力受限。

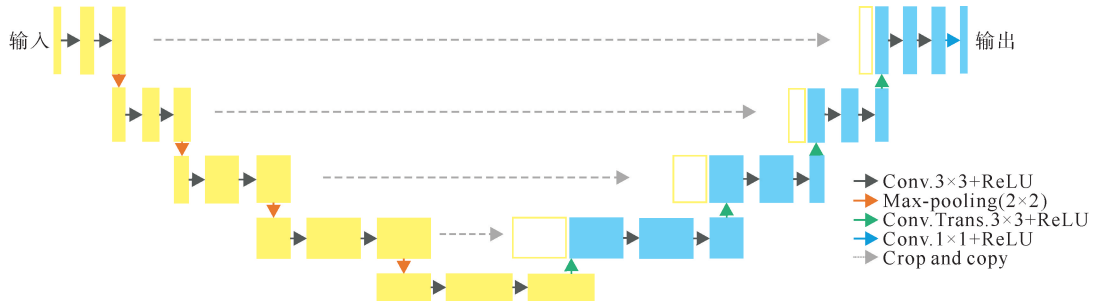


图 4 U-Net 结构图

Fig. 4 U-Net structure diagram

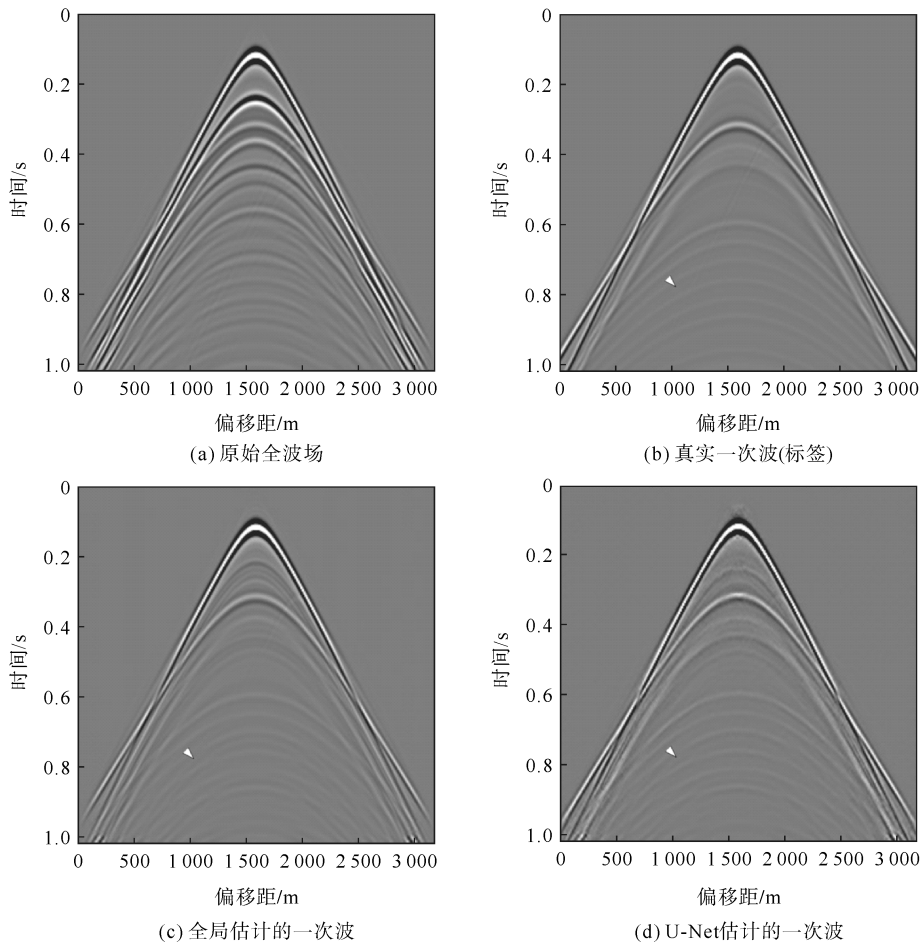


图 5 基于 U-Net 的表面多次波压制效果对比^[56]

Fig. 5 Comparison of surface-related multiple suppression effects based on U-Net

1.3 基于生成对抗网络的表面多次波智能压制方法

生成对抗网络(GAN)是一类通过生成器(generator)与判别器(discriminator)相互博弈来优化生成结果的深度学习模型,其核心思想源于博弈论中的纳什均衡^[50,59]。生成器负责合成尽可能接近真实分布的输出,判别器则判断输入是来自真实数据还是生成数据,两者在对抗训练中不断提升性能,其基本框架包

括一个用于生成目标数据的生成器和一个用于判别真假的判别器,二者交替训练以逼近目标分布(图 6)。凭借这种生成-判别机制,GAN 能够在缺乏精确物理模型的情况下,直接学习输入与目标数据之间的复杂映射关系,从而实现对表面多次波的有效压制。

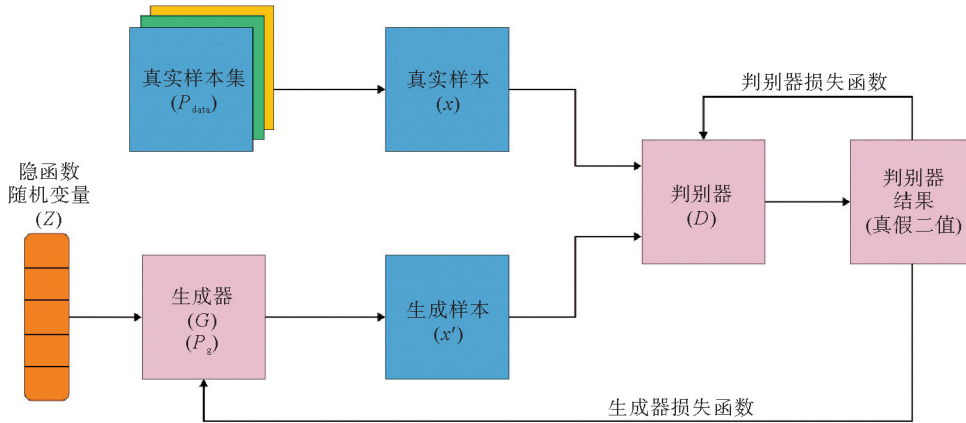


图 6 生成对抗网络基本结构示意图^[59]

Fig. 6 Basic architecture of the generative adversarial network

Siahkoochi 等^[60]首次将生成对抗网络(GAN)引入表面多次波压制任务,利用深卷积生成器模拟一种传统但计算量巨大的高精度方法——稀疏反演一次波估计(estimation of primaries by sparse inversion, EPSI),并在输入时结合由 SRME 方法获得的粗略多次波预测以辅助训练。该方法的计算成本显著低于 EPSI,但压制效果在关键反射区接近 EPSI 的高质量结果。在此基础上,Tao 等^[61]提出自注意力生成对抗网络(self-attention generative adversarial network, SAGAN),在生成器与判别器之间引入自注意力模块,用来增强对远距离相关特征的建模能力,改善一次波轴的连续性和多次波压制精度。该方法实现了显著的信噪比提升,尤其在近偏移距多次波的压制效果上优于自适应 SRME,并在保证成像精度的同时显著减少计算时间。如图 7 所示,图 7(a)是原始输入数据,白色箭头标示一次波位置,黑色箭头标示对应的表面多次波;图 7(b)是 SAGAN 网络的输出结果,一次波连续性显著增强且多次波被有效压制;图 7(c)是由传统自适应 SRME 方法处理得到的标签。可以看出, SAGAN 在保持一次波完整性的同时,大幅削弱了多次波能量,整体效果与自适应 SRME 相当。崔宁城等^[62]将表面多次波压制视为图像转译

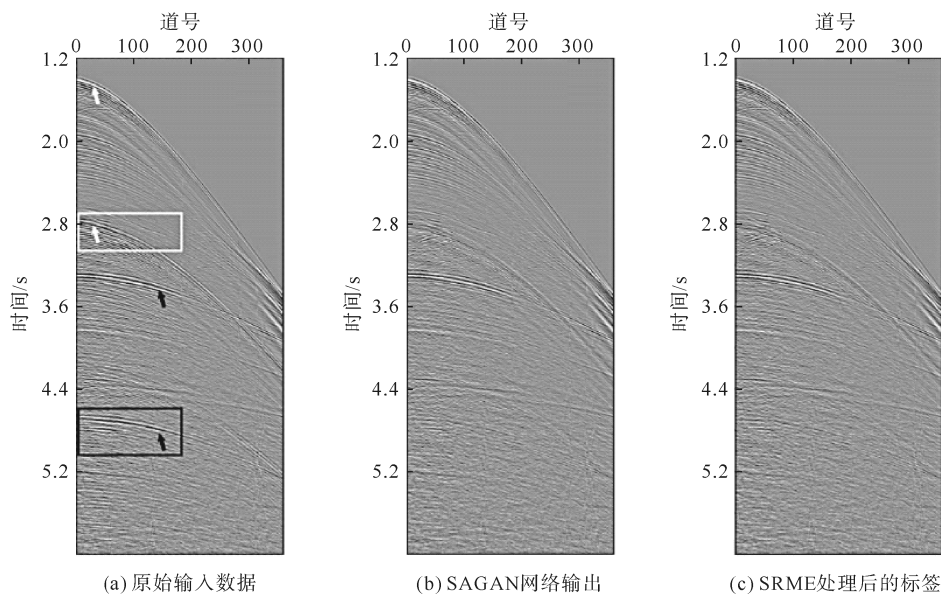


图 7 基于 SAGAN 的表面多次波压制效果对比^[61]

Fig. 7 Comparison of surface-related multiple suppression effects based on SAGAN

任务,采用 Pix2Pix 条件生成对抗网络实现表面多次波的压制,能够捕捉并利用相邻区域间的连续特征,有助于处理具有连续性特征的地震数据。同时在压制多次波干扰方面具有较高的效率与精度,较强的抗噪、抗数据缺失能力。

基于生成对抗网络的表面多次波智能压制方法,凭借端到端建模能力与可扩展的结构设计,在表面多次波压制中展现出较高的适应性与潜力^[61]。然而,该类方法的训练过程对数据质量和网络稳定性较为敏感,生成效果在低信噪比或大规模缺失数据条件下仍有提升空间。

1.4 基于监督学习的表面多次波智能压制方法对比与分析

CNN、U-Net 和 GAN 这三类方法均依赖成对的标注数据,通过端到端训练实现一次波与多次波的分离,并在复杂勘探环境中表现出显著优于传统方法的压制效果^[61]。然而,由于网络结构设计、特征提取能力和计算效率等方面存在差异,其适用场景和性能表现各不相同。

由表 1 可见,CNN 方法结构简洁、计算效率高,适用于计算资源有限或实时性要求较高的场景,但在处理复杂波场或长程依赖特征时表现有限;U-Net 方法通过多尺度特征融合,在一次波保护及深部反射保持方面具有优势,但对数据完整性要求较高;GAN 方法凭借分布拟合能力和复杂映射关系的建模能力,在一次波与多次波特征高度相似的情况下仍能取得优异表现,但其训练过程对数据质量较为敏感,且计算开销相对更大。

这三类方法在高质量训练数据充足的条件下均能取得较好的表面多次波压制效果和一次波保护能力,但在跨场景泛化性和稳定性方面仍存在提升空间^[61]。未来研究可结合物理先验信息、自监督学习及多任务优化等策略,进一步增强模型的适应性与鲁棒性。

表 1 基于监督学习的表面多次波智能压制方法对比与分析

Table 1 Comparison and analysis of supervised learning-based intelligent suppression methods for surface-related multiples

神经网络方法	核心结构与机制	主要优势	局限性	适用场景
CNN	浅层卷积特征提取,局部感受野	结构简单、计算效率高	全局特征提取能力有限,对一次波的保持能力有限	数据规模较大、波场结构相对简单,对实时性要求高的任务
U-Net	编码-解码+跳跃连接,多尺度特征融合	保持分辨率与细节恢复能力强,对深部一次波的恢复精度较高	对数据缺失敏感,计算开销中等	波场结构复杂,需要平衡分辨率与全局特征的任务
GAN	生成器+判别器对抗学习,可结合注意力机制	特征高度相似时仍能分离一次波与多次波,信号连续性好	训练不稳定,对数据质量敏感,耗时较长	一次波与多次波特征高度相似、物理模型难构建的场景

2 基于无监督学习的表面多次波智能压制方法

无监督学习是深度学习中的重要学习范式之一,其基本思想是在不依赖人工标注的真实标签条件下,利用数据的统计特征、结构模式或物理一致性约束,直接优化网络目标函数^[63]。在表面多次波压制任务中,无监督学习方法通常以含有表面多次波的地震数据作为输入,依赖特征分布一致性、能量约束或先验知识来优化网络,而无需提供对应的纯净一次波标签数据^[64]。这类方法能够有效应对标签数据稀缺或物理模型难以精确构建的场景。基于无监督学习的表面多次波压制方法可分为两大类:一类是融合物理先验的无监督方法,其核心在于将传统物理预测方法(如 SRME)生成的多次波模型作为约束或输入,在无标签条件下训练网络;另一类是基于自监督学习的无监督方法,该方法通过挖掘数据内部特征或构造伪标签来学习一次波与多次波的分离特征。

2.1 基于融合物理先验的表面多次波智能压制方法

融合物理先验的表面多次波智能压制方法通过将深度学习与经典地震多次波预测-相减技术(如表面相关多次波压制,SRME)相结合,在网络训练与推理过程中引入地球物理模型约束,实现对多次波的高效压制与有效波的保护。该类方法的核心思想是利用物理模型生成的预测多次波模型作为网络输入或约束项,从而减少对大规模标注数据的依赖,提升在复杂地质条件下的泛化能力。由于在算法框架中嵌入了物

理先验,这类方法在处理低信噪比或标签数据不足的实际勘探数据时表现出较高的稳健性与适应性。

Wang 等^[64]提出一种基于集成学习的无监督深度神经网络方法(unsupervised deep neural network approach based on ensemble learning,UDNNEL),利用 SRME 预测的表面多次波作为物理先验输入,通过网络的非线性映射将其转换为更接近真实的表面多次波,从而实现多次波与一次波的有效分离与估计。其核心框架由三个结构不同的无监督深度神经网络(unsupervised deep neural network,UDNN)组成,分别为残差网络(residual network,R-Net)、U-Net 和基于注意力机制的 U-Net(attention-based U-Net,AU-Net),结合三者优点并整合其非线性优化能力,提高了压制精度。方法的整体结构如图 8 所示。UDNNEL 无需真实一次波或多次波作为标签,有效缓解了训练数据缺失的问题。刘立超等^[65]针对叠前表面多次波压制问题,提出一种基于无监督神经网络的叠前表面多次波匹配算法。该方法同样利用 SRME

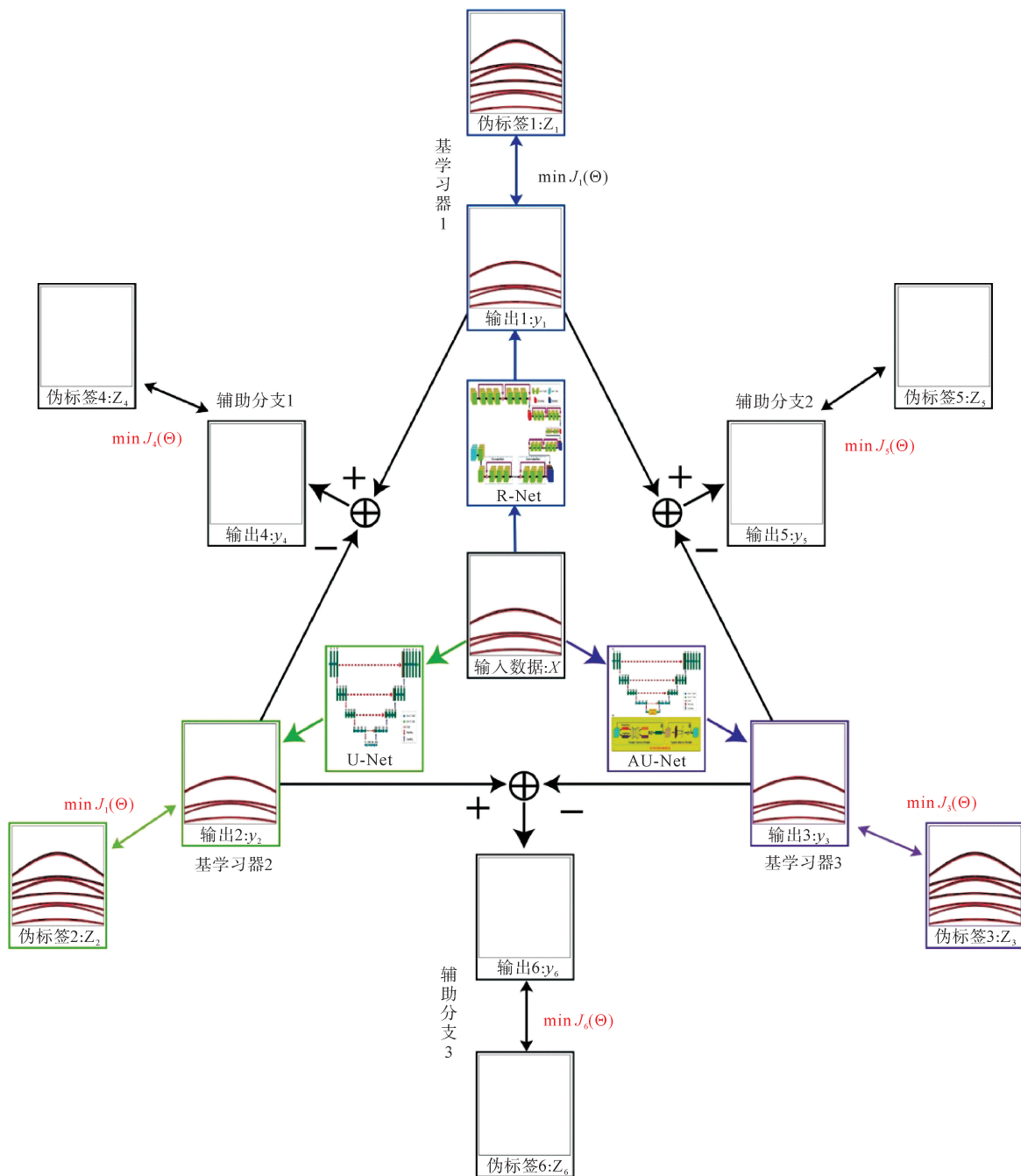
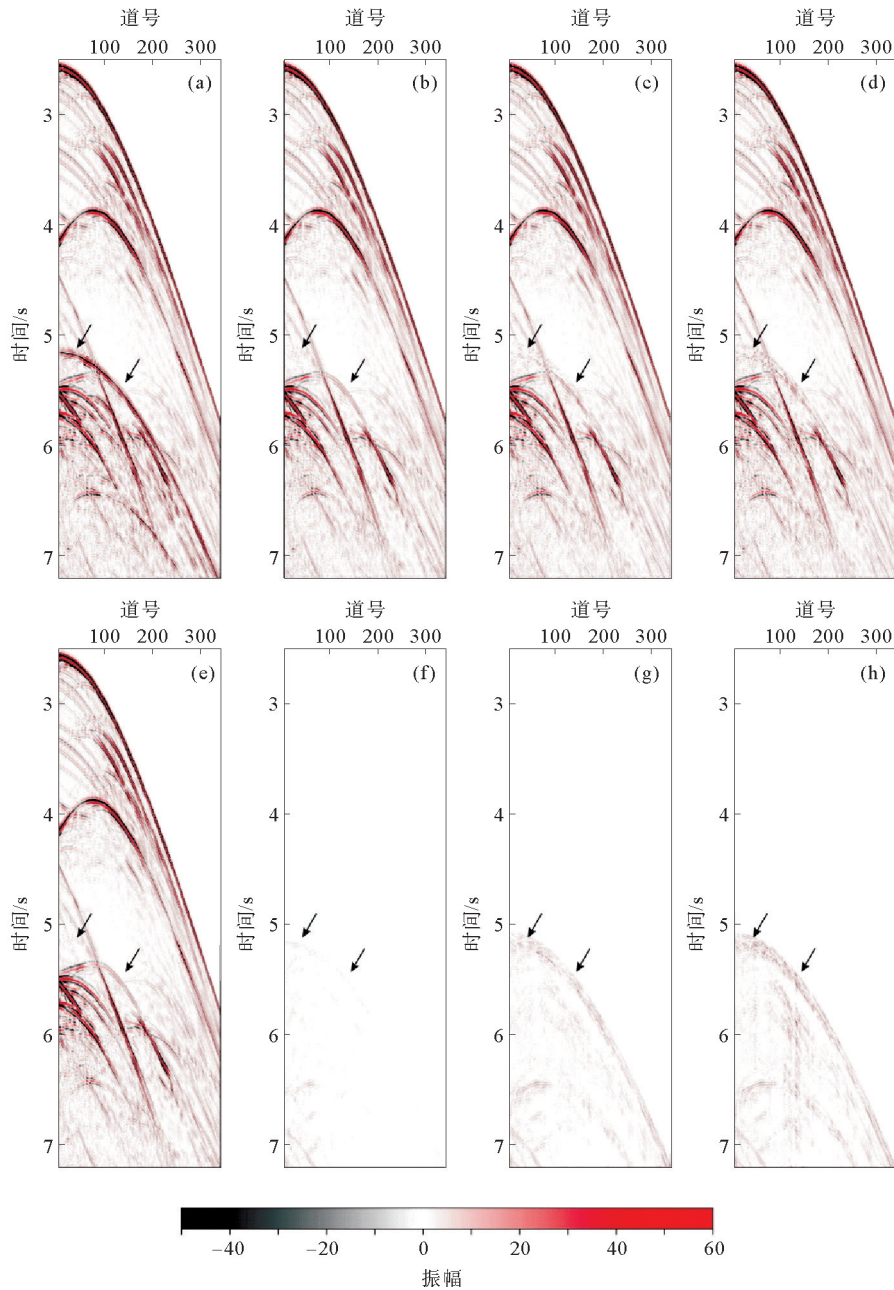


图 8 UDNNEL 方法整体架构示意图^[64]

Fig. 8 Overall architecture of the UDNNEL method

预测的多次波作为物理先验,用无监督神经网络取代匹配滤波算子,对叠前地震数据进行表面多次波压制,既不需要传统的匹配算法,也不需要标签数据集上进行训练。实验结果表明,相较于传统 L1 和 L2 范数算法,该方法在叠前数据处理中能很好地平衡对表面多次波的压制和对有效波的保护。如图 9 所示,在黑色箭头指示区域,无监督神经网络算法得到的压制结果中表面多次波的残留最少,同时也未对有效波造成明显的损伤。

基于融合物理先验的表面多次波智能压制方法,有效降低了对标签数据的依赖,并显著提升了复杂地质条件下的压制效果。该类方法在实际应用中能够在不损害有效波的前提下,完成对表面多次波的压制。



(a)原始数据;(b)无监督神经网络算法压制结果;(c)L1 范数算法压制结果;(d)L2 范数算法压制结果;(e)实际不含表面多次波记录;
(f)为(b)与(e)的差值;(g)为(c)与(e)的差值;(h)为(d)与(e)的差值;箭头指示表面多次波的残留

图 9 基于无监督神经网络的表面多次波压制效果对比^[65]

Fig. 9 Comparison of surface-related multiple suppression effects based on the unsupervised neural network

2.2 基于自监督学习的表面多次波智能压制方法

自监督学习(self-supervised learning, SSL)通常被视为无监督学习的一个分支,但其核心特征是先从无标签数据中自动生成伪标签,再将该任务转化为监督学习问题进行训练。伪标签可完全由数据内部属性生成(纯数据驱动型),也可以来源于外部物理预测结果(物理先验引导型)。在表面多次波压制任务中,自监督学习能够在缺乏纯净一次波参考的条件下,通过构造伪监督信号或引入物理一致性约束,学习一次波与多次波的区别特征^[63]。

Wang 等^[66]提出一种基于局部波场特征损失函数的自监督深度神经网络方法(self-supervised deep neural network method based on a local wavefield characteristic loss function, SDNN-LWCLF)。该方法融合物理先验,以 SRME 预测的表面多次波与原始全波场数据作为双输入,通过自监督深度神经网络(self-supervised deep neural network, SDNN)将前者映射为更接近真实的多次波估计,通过从全波场数据中减去估计的表面多次波来获得估计的一次波。SDNN 的结构如图 10 所示,包含两个输入、一个多注意力机制的 U-Net(multi-attention-based U-Net, MAU-Net)以及一个输出,其核心在于引入由 L1 损失与局部归一化互相关(local normalized cross-correlation, LNCC)损失共同构成的局部波场特征(local wavefield characteristic, LWC)损失函数,在有效压制表面多次波的同时尽可能保留一次波能量。如图 11 所示,相比传统 L1 范数自适应减法(图 11(b)),该方法(图 11(a))压制表面多次波效果更好。该方法的核心在于利用局部相干/正交等物理一致性约束替代人工标签,实现无标签训练,解决了实际应用中训练数据缺失的问题。然而该方法对多次波压制的质量在很大程度上依赖于 SRME 提供的表面多次波预测的准确性。

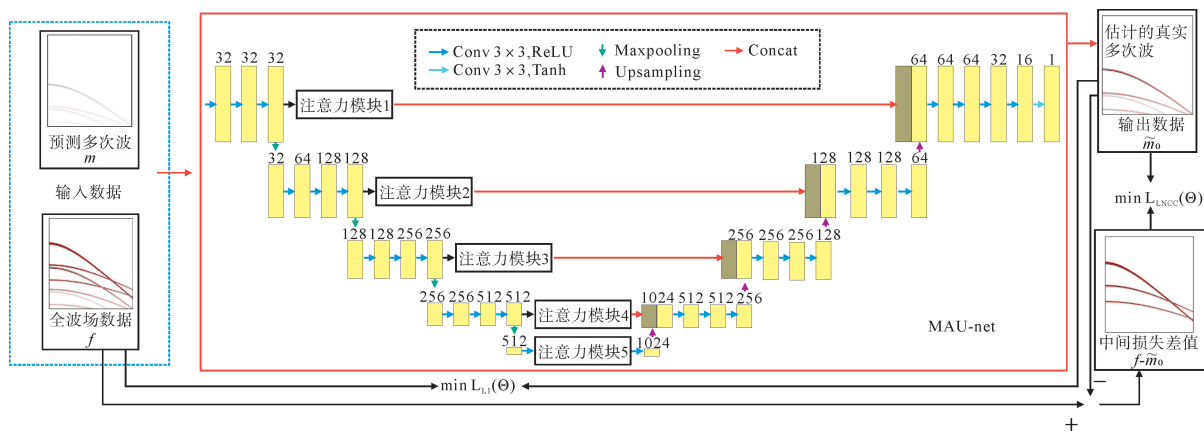
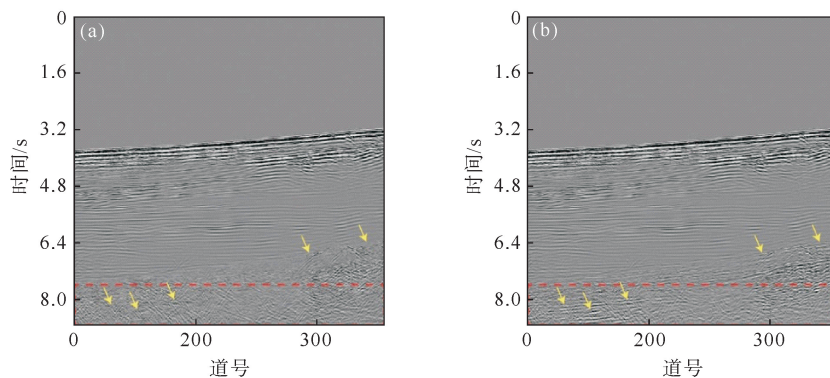


图 10 自监督深度神经网络示意图^[66]

Fig. 10 Schematic architecture of the self-supervised deep neural network



(a) 基于局部波场特征损失函数的自监督深度神经网络方法压制后数据;(b) L1 范数自适应减法压制后数据

图 11 基于自监督深度神经网络的表面多次波压制效果对比^[66]

Fig. 11 Comparison of surface-related multiple suppression effects based on the self-supervised deep neural network

基于自监督学习的表面多次波智能压制方法能够在缺乏纯净一次波标签的条件下实现对表面多次波的压制,降低了对人工标注的依赖。该方法目前仍处于探索阶段。

2.3 基于无监督学习的表面多次波智能压制方法对比与分析

基于无监督学习的表面多次波智能压制方法为解决标签数据稀缺问题提供了有效途径。根据利用信息和学习机制的不同,可分为融合物理先验的无监督方法和基于自监督学习的无监督方法^[64]。如表2所示,融合物理先验的无监督方法以传统物理预测方法(如SRME)生成的多次波模型为先验信息,结合深度神经网络进行优化,通过残差匹配、物理一致性约束等机制在无真实一次波标签的条件下实现多次波压制。该方法的物理可解释性强,在复杂场景下鲁棒性较好,但压制效果依赖预测模型的精度,且计算开销较大。自监督方法(无监督分支)通过构造伪标签驱动网络分离一次波与多次波,能够挖掘数据内部结构,创新性较强,但性能依赖伪标签或约束的有效性,训练过程可能不稳定,且参数设计敏感。

表2 基于无监督学习的表面多次波智能压制方法对比与分析
Table 2 Comparison and analysis of unsupervised learning-based intelligent suppression methods for surface-related multiples

方法类别	核心机制与特点	主要优势	局限性	适用场景
融合物理先验的无监督方法	利用SRME等物理方法预测多次波作为先验输入或约束,通过深度网络优化预测结果	降低标签依赖,物理可解释性强,复杂场景鲁棒性好	依赖预测模型精度,计算开销大	具有可用物理预测模型的实际数据,对物理可解释性要求高,可接受一定计算成本的场景
自监督方法(无监督分支)	构造数据内在伪标签驱动网络分离一次波与多次波	无需真实一次波标签,挖掘数据内在结构,创新性强	依赖伪标签/约束有效性,训练可能不稳定,参数设计敏感,伪标签构造和约束项设计需精细调参	极度缺乏标签或物理模型,难以构建的场景

3 深度学习的表面多次波智能压制方法展望

深度学习技术在表面多次波压制领域的应用已经取得了重要进展,为地震勘探提供了新的解决方案和技术手段,但当前研究仍面临一系列挑战和局限,因此本研究总结了基于深度学习的表面多次波智能压制研究进展,展望了表面多次波智能压制方法的发展趋势。

1) 减少对训练标签的依赖。现有方法普遍依赖大量高质量的训练数据,特别是无多次波干扰的纯净一次波标签。但在实际应用中,直接获取地下真实一次波几乎不可能,通常只能通过数值模拟或依赖传统算法间接获得。然而,模拟数据难以复现地质中的各向异性和吸收衰减等真实地质环境的复杂性,传统算法预测的表面多次波在振幅、相位和时差上可能存在误差假象与残留,不可避免地影响标签精度。标签不准确会导致模型训练收敛困难和泛化能力下降,在一定程度上限制了监督学习方法在表面多次波压制中的效果与性能。如何减少对训练标签的依赖,是后续研究的方向。

2) 无监督与自监督学习的进一步探索。无监督和自监督方法在一定程度上避免了对高质量一次波标签数据的依赖,为表面多次波压制提供了新的思路,但在训练过程中仍可能面临收敛不稳定、结果依赖初始估计等问题。对于无监督与自监督学习的进一步探索,正逐渐成为未来关注的发展方向之一。

3) 模型泛化能力的提升。地震数据具有显著的区域与工区特定性,不同采集条件和地质构造会导致多次波时差、曲率、振幅、频率等特征差异明显。许多深度学习模型在训练数据集上表现优异,但直接应用于新区域数据时效果会下降,反映了模型对波场特征变化泛化能力的不足。如何提升模型的泛化能力,是未来深度学习与地震勘探方法交叉融合的重要方向。

4) 三维数据与复杂场景的扩展。当前基于深度学习的表面多次波智能压制方法多数仍集中在二维剖面或二维炮集层面,对三维地震数据的处理成果相对较少。相较于二维,三维多次波具有更复杂

的传播路径和空间假频现象,对波场建模的准确性提出了更高要求。同时三维面临的数据规模和计算复杂度远高于二维,直接将二维卷积拓展为三维卷积会导致参数量和训练难度显著增加。随着计算能力的提升以及对算法优化的不断探索,深度学习方法有望逐步拓展至三维地震数据及复杂场景中的多次波智能压制。

4 结论

基于深度学习的表面多次波智能压制方法已经发展成为地震数据处理中的重要研究方向,主要包括监督学习和无监督学习两大类,并已初步应用于地震勘探数据处理中,实现了对表面多次波的有效压制。深度学习方法能够从数据本身学习一次波与表面多次波,如时差、曲率、振幅和波形等差异,在复杂地质与低信噪比场景下,相较于传统方法在计算效率和压制效果方面表现优异。在监督学习框架中,CNN借助局部感受野和权值共享机制在计算效率方面具备优势;U-Net通过编码-解码结构与跳跃连接实现对一次波的高精度恢复;GAN在处理一次波与多次波相似度较高时具有优势。无监督与自监督方法通过挖掘数据内部特征和引入波动方程约束、局部相干性等物理先验,减少对标注数据的依赖;物理引导的融合方法兼顾了理论约束与数据驱动的灵活性,提升了表面多次波压制的鲁棒性和泛化能力。基于深度学习的表面多次波智能压制的方法普遍面临模型泛化能力不足、对训练数据质量依赖性较强以及物理可解释性较弱等挑战。

参考文献:

- [1] 胡嘉晨,童思友,尚新民,等.基于注意力机制的MWCNN网络的海洋自由表面多次波压制研究[J].中国海洋大学学报(自然科学版),2025,55(2):89-102.
HU Jiachen,TONG Siyou,SHANG Xinmin,et al. Research on ocean free surface multiple suppression based on attention mechanism in MWCNN[J]. Periodical of Ocean University of China,2025,55(2):89-102.
- [2] WEGLEIN A B. Multiple attenuation:An overview of recent advances and the road ahead[J]. The Leading Edge,1999,18(1):40-44.
- [3] 曹艳玲,赵波,吴波,等.基于多次反射等效界面模型的海上三维多次波预测与剔除[J].中国海洋大学学报(自然科学版),2021,51(11):66-73.
CAO Yanling,ZHAO Bo,WU Bo,et al. Prediction and elimination of marine 3D multiple based on multiple reflection equivalent interface model[J]. Periodical of Ocean University of China,2021,51(11):66-73.
- [4] 黄柱富,刘剑锋,方文倩,等.动校正域CNN法压制自由表面多次波[J].煤田地质与勘探,2024,52(11):160-170.
HUANG Zhufu,LIU Jianfeng,FANG Wenqian,et al. Surfaced-related multiple attenuation using the CNN method in the NMO domain[J]. Coal Geology and Exploration,2024,52(11):160-170.
- [5] 徐嘉亮,张冰,王维红,等.基于AVO正演模拟的自由表面多次波压制方法[J].地球物理学报,2021,64(7):2471-2479.
XU Jialiang,ZHANG Bing,WANG Weihong,et al. Free-surface multiple wave suppression method based on AVO forward simulation[J]. Chinese Journal of Geophysics,2021,64(7):2471-2479.
- [6] 马继涛,赵凯歌,廖震.应用主频带约束高精度Radon变换的多次波压制方法[J].石油地球物理勘探,2024,59(6):1286-1296.
MA Jitao,ZHAO Kaige,LIAO Zhen. Multiple attenuation by high precision Radon transform with dominant frequency band constraint[J]. Oil Geophysical Prospecting,2024,59(6):1286-1296.
- [7] 徐嘉亮,陈海峰,于波,等.基于虚同相轴和高精度拉东变换联合压制层间多次波方法[J].地球物理学进展,2025,40(4):1417-1427.
XU Jialiang,CHEN Haifeng,YU Bo,et al. Internal multiples suppression method based on virtual event and high-precision Radon transform[J]. Progress in Geophysics,2025,40(4):1417-1427.
- [8] 薛亚茹,张程,冯璐瑜,等.基于L1/L2正则化的高分辨率Radon变换反演方法[J].地球物理学报,2025,68(6):2348-2363.

- XUE Yaru, ZHANG Cheng, FENG Luyu, et al. High-resolution Radon transform inversion based on L1/L2 regularization[J]. Chinese Journal of Geophysics, 2025, 68(6): 2348-2363.
- [9] 陈祖传. 衰减多次波的剩余时差分析法[J]. 中国海上油气(地质), 1999, 13(1): 50-56.
CHEN Zuchuan. Residual NMO analysis method for multiple attenuation[J]. China Offshore Oil and Gas(Geology), 1999, 13(1): 50-56.
- [10] 胡天跃, 王润秋, 温书亮. 聚束滤波法消除海上地震资料的多次波[J]. 石油地球物理勘探, 2002, 37(1): 18-23.
HU Tianyue, WANG Runqiu, WEN Shuliang. Multiple attenuation of seismic data from South China Sea by using beam-forming filtering method[J]. Oil Geophysical Prospecting, 2002, 37(1): 18-23.
- [11] 洪菲, 胡天跃, 张文坡, 等. 用优化聚束滤波方法消除低信噪比地震资料中的多次波[J]. 地球物理学报, 2004, 47(6): 1106-1110.
HONG Fei, HU Tianyue, ZHANG Wenpo, et al. Attenuating multiples for low signal-to-noise ratio seismic data using optimal beamforming[J]. Chinese Journal of Geophysics, 2004, 47(6): 1106-1110.
- [12] ROBINSON E A, TREITEL S. Principles of digital Wiener filtering[J]. Geophysical Prospecting, 1967, 15(3): 311-332.
- [13] PEACOCK K L, TREITEL S. Predictive deconvolution: Theory and practice[J]. Geophysics, 1969, 34(2): 155-169.
- [14] 贾连凯, 吴时国, 赵昌垒. 多次波压制技术在南海北部陆缘深水区的应用[J]. 地球物理学进展, 2014, 29(2): 920-930.
JIA Liankai, WU Shiguo, ZHAO Changlei. Application of multiple elimination techniques in the deepwater continental margin of northern South China Sea[J]. Progress in Geophysics, 2014, 29(2): 920-930.
- [15] MORLEY L, CLAERBOUT J. Predictive deconvolution in short-receiver space[J]. Geophysics, 1983, 48(5): 515-531.
- [16] WIGGINS J W. Attenuation of complex water-bottom multiples by wave-equation-based prediction and subtraction[J]. Geophysics, 1988, 53(12): 1527-1539.
- [17] 张广利, 郝重涛, 姚陈. 海洋地震资料多次波衰减方法综述[J]. 地球物理学进展, 2016, 31(6): 2777-2787.
ZHANG Guangli, HAO Chongtao, YAO Chen. Summary of multiples attenuation approaches in marine seismic data processing[J]. Progress in Geophysics, 2016, 31(6): 2777-2787.
- [18] WEGLEIN A B, GASPAROTTO F A, CARVALHO P M, et al. An inverse scattering series method for attenuating multiples in seismic reflection data[J]. Geophysics, 1997, 62(6): 1975-1989.
- [19] 李翔, 胡天跃. 逆散射级数法去除自由表面多次波[J]. 地球物理学报, 2009, 52(6): 1633-1640.
LI Xiang, HU Tianyue. Surface-related multiple removal with inverse scattering series method[J]. Chinese Journal of Geophysics, 2009, 52(6): 1633-1640.
- [20] 赵锐锐, 陈新哲, 向平奥, 等. 地震资料层间多次波压制方法研究进展[J]. 石油物探, 2024, 63(6): 1163-1176.
ZHAO Ruirui, CHEN Xinzhe, XIANG Ping'ao, et al. Research progress of interbed multiples suppression[J]. Geophysical Prospecting for Petroleum, 2024, 63(6): 1163-1176.
- [21] KENNETT B L N. The suppression of surface multiples on seismic records[J]. Geophysical Prospecting, 1979, 27(3): 584-600.
- [22] BERKHOUT A J, VERSCHUUR D J. Estimation of multiple scattering by iterative inversion, Part I: Theoretical considerations[J]. Geophysics, 1997, 62(5): 1586-1595.
- [23] VERSCHUUR D J, BERKHOUT A J. Estimation of multiple scattering by iterative inversion, Part II: Practical aspects and examples[J]. Geophysics, 1997, 62(5): 1596-1611.
- [24] WANG Y H. Multiple subtraction using an expanded multichannel matching filter[J]. Geophysics, 2003, 68(1): 346-354.
- [25] GUITTON A, VERSCHUUR D J. Adaptive subtraction of multiples using the L1-norm[J]. Geophysical Prospecting, 2004, 52(1): 27-38.
- [26] 陈习峰, 薛永安, 黄新武. 自适应加权混合 L1/L2 范数匹配相减多次波压制方法[J]. 石油物探, 2019, 58(4): 524-532.
CHEN Xifeng, XUE Yongan, HUANG Xinwu. Adaptive subtraction for multiples suppression using hybrid L1/L2 norm[J]. Geophysical Prospecting for Petroleum, 2019, 58(4): 524-532.
- [27] WANG Z S, LI Y X, SU W Q, et al. Comparisons of five least-squares adaptive matched filtering approaches for multi-

- ple attenuation[J]. Journal of Geophysical Engineering, 2022, 19(5): 1046-1063.
- [28] 李志娜, 张敏, 李振春, 等. 基于伪多道匹配的时移地震互均化方法[J]. 石油地球物理勘探, 2015, 50(6): 1083-1088.
LI Zhina, ZHANG Min, LI Zhenchun, et al. Cross-equalization based on pseudo-multichannel matching in time-lapse seismic[J]. Oil Geophysical Prospecting, 2015, 50(6): 1083-1088.
- [29] 刘瀚晖, 曾庆田, 宋戈, 等. 矿井作业视频图像的轻量级自适应面部疲劳检测算法[J]. 山东科技大学学报(自然科学版), 2024, 43(5): 97-109.
LIU Hanhui, ZENG Qingtian, SONG Ge, et al. Lightweight adaptive facial fatigue detection algorithm for mine operation video images[J]. Journal of Shandong University of Science and Technology(Natural Science), 2024, 43(5): 97-109.
- [30] 张浚丰, 许明, 余小越, 等. 挡墙异常体雷达图像的深度学习智能判译方法[J]. 地球物理学报, 2025, 68(5): 1970-1983.
ZHANG Junfeng, XU Ming, YU Xiaoyue, et al. Intelligent interpretation method of retaining wall anomaly radar images based on deep learning[J]. Chinese Journal of Geophysics, 2025, 68(5): 1970-1983.
- [31] 李盼盼, 李洋冰, 祝蕾蕾, 等. 基于深度学习的致密砂岩显微图像识别[J]. 岩矿测试, 2026, 45(1): 220-230.
LI Panpan, LI Yangbing, SHUI Leilei, et al. Microscopic recognition of tight sandstone based on deep learning[J]. Rock and Mineral Analysis, 2026, 45(1): 220-230.
- [32] 张旭, 王旭强, 田雨婷, 等. 基于主题感知的跨模态序列到序列生成模型[J]. 山东科技大学学报(自然科学版), 2021, 40(3): 71-79.
ZHANG Xu, WANG Xuqiang, TIAN Yuting, et al. Topic-aware based cross-modal sequence-to-sequence generation model[J]. Journal of Shandong University of Science and Technology(Natural Science), 2021, 40(3): 71-79.
- [33] 何雪峰, 周洁, 陈德光, 等. 自然语言处理的深度学习模型综述[J]. 计算机应用与软件, 2025, 42(2): 1-19.
HE Xuefeng, ZHOU Jie, CHEN Deguang, et al. Overview of deep learning models in natural language processing[J]. Computer Applications and Software, 2025, 42(2): 1-19.
- [34] 钱增志, 孙玉龙, 张捷, 等. 基于YOLO和自然语言处理的施工方案智能审核方法[J]. 图学学报, 2025, 46(5): 1113-1122.
QIAN Zengzhi, SUN Yulong, ZHANG Jie, et al. A construction plan intelligent review method based on YOLO and natural language processing[J]. Journal of Graphics, 2025, 46(5): 1113-1122.
- [35] 王瑞, 花嵘, 仪秀龙, 等. 自动生成影像学报告的混合特征提取无卷积结构深度学习模型[J]. 山东科技大学学报(自然科学版), 2023, 42(3): 85-93.
WANG Rui, HUA Rong, YI Xiulong, et al. A hybrid feature extraction deep learning model without convolutional architecture for automatic imaging report generation[J]. Journal of Shandong University of Science and Technology (Natural Science), 2023, 42(3): 85-93.
- [36] 李智唯, 刘静, 张俊忠, 等. 深度学习在肋骨骨折辅助诊断中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2025, 61(19): 74-91.
LI Zhiwei, LIU Jing, ZHANG Junzhong, et al. Application of deep learning in auxiliary diagnosis of rib fractures[J]. Computer Engineering and Applications, 2025, 61(19): 74-91.
- [37] 陶春昊, 王路欣, 乔爱科. 基于深度学习的血流动力学计算研究进展[J]. 医用生物力学, 2025, 40(5): 1354-1359.
TAO Chunhao, WANG Luxin, QIAO Aike. Advances in hemodynamic computation based on deep learning[J]. Journal of Medical Biomechanics, 2025, 40(5): 1354-1359.
- [38] 崔家豪, 杨平, 王洪强, 等. 基于深度学习的地震速度谱自动拾取研究[J]. 地球物理学报, 2022, 65(12): 4832-4845.
CUI Jiahao, YANG Ping, WANG Hongqiang, et al. Research on automatic picking of seismic velocity spectrum based on deep learning[J]. Chinese Journal of Geophysics, 2022, 65(12): 4832-4845.
- [39] 潘海侠, 耿伟峰, 崔家豪, 等. 面向地震速度谱智能拾取的深度学习[J]. 地球物理学进展, 2023, 38(6): 2553-2564.
PAN Haixia, GENG Weifeng, CUI Jiahao, et al. Deep learning method for intelligent picking of seismic velocity spectrum[J]. Progress in Geophysics, 2023, 38(6): 2553-2564.
- [40] 许冲. 基于深度学习的智能速度谱拾取技术及应用[J]. 油气藏评价与开发, 2025, 15(5): 788-795.
XU Chong. Deep learning-based intelligent velocity spectrum picking technology and its application[J]. Petroleum Res-

- ervoir Evaluation and Development, 2025, 15(5): 788-795.
- [41] 武庭润, 高建虎, 常德宽, 等. 基于 Transformer 的地震数据断层识别[J]. 石油地球物理勘探, 2024, 59(6): 1217-1224.
WU Tingrun, GAO Jianhu, CHANG Dekuan, et al. Faults identification of seismic data based on Transformer[J]. Oil Geophysical Prospecting, 2024, 59(6): 1217-1224.
- [42] 唐金良. 基于迁移学习的断层识别方法与应用[J]. 石油物探, 2025, 64(3): 543-552.
TANG Jinliang. Fault detection method and application based on transfer learning[J]. Geophysical Prospecting for Petroleum, 2025, 64(3): 543-552.
- [43] 安虹伊, 文馨, 李居正, 等. 基于 U-CNNformer 网络的地震断层智能识别方法[J]. 海相油气地质, 2025, 30(3): 277-288.
AN Hongyi, WEN Xin, LI Juzheng, et al. Intelligent seismic fault identification method of based on U-CNNformer network[J]. Marine Origin Petroleum Geology, 2025, 30(3): 277-288.
- [44] 吴迪, 文武, 门哲, 等. 基于扩散模型的地震数据随机噪声压制方法[J]. 石油地球物理勘探, 2024, 59(6): 1252-1259.
WU Di, WEN Wu, MEN Zhe, et al. A random noise suppression method for seismic data based on diffusion model[J]. Oil Geophysical Prospecting, 2024, 59(6): 1252-1259.
- [45] 韦秀娟, 刘兴业, 周怀来. 卷积 Mamba 模型驱动的地震随机噪声压制方法[J]. 煤田地质与勘探, 2025, 53(5): 196-206.
WEI Xiujuan, LIU Xingye, ZHOU Huailai. A seismic random noise suppression method based on CNN-Mamba[J]. Coal Geology and Exploration, 2025, 53(5): 196-206.
- [46] 罗仁泽, 李治岐. 基于 MSIP GAN 的地震数据随机噪声压制方法[J]. 石油物探, 2025, 64(4): 653-666.
LUO Renze, LI Zhiqi. Random noise suppression method of seismic data based on MSIP GAN[J]. Geophysical Prospecting for Petroleum, 2025, 64(4): 653-666.
- [47] WANG K, HU T, WANG S, et al. Seismic multiple suppression based on a deep neural network method for marine data [J]. Geophysics, 2022, 87(4): 341-365.
- [48] LECUN Y, BOTTOU L, BENGIO Y, et al. Gradient-based learning applied to document recognition[J]. Proceedings of the IEEE, 1998, 86(11): 2278-2324.
- [49] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-Net: Convolutional networks for biomedical image segmentation[C]// Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention—MICCAI 2015, LNCS 9351. Cham: Springer, 2015: 234-241.
- [50] GOODFELLOW I, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial nets[C]// Advances in neural information processing systems. Montréal: Curran Associates Inc., 2014: 2672-2680.
- [51] LIU L C, HU T Y, HUANG J D, et al. Adaptive surface-related multiple subtraction based on convolutional neural network[J/OL]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2022, 19: 8021905. DOI: 10.1109/LGRS.2021.3122227.
- [52] KIRAZ M S R, SNIEDER R, SHEIMAN J. Attenuating free-surface multiples and ghost reflection from seismic data using a trace-by-trace convolutional neural network approach[J]. Geophysical Prospecting, 2024, 72(3): 908-937.
- [53] KIRAZ M S R, SNIEDER R, SHEIMAN J. Free-surface multiple attenuation and seismic deghosting for blended data using convolutional neural networks[J]. Geophysics, 2024, 89(3): 281-290.
- [54] FALK T, MAI D, BENSCH R, et al. U-Net: Deep learning for cell counting, detection, and morphometry[J]. Nature Methods, 2019, 16(1): 67-70.
- [55] QU S, VERSCHUUR E, ZHANG D, et al. Training deep networks with only synthetic data: Deep-learning-based near-offset reconstruction for (closed-loop) surface-related multiple estimation on shallow-water field data[J]. Geophysics, 2021, 86(3): 39-43.
- [56] ZHANG D, DE LEEUW M, VERSCHUUR E. Deep learning-based seismic surface-related multiple adaptive subtraction with synthetic primary labels[C]// First International Meeting for Applied Geoscience and Energy. Houston: Society of Exploration Geophysicists, 2021: 2844-2848.
- [57] BAO P N, SHI Y, WANG W H, et al. Surface-related and internal multiple elimination using deep learning[J/OL]. Energies, 2022, 15(11). DOI: 10.3390/en15113883.

- [58] 齐娇,曹思远.基于先验知识的深度学习表面相关多次波压制方法[J].吉林大学学报(地球科学版),2025,55(5):1702-1714.
QI Jiao,CAO Siyuan. Surface-related multiple attenuation based on deep learning with prior knowledge[J]. Journal of Jilin University(Earth Science Edition),2025,55(5):1702-1714.
- [59] 王正龙,张保稳.生成对抗网络研究综述[J].网络与信息安全学报,2021,7(4):68-85.
WANG Zhenglong,ZHANG Baowen. Survey of generative adversarial network[J]. Chinese Journal of Network and Information Security,2021,7(4):68-85.
- [60] SIAHKOOHI A,VERSCHUUR D J,HERRMANN F J. Surface-related multiple elimination with deep learning[C]//SEG Technical Program Expanded Abstracts 2019. San Antonio:Society of Exploration Geophysicists,2019:4629-4634.
- [61] TAO L R,REN H R,YE Y M,et al. Seismic surface-related multiples suppression based on SAGAN[J/OL]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters,2022,19. DOI:10.1109/LGRS.2022.3168143.
- [62] 崔宁城,张伟.利用深度学习图像转译方法压制自由表面多次波[J].石油地球物理勘探,2025,60(2):283-291.
CUI Ningcheng,ZHANG Wei. Free-surface-related multiple attenuation through image translation based on deep learning[J]. Oil Geophysical Prospecting,2025,60(2):283-291.
- [63] LECUN Y,BENGIO Y,HINTON G. Deep learning[J]. Nature,2015,521(7553):436-444.
- [64] WANG K X,HU T Y,ZHAO B L. An unsupervised deep neural network approach based on ensemble learning to suppress seismic surface-related multiples[J/OL]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2022,60. DOI:10.1109/TGRS.2022.3225809.
- [65] 刘立超,胡天跃,李筱筱,等.基于无监督神经网络匹配算法的叠前表面多次波压制方法[J].北京大学学报(自然科学版),2024,60(3):453-463.
LIU Lichao,HU Tianyue,LI Xixi,et al. Prestack surface multiple suppression method based on matching algorithm with unsupervised neural network[J]. Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Pekinensis,2024,60(3):453-463.
- [66] WANG K X,HU T Y,ZHAO B L,et al. Surface-related multiple attenuation based on a self-supervised deep neural network with local wavefield characteristics[J]. Geophysics,2023,88(5):387-402.

(责任编辑:高丽华)