

文章编号:1673-2677(2026)02-0096-12

DOI:10.12388/j.issn.1673-2677.2026.02.010

引用:刘晓超,马俊修,何文林,等.融合物理先验与自监督学习的水平井压裂分布式光纤盲去噪方法[J].新疆石油天然气,2026,22(2):96-107.

Cite:LIU Xiaochao, MA Junxiu, HE Wenlin, et al. Blind Denoising method for distributed optical fiber data of horizontal well fracturing based on physics-informed self-supervised learning[J]. Xinjiang Oil & Gas, 2026, 22(2): 96-107.

融合物理先验与自监督学习的水平井压裂 分布式光纤盲去噪方法

刘晓超,马俊修,何文林,解增光,吕渊源,何利
(中国石油新疆油田分公司采油工艺研究院,新疆克拉玛依 834000)

摘要:针对水平井水力压裂过程中分布式光纤声波(DAS)和温度(DTS)数据信噪比低,且缺乏纯净监测数据作为训练标签的难题,提出了一种融合物理约束与工程先验的自监督盲去噪方法。该方法无需预先获取无噪真值,而是利用时-深子块的棋盘格交替采样策略构造自监督训练样本,实现网络对噪声分布的自适应学习。在此基础上,针对DTS和DAS的信号特性,分别引入热传导平滑性、边缘保持及波场相干性等物理约束,并依据射孔簇位置建立空间变权损失函数,以在去噪的同时重点保护簇周关键响应特征。该方法在信噪比(SNR)与结构相似性(SSIM)指标上均优于传统滤波,去噪后的数据显著增强了进液位置的冷锋边界与声波能量条带清晰度,有效提升了压裂事件识别与簇间进液非均匀性评价的准确性。

关键词:分布式光纤传感;水平井压裂;盲去噪;自监督学习;物理约束;DAS/DTS

中图分类号:TE357;TP212

文献标识码:A

Blind Denoising Method for Distributed Optical Fiber Data of Horizontal Well Fracturing Based on Physics-Informed Self-Supervised Learning

LIU Xiaochao, MA Junxiu, HE Wenlin, XIE Zengguang, LV Yuanyuan, HE Li

(Production Technology Research Institute, PetroChina Xinjiang Oilfield Company, Karamay 834000, Xinjiang, China)

Abstract: To address the challenges of low signal-to-noise ratio (SNR) and the lack of clean ground truth labels for distributed acoustic sensing (DAS) and distributed temperature sensing (DTS) data during hydraulic fracturing, a physics-informed self-supervised blind denoising method is proposed. Instead of relying on clean reference data, this method constructs self-supervised training samples using a checkerboard alternating sampling strategy on time-depth sub-blocks and enables the denoising network to learn noise distributions adaptively. Furthermore, physical constraints such as thermal conduction smoothness, edge preservation, and wavefield coherence are introduced for DTS and DAS characteristics, respectively. A spatially weighted loss function based on perforation cluster positions is also established to prioritize the preservation of key response features near clusters. It is demonstrated that the proposed method outperforms traditional filtering methods in terms of SNR and structural similarity (SSIM). The denoised data significantly enhances the clarity of cooling fronts and acoustic energy bands at fluid entry points, which effectively improves the accuracy of fracturing event recognition and cluster efficiency evaluation.

Key words: distributed fiber sensing; horizontal well fracturing; blind denoising; self-supervised learning; physical constraints; DAS/DTS

基金项目: 中国石油天然气股份有限公司重大科技专项“砾岩油藏规模增储上产与提高采收率关键技术研究”(2023ZZ24);新疆油田公司重大科技专项“井下特色作业技术研究与应用”(2024XJZD07)。

作者简介: 刘晓超(1991—),2025年毕业于北京大学流体力学专业,博士,工程师,目前主要从事水力压裂现场工艺优化、数值模拟与物理模拟实验等方面的研究工作。(E-mail)cyliuxiaochao@petrochina.com.cn

水平井多段分簇压裂作为实现非常规油气储集层经济高效开发的关键技术,其核心成效的达成,依赖于井下各簇裂缝能否依照设计要求有效开启与扩展,并形成具备足够导流能力的复杂裂缝网络^[1-7]。然而,由于压裂过程发生于地下数千米的环境,传统监测手段,如井下微地震监测或有限的点式测压测温方法,难以对全井筒裂缝动态进行连续且精细的描述。这一局限导致作业者在认识改造效果方面存在盲区,使得压裂设计与优化工作往往缺乏直接且可靠的数据支撑。

分布式光纤传感技术,尤其是分布式声波传感(DAS)与分布式温度传感(DTS),为解决上述难题提供了有效的监测手段^[8-11]。该技术能够在整个施工周期内,沿井筒全长连续记录声振动与温度场信息,理论上可实现对压裂过程的全面、动态监测,如同进行“全景录像”^[11-13]。然而,在实际现场应用中,这一技术优势并未得到充分体现。工程师们普遍反馈,原始DAS数据易受到仪器噪声、井筒机械振动以及光纤耦合差异等因素的干扰,而DTS数据则存在系统漂移与尖峰噪声问题,导致有效信号被复杂的噪声背景所淹没。这种信号难以清晰辨识的状况,使得定量识别各簇裂缝的启停时机、评估流体进入效率以及判断裂缝复杂程度等工作变得极为困难,最终对压裂设计优化闭环的形成产生了制约。

在DAS/DTS降噪领域,现有研究主要遵循两条技术路径^[14-18]。其一为基于传统信号处理方法(如滤波、小波变换),此类方法虽操作简便,但需依赖人工进行参数调优,在抑制噪声的过程中,往往不可避免地会对与裂缝动态相关的短时、弱信号特征造成平滑或削弱^[19-24];其二是基于深度学习的监督式方法,其性能高度依赖于“有噪声-无噪声”的成对训练数据^[25-30]。然而,在实际的压裂现场,获取可作为“干净真值”的基准信号几乎无法实现,这在很大程度上限制了监督学习方法在实际中的应用。近年来,少量研究开始探索无需干净标签的自监督去噪技术,但大多针对变化缓慢、整体平滑的生产监测温度场,尚未有效解决压裂施工期间DAS/DTS信号所具有的强非平稳、局部剧变特性问题,且缺乏对压裂工程先验知识(如簇位置、泵注程序)的系统性融合。因此,开发一种不依赖干净标签,且能适应压裂过程强动态特征的专用降噪方法,成为挖掘分布式光纤监测潜力的关键前置技术。

本文致力于构建一套融合物理约束与工程先验知识的自监督学习框架,旨在显著提升水平井压裂阶

段分布式声波传感(DAS)与分布式温度传感(DTS)数据的信噪比及可解释性。针对缺乏“纯净”训练标签的难题,本研究摒弃了对真值的依赖,通过时空子块划分与奇偶采样策略构造自监督样本,使网络能够直接从含噪数据中自适应学习信号结构;在此基础上,引入符合DTS热传导特性的平滑性约束及DAS波场特征的相干性约束,并依据射孔簇位置和泵注工况设计空间加权损失函数,引导网络在去噪过程中优先保真簇周的关键响应特征。研究成果不仅能帮助现场工程师更清晰、定量地解读压裂动态,为分簇效率评价、射孔方案优化及施工参数实时调整提供直接依据,从而减少无效施工并提高储层动用程度,同时也为后续基于光纤的裂缝几何反演、分层流量解释等高级智能分析任务奠定了可靠的数据预处理基础。

1 研究方法与技术路线

本研究聚焦于水平井压裂期的分布式声波传感(DAS)/分布式光纤温度传感(DTS)实测数据,在缺乏纯净真值数据的情形下,借助“自监督学习+物理约束+工程先验”的方法,达成分布式光纤信号的盲去噪与信号增强^[31]。整体技术路线涵盖以下五个环节:数据预处理与质量控制、时-深子块划分与自监督样本构建、物理自监督去噪网络设计、基于簇位置的空间变权约束以及网络训练与结果重构。

1.1 数据预处理与质量控制

首先,对原始DAS/DTS数据开展必要的物理校正与质量控制。在DAS数据处理方面,通过统计各深度通道在整个施工周期内的振幅方差、能量分布以及与邻近通道的相关性,识别耦合效果极差、出现饱和现象或疑似断纤的异常通道,并在后续训练过程中对其进行掩蔽处理,或采用邻近通道插值的方式进行修补。同时,对每个通道去除时间均值和极低频漂移,以削弱仪器和环境因素所引发的缓变背景;针对明显的工频及固定机械振动干扰,采用窄带陷波滤波方法加以抑制。在此基础上,结合完井设计资料,将各压裂簇的中心深度及影响范围投射至光纤测点上,把井筒划分为“簇附近响应区”和“背景区”,为后续的空间变权约束提供依据。

在DTS数据处理领域,首先选取温度变化相对稳定的参考深度区间,计算该区间在整个施工周期内的平均温度曲线,将其作为系统漂移的表征指标,对全井温度实施基线校正。此外,针对每个时间截面沿深度进行平滑的地温背景拟合,以获取背景温度场 $T_{bg}(z)$,并构建相对异常^[32],见公式(1)。

$$\Delta T(t, z) = T_{\text{raw}}^{\text{DTS}}(t, z) - T_{\text{bg}}(z) \quad (1)$$

式中: $\Delta T(t, z)$ 表示在时间 t 、深度 z 处的温度异常值; $T_{\text{raw}}^{\text{DTS}}(t, z)$ 表示DTS原始测得的温度值; $T_{\text{bg}}(z)$ 表示背景温度场。为突出与流体输运和滤失相关的冷/热扰动,在时间和深度方向可采用小窗口平滑去除孤立尖峰噪声,但在簇附近及泵注工况剧烈变化阶段适当减弱平滑强度,避免削弱注入锋面等重要温度特征。

1.2 时-深子块划分与自监督样本构造

在完成预处理与质量控制后,将DAS/DTS的时-

深二维场划分为一系列局部子块。设时间索引为 $i = 1, 2, \dots, N_t$, 深度索引为 $j = 1, 2, \dots, N_z$, 对整体数据场 $U(t_i, z_j)$ (代表DAS或DTS) 采用固定长度的时间窗口和深度窗口进行划分, 形成若干矩形子块^[33-35], 如图1所示。时间方向上各子块不重叠或少量重叠, 以保证包含完整的压裂事件响应; 深度方向上则保留一定比例的重叠, 以充分利用空间相关性和波场传播特征。每个子块记录其中心时间和深度, 以及是否包含射孔簇位置的标记, 用于后续损失项加权。

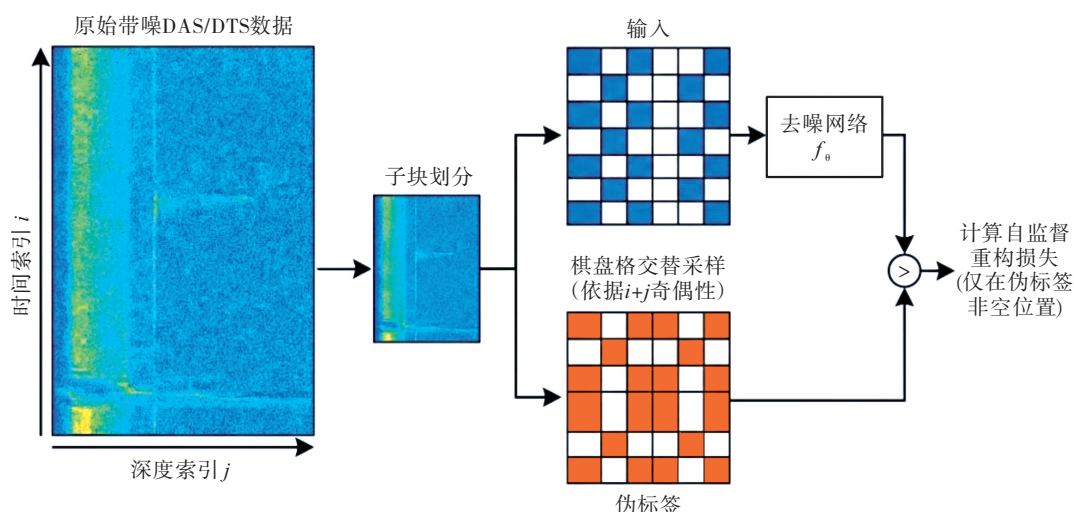


图1 基于时-深子块划分与棋盘格交替采样的自监督训练样本构造流程

Fig. 1 Schematic illustration of the self-supervised training sample construction process based on time-depth sub-block partitioning and checkerboard-alternating sampling

在缺乏干净真值的情况下,本文采用基于时-深交替采样的自监督策略构造训练样本。对每个子块内的采样点,以时间和深度索引之和的奇偶性为依据,将其划分为两组互补网格:一组包含 $(i + j)$ 为偶数的点,记为 X_A ;另一组包含 $(i + j)$ 为奇数的点,记为 X_B 。在DAS/DTS信号在局部时-深邻域内高度相关、噪声近似零均值且相对独立的假设下, X_A 与 X_B 共享相同的信号部分,但携带不同的噪声实现^[36-39]。本文以其中一组(如 X_A) 作为网络输入,另一组(如 X_B) 作为伪标签,训练去噪网络 f_0 实现从带噪输入到“相同信号不同噪声”的映射,见式(2),并以二者的差异构造自监督重构损失。

$$\hat{X}_B = f_0(X_A) \quad (2)$$

在实际实现中,仅在伪标签非空位置计算损失,对于输入中被置空的点通过网络预测进行恢复,从而起到“盲点网络”的效果。通过在不同子块间循环使用交替采样方案,并结合随机裁剪与数据增强,网络在仅接触带噪数据的前提下逐步学习局部信号结构与噪声统计特征。

1.3 损失函数与物理约束

去噪网络方面,针对DTS温度场在时-深空间内整体平滑、局部突变较少的特点,采用浅层二维卷积结构:前几层 3×3 卷积核用于提取局部特征,随后几层 5×5 卷积核实现更大感受野的平滑与信息融合,最后通过 1×1 卷积重构输出单通道温度场。该结构参数量小、推理速度快,便于现场部署。针对信号结构更为复杂的DAS,采用简化U-Net结构^[40-41]:编码端通过卷积加下采样提取多尺度特征,解码端通过上采样结合跳跃连接恢复空间分辨率并保留局部细节,从而更好地刻画压裂事件在时-深平面上的倾角、纹理和多尺度波动结构(图2)。

为了在自监督重构的基础上引入压裂物理过程与工程先验,本文构造了包含重构项、平滑项、边缘保持项和相干性项在内的总损失函数,见公式(3)。

$$L = \lambda_{\text{rec}} L_{\text{rec}} + \lambda_{\text{smooth}} L_{\text{smooth}} + \lambda_{\text{edge}} L_{\text{edge}} + \lambda_{\text{coh}} L_{\text{coh}} \quad (3)$$

式中: L 为总损失函数; λ_{rec} 、 λ_{smooth} 、 λ_{edge} 和 λ_{coh} 分别为重构项、平滑项、边缘保持项和相干性项的权重系数,均为无量纲参数; L_{rec} 为重构损失,用于表征模型输出与观测

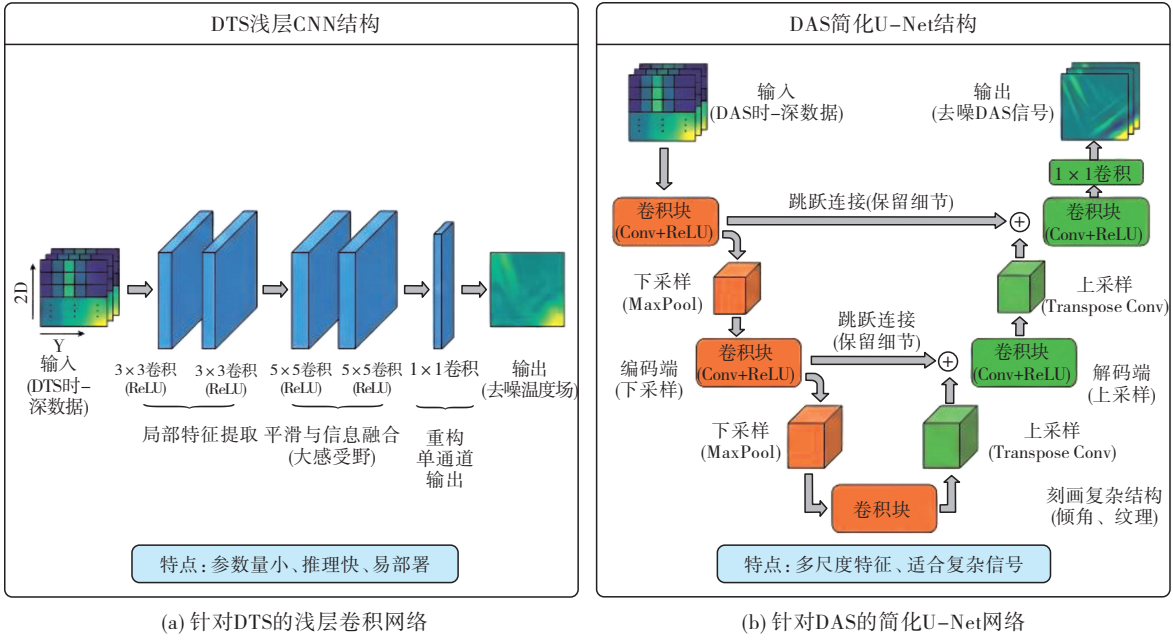


图2 物理自监督去噪网络架构

Fig. 2 Architecture of the physics-informed self-supervised denoising network

数据之间的重构误差; L_{smooth} 为平滑损失, 用于约束结果在时空域内的平稳性; L_{edge} 为边缘保持损失, 用于保留局部突变边界及异常前沿信息; L_{coh} 为相干性损失, 用于增强异常演化在时间与空间上的连续性和一致性。

总损失函数中的权重系数 λ_{rec} , λ_{smooth} , λ_{edge} , λ_{coh} 通过在验证集上的网格搜索确定。为了平衡不同损失项的数值量级, 将重构损失权重固定为 $\lambda_{\text{rec}}=1$, 并以10的倍数步长对物理约束项进行搜索。最终选定的参数组合为: $\lambda_{\text{smooth}}=0.01$, $\lambda_{\text{edge}}=0.05$, $\lambda_{\text{coh}}=0.02$ 。

自监督重构损失 L_{rec} 采用均方误差形式。对每个自监督样本对 (X_A, X_B) , 网络输出 $\hat{X}_B = f_\theta(X_A)$, 则

$$L_{\text{rec}} = \frac{1}{|\Omega_B|} \sum_{(i,j) \in \Omega_B} (\hat{X}_{B,i,j} - X_{B,i,j})^2 \quad (4)$$

式中: Ω_B 为伪标签有效点集合。该损失驱动网络在局部范围内还原信号结构, 且不会过度拟合单次观测中的噪声细节。

平滑性约束 L_{smooth} 主要针对DTS温度场的热传导与扩散特性, 在大多数区域内, 其时间和深度方向的二阶导数应相对平缓^[42-44]。在去除边界点后的内点集合 Ω' 上, 为了利用热传导的物理特性, 对去噪后的相对温度异常场 ΔT 施加平滑约束。记 $\Delta T_{i,j}$ 为时空网格点 (t_i, z_j) 处的温度异常值, 则其二阶差分计算为

$$\partial_u \Delta T_{i,j} \approx \frac{\Delta T_{i+1,j} - 2\Delta T_{i,j} + \Delta T_{i-1,j}}{(\Delta t)^2} \quad (5)$$

深度方向二阶差分为

$$\partial_z \Delta T_{i,j} \approx \frac{\Delta T_{i,j+1} - 2\Delta T_{i,j} + \Delta T_{i,j-1}}{(\Delta z)^2} \quad (6)$$

在去除边界点后的内点集合 Ω' 上, 平滑损失可写为

$$L_{\text{smooth}}^{\text{DTS}} = \frac{1}{|\Omega'|} \sum_{(i,j) \in \Omega'} \left[(\partial_u \Delta T_{i,j})^2 + (\partial_z \Delta T_{i,j})^2 \right] \quad (7)$$

对DAS而言, 类似的二阶差分约束用来抑制明显不符合波动特征的高频抖动, 有助于抑制纯噪声成分^[45]。

为避免平滑约束在物理边界处造成过度平滑, 本文引入边缘保持约束 L_{edge} 。通过梯度估计定义温度场的梯度模为

$$G_{i,j} \approx \sqrt{\left(\frac{\Delta T_{i+1,j} - \Delta T_{i-1,j}}{2\Delta t} \right)^2 + \left(\frac{\Delta T_{i,j+1} - \Delta T_{i,j-1}}{2\Delta z} \right)^2} \quad (8)$$

再构造边缘权重为

$$\alpha_{i,j} = \exp\left(-\frac{G_{i,j}^2}{2\sigma_g^2}\right) \quad (9)$$

式中: σ_g 为控制边缘宽度的超参数。当梯度较大(地层界面、冷/热锋面或压裂事件波前附近)时, $\alpha_{i,j}$ 接近0, 从而减弱平滑惩罚; 当梯度较小时, $\alpha_{i,j}$ 接近1, 强化平滑^[46]。边缘保持损失可以写成加权平滑形式, 见公式(10), 也可以与 L_{smooth} 合并为一个带权平滑项统一处理。

$$L_{\text{edge}} = \frac{1}{|\Omega'|} \sum_{(i,j) \in \Omega'} \alpha_{i,j} \left[(\partial_u \Delta T_{i,j})^2 + (\partial_z \Delta T_{i,j})^2 \right] \quad (10)$$

对于DAS, 考虑到压裂事件在相邻深度通道之间具有较强的空间相干性, 而随机噪声在通道间相关性较弱^[47], 本文构造了相干性相关约束 L_{coh} 。在某一时间窗口内, 设相邻两深度通道的去噪信号分别为 $s_1(t)$

和 $s_2(t)$,其归一化互相关系数可定义为

$$\rho_{12} = \max_{\tau \in [-\tau_{\max}, \tau_{\max}]} \frac{\sum_{t \in \Omega_{\tau}} (s_1(t) - \bar{s}_1)(s_2(t + \tau) - \bar{s}_2)}{\sqrt{\sum_{t \in \Omega_{\tau}} (s_1(t) - \bar{s}_1)^2 \sum_{t \in \Omega_{\tau}} (s_2(t + \tau) - \bar{s}_2)^2}} \quad (11)$$

式中: $\bar{s}_1$ 和 $\bar{s}_2$ 分别表示对应时间窗口内信号的均值, Ω_{τ} 表示时移 τ 下的有效重叠采样区间, $\tau_{\max}$ 为允许的最大时移。对子块内所有相邻通道对的相关系数取平均,得到平均相干度为

$$\bar{\rho}^{\text{den}} = \frac{1}{M-1} \sum_{i=1}^{M-1} \rho_{i,i+1}^{\text{den}} \quad (12)$$

式中: M 为子块内通道数, $\rho_{i,i+1}^{\text{den}}$ 表示第 i 个通道与第 $i+1$ 个通道去噪结果之间的归一化互相关系数。据此定义相干性损失为

$$L_{\text{coh}} = -\bar{\rho}^{\text{den}} \quad (13)$$

在总损失中最小化 L_{coh} 等价于最大化去噪后信号的空间相干度,引导网络在波前方向增强一致性,抑制孤立噪点。

上述各项损失在不同深度位置不尽相同。考虑到射孔簇附近的信号更可能承载与裂缝启裂和流体入流相关的高能事件,而远离簇的背景区则以噪声为主,本文根据射孔簇位置构造深度方向的权重函数 $w_{\text{smooth}}(z)$ 、 $w_{\text{edge}}(z)$ 等,在簇附近减小平滑损失权重、增大边缘和相干性损失权重,在背景区则相反。通过这种空间变权机制,网络能够自动在不同区域平衡“去噪”和“保真”的权衡,在增强压裂相关信号可读性的同时有效压制背景噪声。

1.4 训练策略与实现

训练过程中,将多口水平井的压裂期DAS/DTS数

据按井和阶段划分为训练集、验证集和测试集,保证测试数据在训练阶段不参与参数更新,以检验方法的推广能力。自监督样本对通过随机抽取子块并执行交替采样生成,批次内混合包含簇附近与背景区域的样本,避免网络偏向某一类场景。采用基于一阶梯度的自适应优化算法(如Adam)最小化总损失,学习率及其衰减策略通过验证集调优。训练收敛后,将模型应用于完整的DAS/DTS时-深场,对各子块的去噪输出按重叠区域加权融合,恢复整井的去噪结果,并在此基础上开展定量评价和压裂事件、簇响应识别等下游分析。

通过上述技术路线,本文在无需干净真值的前提下,利用分布式光纤信号自身的时-空相关性、压裂物理过程和完井工程先验,实现了对水平井压裂期DAS/DTS数据的物理自监督降噪,为后续光纤解释与压裂优化提供了可重复的高质量数据基础。

2 计算结果与分析

2.1 实验设计与评价指标

为验证方法的有效性并获取定量的评价指标,本文构建了基于随机模拟的合成DAS/DTS数据集作为研究对象。该数据集通过数值模拟方法复现了水平井多段分簇压裂施工期的监测环境,模拟了沿套管外或油管内布设分布式光纤所记录的连续声学学与温度响应(图3),并在理想信号基础上叠加了不同强度与分布的随机噪声以贴近真实工况。DAS采样时间间隔为 Δt_{DAS} ,空间采样间隔为 Δz_{DAS} ;DTS采集时间间隔为 Δt_{DTS} ,空间采样间隔为 Δz_{DTS} 。各井的泵注曲线(排量、砂比、泵压等)及分段分簇设计参数齐全,可用于标定压裂阶段和簇位置。

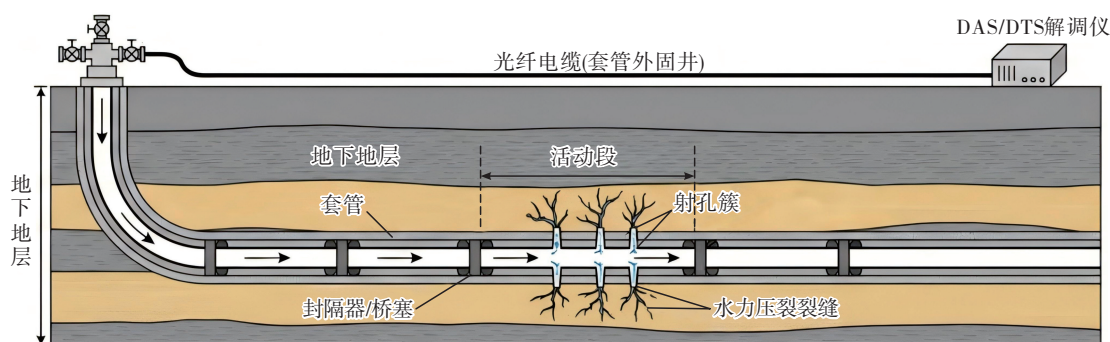


图3 水平井分段分簇压裂光纤监测示意图

Fig. 3 Schematic of fiber-optic monitoring during staged multi-cluster fracturing in horizontal wells

生成的随机模拟数据集按样本序列划分为训练集、验证集和测试集。其中,训练集和验证集用于驱动网络参数的学习更新与超参数的寻优调整,测试集

则保持严格独立,用于检验方法在不同模拟噪声水平与工况设定下的泛化性能。每个模拟数据样本均关联了预设的分段分簇完井参数与泵注曲线,为后续结合工

程背景的定量分析与解释提供了完备的基础资料。

为了全面评估去噪性能,本文设计了四类对比实验:第一类为叠加了模拟噪声的原始合成数据,用以表征输入信号的基础噪声水平;第二类是集成了带通滤波、小波阈值、中值滤波及漂移校正的传统信号处理方法,代表了当前工业界通用的处理流程;第三类是仅包含自监督重构损失的基线深度网络,用于展示缺乏物理约束时“纯数据驱动”的去噪能力;第四类则是本文提出的融合了平滑约束、边缘保持、相干性约束及簇位置空间变权的物理自监督方法,旨在体现物理机制与工程先验对信号保真度与信噪比的协同提升效果。

信号质量评价主要采用信噪比(SNR)、峰值信噪比(PSNR)、均方误差(MSE)和结构相似性(SSIM)^[38]。在存在近似“干净参考” S_{clean} 的情况下,信号功率和噪声功率分别定义为

$$P_s = \frac{1}{|\Omega|} \sum_{(i,j) \in \Omega} S_{\text{clean}}^2(i,j), P_n = \frac{1}{|\Omega|} \sum_{(i,j) \in \Omega} [S_{\text{den}}(i,j) - S_{\text{clean}}(i,j)]^2 \quad (14)$$

信噪比为

$$L_{\text{SNR}} = 10 \ln(P_s/P_n), L_{\text{PSNR}} = 10 \ln(I_{\text{max}}^2/S_{\text{ME}}) \quad (15)$$

式中: S_{den} 为去噪结果, L_{SNR} 为信噪比, L_{PSNR} 为峰值信噪比, I_{max} 为数据最大值, S_{ME} 为均方误差。

SSIM则从亮度、对比度和结构三个方面度量两幅图像的相似程度,用于评估去噪前后结构信息的保持情况。

对于以弹性波和流动噪声为主的大S信号,还引入相干度相关指标。对相邻深度通道 $s_1(t)$ 、 $s_2(t)$ 定义归一化互相关系数,见式(16)。

$$\rho_{12} = \max_{\tau} \frac{\sum_i s_1(t)s_2(t+\tau)}{\sqrt{\sum_i s_1^2(t) \sum_i s_2^2(t)}} \quad (16)$$

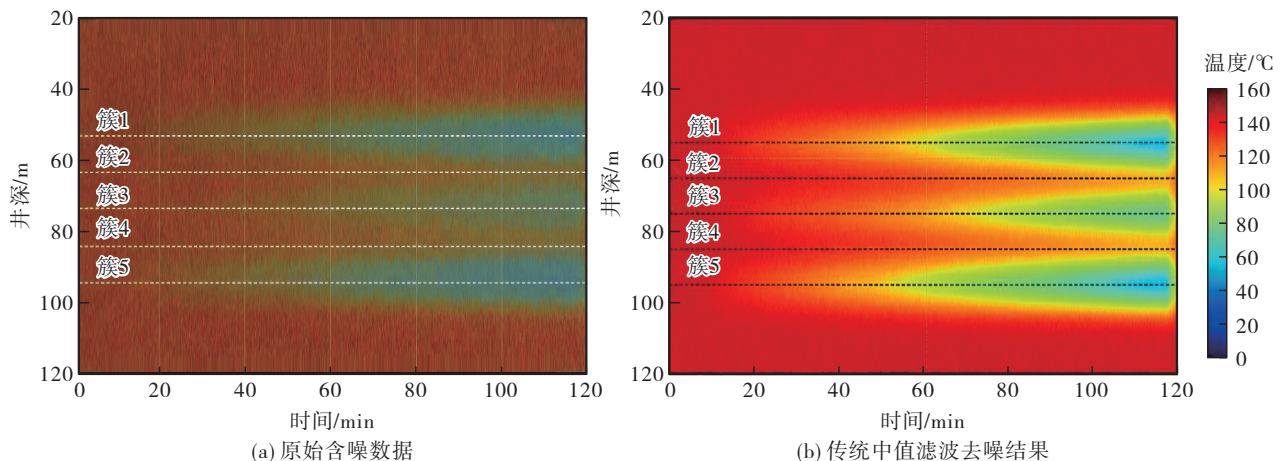


图4 DTS温度场时-深分布对比

Fig. 4 Comparison of time-depth distributions for DTS temperature field

为了定量评估去噪效果,在缺乏现场“绝对纯净”参考数据的情况下,本文构建了半合成测试数据集。具体做法是:选取现场采集的极高信噪比时段(如停泵后静默期或强微震事件清晰记录段)作为基准信号 S_{clean} ,通过人工叠加不同强度和类型的实测噪声(从背景区提取),生成具有已知真值的含噪样本对。这样既保证了信号特征符合真实地质响应,又能利用公式(14)、公式(15)精确计算SNR、PSNR和SSIM指标,从而客观衡量各去噪方法的保真度。

2.2 DTS去噪结果

为了全面评估本文提出的物理自监督方法在复杂噪声环境下对动态温度场的重构能力,图4与图5展示了模拟生成的典型压裂阶段DTS数据在去噪前后的时-深二维分布对比。如图4(a)所示,原始模拟DTS数据受到严重的随机噪声干扰与背景漂移的双重影响,整体信噪比极低。从视觉特征上看,图像呈现出显著的“颗粒感”并伴随横向条纹噪声,导致有效信号几乎被淹没在复杂的噪声背景中。尽管图中隐约可见代表射孔簇(簇1至簇5)进液的低温条带,但其空间形态支离破碎,边缘极其模糊,这种低质量的数据特征使得研究人员难以精确识别流体注入的起始时刻(即冷锋前沿),同时也难以通过温度异常的幅度来定量评估各簇的进液强度,极易在后续的工程解释中引发误判。图4(b)展示了采用传统中值滤波方法处理后的结果。虽然该方法利用局部统计特性有效滤除了大部分高频尖峰噪声,使背景区域的温度分布趋于平稳,但其固有的平滑效应不可避免地引发了显著的信号失真。具体而言,注入流体产生的冷/热异常边界被过度“熨平”,导致原本锐利的冷锋前沿变得发散且模糊;同时,在射孔簇位置,原本应具有强梯度的温度跃变被明显削弱,降低了通道内温度与地层背

景温度的对比度。这种对高频有效信号的抑制,使得去噪后的数据无法准确反映流体快速注入引起的热对流与热传导细节,限制了其在精细化压裂解释中的应用。

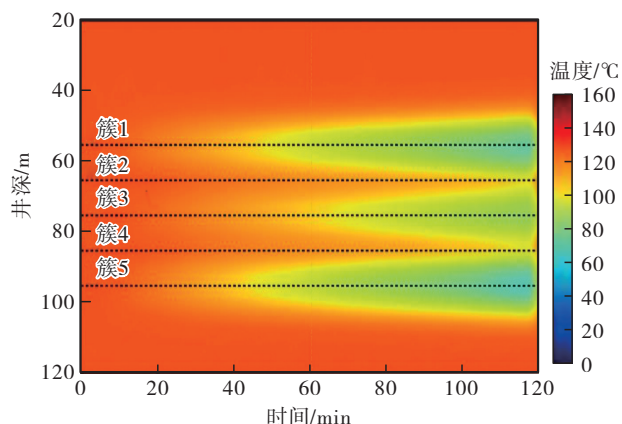


图5 物理自监督方法去噪后的DTS温度场分布

Fig. 5 DTS temperature field after denoising using the physics-informed self-supervised method

相比之下,图5展示了采用本文融合物理约束的自监督方法去噪后的温度场,该结果在抑制噪声与保留流体热力学特征之间取得了最佳平衡。可以看到,去噪后的图像背景极其纯净,系统性的随机漂移得到有效校正,同时保留了符合地层热传导规律的平滑背景趋势。更为重要的是,方法精准恢复了各射孔簇(簇1至簇5)位置狭窄且连续的进液冷却通道,清晰地保留了与流体强迫对流换热机制高度吻合的冷锋前沿陡峭梯度特征。此外,数据在时间和深度方向上均表现出良好的连续性,各簇进液强度的相对差异清晰可辨,为后续准确评估簇间进液非均匀性提供了可靠的数据基础,充分验证了物理先验约束在盲去噪任务中的核心作用。

2.3 DAS去噪结果

图6展示了模拟生成的典型压裂阶段原始DAS声波能量频带的时-深二维分布。从图中可以直观地观察到,原始数据处于极低的信噪比(SNR)环境,整个时空剖面不仅被全频带的高频随机噪点(表现为密集的颗粒状斑点)严密覆盖,同时还叠加了显著的横向条纹状噪声,这种复杂的相干噪声严重破坏了沿时间轴的信号纯净度。在此基础上,图中部分深度通道模拟了光纤耦合不良或解调仪解调异常的特定工况,呈现为沿时间方向贯穿的异常平直信号(死道)或非物理的能量饱和(高亮横纹),这些高能伪影在压裂事件区域尤为刺眼,对真实的地层响应构成了强烈的遮挡效应。受上述多重干扰影响,原本与裂缝开启、流体高速喷射相关的有效信号(通常应呈现为清晰的倾斜

条带或“V”字形波场结构)在当前噪声水平下其边缘变得极其模糊;事件的起始时刻与结束时刻难以准确界定,能量随压裂液注入的演化趋势被噪声严重“涂抹”,导致难以对裂缝扩展的动态进行精确定位与强度量化,真实复现了复杂工况下DAS监测面临的信号识别难题。

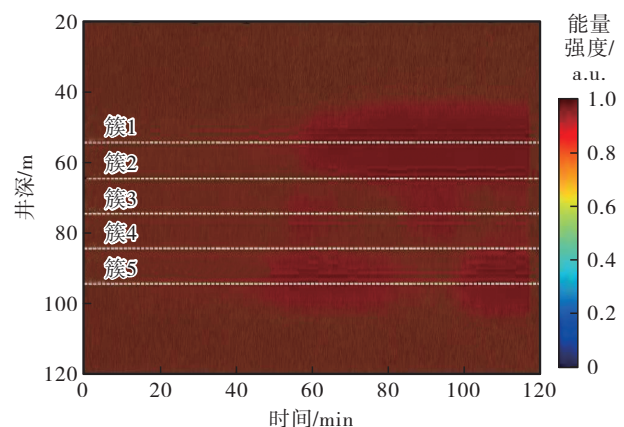


图6 压裂阶段原始DAS声波能量频带时-深分布

Fig. 6 Raw DAS acoustic energy band in the time-depth domain during fracturing

图7展示了采用传统中值滤波方法处理后的DAS时-深分布图。通过对原始DAS数据应用中值滤波,可以看到噪声水平有了显著的降低,整体图像的背景变得更加平滑,噪点和条纹状噪声得到了有效抑制。然而,尽管去除了部分噪声,滤波后的数据仍然存在一定的失真现象,尤其是在压裂事件的信号区。具体来说,图中的条带边缘明显变钝,导致原本应清晰可辨的事件特征失去了锐利度,压裂事件的起始和结束时间变得模糊不清,无法精确识别事件的动态变化。在图像的时间方向上,也观察到一些拖尾效应,表明传统中值滤波方法在时间连续性方面存在局限性。虽然中值滤波可以有效去除孤立噪声,但其对信号的平滑处理却往往会导致部分短时变化的信号特征(如事件的突变)被过度平滑或削弱,尤其是在压裂事件的微小变化区间,这使得压裂过程中的一些关键性响应信号被掩盖。此外,滤波后图像中的一些细小信号几乎完全被背景噪声覆盖,尤其是在较深或远离压裂事件的区域。由于传统滤波无法有效识别这些细节,部分弱事件被误判为噪声,从而影响了后续的事件识别与响应强度评估。这种“信号消失”现象使得基于传统中值滤波的DAS数据在实际应用中,特别是在精细化压裂设计和复杂流体评估时,存在较大的局限性。因此,尽管传统中值滤波方法在某些场景下能有效减少噪声并改善图像的整体清晰度,但在处理强非平稳、局部突变的压裂事件时,仍然无法满足精确识别和动态监测的需求,特

别是在复杂的压裂阶段,去噪方法需要能够更好地保留事件的高频细节,同时抑制背景噪声的干扰。因此,改进的去噪方法不仅要减少噪声,还需在去噪过程中对重要的信号特征进行保护,以提高事件识别的准确性和压裂分析的可靠性。

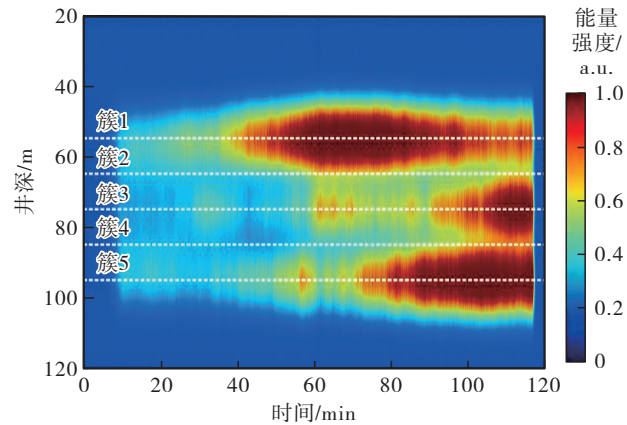


图7 采用传统中值滤波方法处理后的DAS图像
Fig. 7 DAS image processed by traditional median filtering

2.4 物理约束与簇权重的消融分析

为了分析各个损失项和工程先验在整体效果中的作用,对损失函数中的物理约束和平滑策略进行了逐步消融。将仅包含自监督重构损失的模型视为基线,通过依次加入平滑约束、边缘保持约束以及簇位置空间变权,构造一系列模型进行对比。

图8呈现了运用本文所提出的物理自监督去噪方法处理后的分布式光纤声波传感(DAS)信号增强效果。从图中可见,经该方法处理后,DAS信号的背景噪声显著降低,整体信号的清晰度与可辨识度大幅提高,尤其在压裂事件区域,原本模糊的高能条带变得更为清晰,事件的起始与结束时刻更易于判别。信号的强度与能量分布在时间和深度维度上呈现出更为连贯的模式,且在多个深度区间,与压裂事件相关的

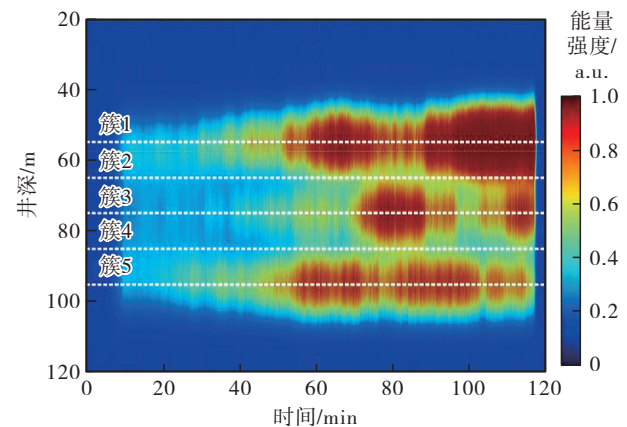


图8 采用物理自监督方法去噪后的DAS信号增强效果
Fig. 8 Enhanced DAS signals after denoising using the physics-informed self-supervised method

特征得到了有效强化。

在图像方面,与传统方法处理后的图像相比,DAS信号的条带边缘得到了更好地保留,未出现因平滑处理导致的失真现象。特别是在靠近压裂簇的区域,信号的细节得到了更好地留存,这表明该方法在去除噪声的同时,能够有效保留压裂事件的高频信息与关键特征。此外,去噪后的数据在不同深度区间的信号一致性也有所增强,显著改善了原始数据中因噪声干扰造成的信号不稳定问题。更为关键的是,物理自监督方法通过融合热传导平滑性、波场相干性等物理约束,使处理后的信号更契合实际的物理过程(表1)。这些约束有助于在去噪过程中保留重要的物理特性,如流体喷射、裂缝扩展等关键信号的倾斜特征。这一改进使得DAS数据在压裂过程中的应用更具可靠性,能够为工程师提供更精准的事件识别与响应评估,进而优化压裂设计并实时调整施工参数。总体而言,采用物理自监督方法处理后的DAS信号,不仅有效降低了背景噪声,还增强了信号的结构化特征,特别是在压裂事件的关键节点,信号的识别度与可解释性得到了显著提升。

表1 不同物理约束策略对去噪性能影响的消融实验结果
Tab. 1 Ablation experiment results of different physical constraint strategies for denoising performance

方法策略	关键组件	SNR/dB	SSIM	相干度增益
基线	仅自监督重构损失	12.45	0.72	+15%
模型A	基线+平滑约束	14.12	0.78	+22%
模型B	模型A+边缘保持	15.30	0.85	+28%
本文模型	模型B+簇位置空间变权	16.85	0.91	+42%

在消融实验里,仅含平滑约束(L_{smooth})的模型(模型A)虽能显著提高信噪比,但其视觉呈现与图4(b)中的传统滤波结果高度相似,即去除背景噪声时,不可避免地致使射孔簇进液冷锋出现“晕染”现象以及边缘模糊。

与之相较,本文的模型引入了边缘保持(L_{edge})与相干性(L_{coh})约束,其效果如图5所示。对比图4(b)与图5能够清晰发现,复合物理约束成功“锁定”了温度场的陡峭梯度,并在DAS数据中重建了连续的波场纹理,如图8所示。这种由“过度平滑”到“边缘锐利”的视觉显著变化,证实了本文所提出的物理约束在保留高频工程特征方面的核心价值。

2.5 对压裂解释和下游任务的影响

从噪声到流量的过程主要包括数据采集、信号处理、流量计算和结果分析等多个步骤。在压裂过程

中,利用DAS(分布式声波传感器)和DTS(分布式温度传感器)等设备采集地下流体的相关信号。降噪后的DAS信号(即声压信号)与地下流体的流速之间存在一定的关系。通过一定的数学模型,可以将声压信号转化为流速。在本研究中,采用线性回归模型来建立声压和流速之间的关系。该模型基于湍流噪声产生的Lighthill声类比理论,即流体流动的声功率与流速的 n 次方成正比($P \propto v^n$)。在分布式光纤测井应用中,多项研究证实了声波能量强度的对数与流量对数之间存在显著的相关性。基于此物理先验,本文构建了半经验关系式,见式(17)。

$$\log(q^3) = A \cdot E + B \quad (17)$$

式中: q 是进液量; E 为降噪后提取的声波能量特征值(表征声强); A 和 B 为通过拟合压裂泵注阶段已知总排量数据得到的标定常数。该方法已在多个现场案例中被证明能有效反演各簇进液比例。通过这一公式,能够将降噪后的声压信号转换为流量,进一步计算流体的流速。

在压裂过程中,准确评估各个簇的进液量和进砂量是优化压裂设计的重要依据。进液量 V 可以通过对流量的时间积分来计算,其数学表达式为

$$V_1 = \sum_{t=t_1}^{t_2} q_1(t) \quad (18)$$

式中: V_1 为第1个簇的进液量, $q_1(t)$ 为该簇在时间 t 的流量。通过对各段时间内的进液量和进砂量进行积分,可以得到整个压裂过程中的累积流量和进砂量。

最终,通过对降噪处理后的数据进行流量、进液量和进砂量的计算,可以得出更加精确的压裂效果评估结果。这些结果为压裂作业的优化提供了可靠的数据支持,降噪后的数据能够显著提高系统的识别能力和精度,为后续的工程决策提供强有力的支持。

图9展示了压裂注入过程中总排量和各簇进液量的动态响应关系。图9中的全局注入施工曲线和各簇进液量变化展示了预设的压裂流量模式。预设的流量模式中,主进液簇(如簇1、簇3和簇5)的流量较高且变化明显,而其他簇的流量反应较弱,尤其是在一些被抑制的簇(如簇2和簇4)中,进液量变化较小。图9(b)中,簇2与簇4液量相当,曲线重合。

经过自监督降噪处理后,图10中的各簇进液量变化更加符合图9中预设的进液量模式,反映了降噪处理在调整流量计算和进液量监测方面的重要作用。

在全局注入施工曲线中,降噪后的数据呈现出更加平滑且一致的变化趋势,能够准确地跟踪总排量的变化。相比于降噪前的原始数据,降噪后的总流量变

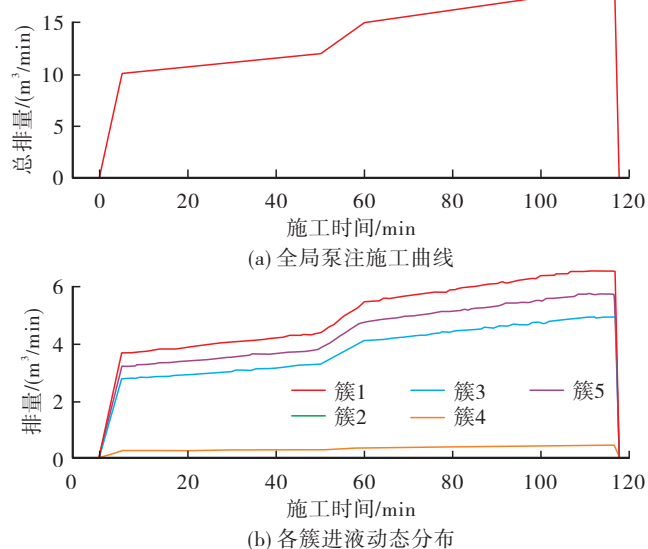


图9 压裂泵注程序与各簇进液量的动态响应关系

Fig. 9 Dynamic relationship between the fracturing injection scheme and fluid intake per cluster

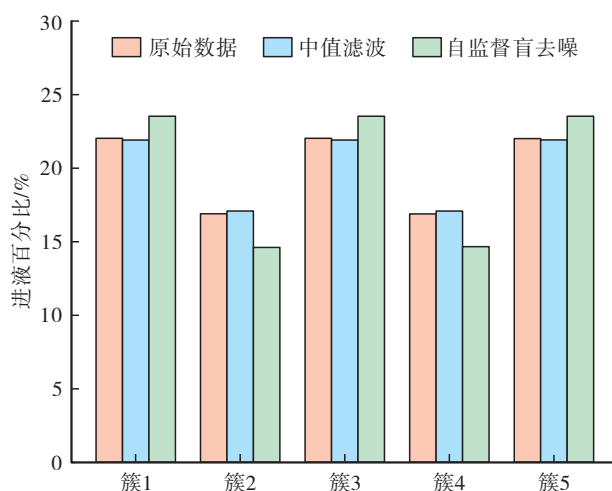


图10 不同去噪方法对簇间进液非均匀性评估结果的影响对比
Fig. 10 Comparison of different denoising methods for the evaluation results of inter-cluster fluid intake heterogeneity

化更加平稳,避免了由于噪声引起的异常波动,更加接近预设的流量模式。降噪后,压裂过程中的流量在启动后迅速上升,稳定在某一水平,最终在压裂结束时快速下降,这一变化趋势更加符合预设的注入过程。

各簇进液量的变化部分同样得到了显著改进。自监督降噪方法使得不同簇的进液量更加平稳,特别是在簇1(靠近端口的簇)和簇3(中间簇)中,进液量的变化更加明显且稳定,较好地呈现了主进液簇的强响应和其他簇的弱响应。经过降噪处理,簇1的流量变化更加平稳,且流量峰值更加明显,准确地反映了流体注入过程中的主要响应区域,这与图9中预设的簇1进液量变化趋势相符,说明降噪后的数据更加符合预期的压裂流量模式。

对于簇2和簇4(被抑制簇),降噪后的数据同样显示了流量变化的平稳性,去除了原始数据中噪声的干扰,进液量的变化趋势更易识别,特别是在簇4的微弱流量变化上,降噪后得到了更清晰的呈现。这使得降噪后的进液量计算与预设的进液量变化更加吻合,尤其是在较弱响应簇的识别上,降噪后可以更准确地反映出它们的流量特征。

降噪处理还显著提高了簇3(中间簇)和簇5(远端簇)流量的监测精度,尤其是对远端簇的流量反应,降噪后能够更好地捕捉流体在不同深度的响应特征。整体来看,降噪后的各簇进液量变化更加符合图9中预设的流量模式,特别是在主进液簇和被抑制簇的流量变化上,降噪后能够更好地匹配预期的注入过程。

3 结论

针对水平井压裂期DAS/DTS实测数据中普遍存在的噪声严重、系统漂移和耦合不良等问题,提出了一种融合自监督学习、物理约束与工程先验的分布式光纤盲去噪方法。在无需干净真值的条件下,通过时-深子块交替采样构造自监督训练样本,并在损失函数中引入平滑性、边缘保持和相干性等多项物理约束,再利用分段分簇位置实现空间变权控制,实现了对压裂期DAS/DTS的高效去噪与信号增强。

实验结果表明,融合物理先验与自监督学习的分布式光纤盲去噪方法在DTS和DAS上均显著提升了信噪比和结构相似性,抑制了大部分仪器和耦合噪声,同时在簇附近更好地保留了与裂缝启裂、扩展及流体活动相关的事件细节;在压裂事件识别和簇响应分析等下游任务中,去噪后的数据使得识别结果更稳定、更贴近工程实际。

从工程角度看,该方法有助于提高现场工程师对光纤图的判读效率和准确性,为评价分簇改造均匀性、识别潜在砂堵或有效裂缝不足提供可靠依据;在开发层面,有望减少无效加砂和过度施工,优化压裂参数组合,降低单井改造成本,提升整体开发效果。

参考文献

- [1] 陈作,王振铎,曾华国.水平井分段压裂工艺技术现状及展望[J].天然气工业,2007,27(9):78-80.
CHEN Zuo, WANG Zhenduo, ZENG Huaguo. Status quo and prospect of staged fracturing technique in horizontal wells[J]. Natural Gas Industry, 2007, 27(9): 78-80.
- [2] 余佩蓉,齐晓霞.鄂尔多斯盆地某区块油井见水特征分析[J].石油地质与工程,2019,33(1):76-79.
YU Peirong, QI Xiaoxia. Water breakthrough characteristics of

- some block in Ordos basin[J]. Petroleum Geology & Engineering, 2019, 33(1): 76-79.
- [3] LUO H, LI H, TAN Y, et al. A novel inversion approach for fracture parameters and inflow rates diagnosis in multistage fractured horizontal wells [J]. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2020, 184: 106585.
- [4] 谢维扬,李晓平.水力压裂缝导流的页岩气藏水平井稳产能力研究[J].天然气地球科学,2012,23(2):387-392.
XIE Weiyang, LI Xiaoping. Steady productivity of horizontal well in hydraulic fracture induced shale gas reservoir [J]. Natural Gas Geoscience, 2012, 23(2): 387-392.
- [5] 姜汉桥,姚军,姜瑞忠,等.油藏工程原理与方法[M].山东青岛:中国石油大学出版社,2006:90-98.
JIANG Hanqiao, YAO Jun, JIANG Ruizhong, et al. Principles and methods of reservoir engineering[M]. Qingdao, Shandong: China University of Petroleum Press, 2006: 90-98.
- [6] 张鑫,金立平,董建安.页岩气井水力压裂技术的研究进展[J].中国高新技术企业,2016,(2):157-158.
ZHANG Xin, JIN Liping, DONG Jian'an. Research progress of hydraulic fracturing technology in shale gas wells [J]. China High-Tech Enterprises, 2016, (2): 157-158.
- [7] 张荔,王博,吕振虎,等.非常规储层整体压裂智能优化[J].新疆石油天然气,2024,20(4):36-43.
ZHANG Li, WANG Bo, LY Zhenhu, et al. Intelligent optimization of integral fracturing in unconventional reservoirs[J]. Xinjiang Oil & Gas, 2024, 20(4): 36-43.
- [8] 刘超,邹一锋,郑平,等.水力压裂缝宽度影响因素分析[J].新疆石油天然气,2014,10(1):98-100.
LIU Chao, ZOU Yifeng, ZHENG Ping, et al. Analysis of affecting factors of hydraulic fracture width[J]. Xinjiang Oil & Gas, 2014, 10(1): 98-100.
- [9] 李海涛,罗红文,向雨行,等.基于DTS的页岩气水平井人工裂缝识别与产出剖面解释方法[J].天然气工业,2021,41(5):66-75.
LI Haitao, LUO Hongwen, XIANG Yuxing, et al. DTS based hydraulic fracture identification and production profile interpretation method of horizontal well [J]. Natural Gas Industry, 2021, 41(5): 66-75.
- [10] 罗红文,李海涛,蒋贝贝,等.基于DTS数据反演的低渗气藏压裂水平井产出剖面解释新方法[J].天然气地球科学,2019,30(11):1639-1645.
LUO Hongwen, LI Haitao, JIANG Beibei, et al. A novel method to interpret production profiles of fractured horizontal well in low-permeability gas reservoir by inversing DTS data [J]. Natural Gas Geoscience, 2019, 30(11): 1639-1645.
- [11] 朱世琰.基于分布式光纤温度测试的水平井产出剖面解释理论研究[D].四川成都:西南石油大学,2016.
ZHU Shiyan. Horizontal well production profile interpretation based on distributed temperature sensing[D]. Chengdu, Sichuan: Southwest Petroleum University, 2016.
- [12] 宋学锋,李志彬,刘金铭,等.深层深井井筒完整性检测技术发展现状[J].新疆石油天然气,2024,20(4):8-18.
SONG Xuefeng, LI Zhibin, LIU Jinming, et al. Development

- status of wellbore integrity inspection technology for deep strata and deep wells[J]. Xinjiang Oil & Gas, 2024, 20(4): 8-18.
- [13]李海涛,罗红文,向雨行,等.DTS/DAS技术在水平井压裂监测中的应用现状与展望[J].新疆石油天然气,2021,17(4):62-73.
- LI Haitao, LUO Hongwen, XIANG Yuxing, et al. The application status and prospect of DTS/DAS in fracturing monitoring of horizontal wells[J]. Xinjiang Oil & Gas, 2021, 17(4): 62-73.
- [14]罗红文,艾文斌,李海涛,等.采用PSO算法的页岩气水平井DTS数据反演方法[J].石油地球物理勘探,2023,58(5): 1202-1210.
- LUO Hongwen, AI Wenbin, LI Haitao, et al. Inversion method of distributed temperature sensing data for horizontal wells in shale gas reservoirs based on PSO algorithm[J]. Oil Geophysical Prospecting, 2023, 58(5): 1202-1210.
- [15]陈刚.分布式光纤传感技术在油气勘探开发领域应用研究[J].化工管理,2025,(25):161-163.
- CHEN Gang. Research on the application of distributed fiber optic sensing technology in the field of oil and gas exploration and development[J]. Chemical Enterprise Management, 2025, (25): 161-163.
- [16]陈宝,白松涛,刘文强,等.光纤测井技术应用现状与发展展望[J].世界石油工业,2025,32(6):11-23.
- CHEN Bao, BAI Songtao, LIU Wenqiang, et al. Application status and development prospects of fiber optic logging technology[J]. World Petroleum Industry, 2025, 32(6): 11-23.
- [17]魏操,李海涛,祝效华,等.基于分布式光纤测温的分段多簇压裂过程裂缝参数诊断方法[J].石油勘探与开发,2025,52(2):441-450.
- WEI Cao, LI Haitao, ZHU Xiaohua, et al. Fracture parameter diagnostic method during staged multi-cluster fracturing based on distributed temperature sensing[J]. Petroleum Exploration and Development, 2025, 52(2): 441-450.
- [18]杜小芸.分布式光纤传感技术的发展历程及在石油工程领域的应用[J].模具制造,2025,25(2):154-156.
- DU Xiaoyun. The development history of distributed optical fiber sensing technology and its application in the field of petroleum engineering[J]. Die & Mould Manufacture, 2025, 25(2): 154-156.
- [19]马丁忆,刘鑫煜,李拥政,等.机器学习技术在分布式光纤传感性能提升中的应用进展[J].激光与光电子学进展,2025,62(3):25-43.
- MA Dingyi, LIU Xinyu, LI Yongzheng, et al. Advances in machine-learning techniques for distributed fiber-optic sensing performance enhancement[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2025, 62(3): 25-43.
- [20]高浩然,李拥政,郭林峰,等.分布式布里渊光纤传感信号降噪技术研究进展[J].激光与光电子学进展,2025,62(1):110-124.
- GAO Haoran, LI Yongzheng, GUO Linfeng, et al. Research progress on signal noise reduction methods in distributed fiber optic sensing technology based on Brillouin scattering[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2025, 62(1): 110-124.
- [21]谭金库,刘明阳,朱蓓蓓,等.分布式光纤监测技术在油田动态监测中的应用[C]//西安石油大学,陕西省石油学会.2024油气田勘探与开发国际会议论文集 I. 中国石油大庆油田有限责任公司测试技术服务分公司,2024: 1409-1416.
- TAN Jinku, LIU Mingyang, ZHU Beilei, et al. Application of distributed optical fiber monitoring technology in dynamic monitoring of oilfields[C]//Xi'an Shiyou University, Shaanxi Petroleum Society. Proceedings of 2024 International Field Exploration and Development Conference (Volume I). Testing Technology Service Branch of PetroChina Daqing Oilfield Company Ltd., 2024: 1409-1416.
- [22]隋微波,温长云,孙文常,等.水力压裂分布式光纤传感联合监测技术研究进展[J].天然气工业,2023,43(2):87-103.
- SUI Weibo, WEN Changyun, SUN Wenchang, et al. Joint application of distributed optical fiber sensing technologies for hydraulic fracturing monitoring[J]. Natural Gas Industry, 2023, 43(2): 87-103.
- [23]COSCETTA A, CATALANO E, DAMIANO E, et al. A review of strain-distributed optical fiber sensors for geohazard monitoring: an update[J]. Sensors, 2025, 25(20): 6442.
- [24]王泽润,叶志浩,夏益辉,等.分布式光纤测温系统分辨率影响因素研究[J].仪器仪表学报,2021,42(12):65-73.
- WANG Zerun, YE Zhihao, XIA Yihui, et al. Factors influencing resolution of Raman distributed temperature measurement system[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(12): 65-73.
- [25]XU L, SHI S, HUANG Y, et al. Quantification and assessment of steel pitted corrosion using optical frequency domain reflectometry (OFDR)-based distributed fiber optic sensors[J]. Measurement, 2025, 256(Part E): 118519.
- [26]田翔,张伟,张峰,等.基于非局部均值降噪的光纤拉曼高性能分布式温度传感技术[J/OL].光通信技术,(2025-05-26)[2025-11-24]. <https://link.cnki.net/wrlid/45.1160.TN.20250526.1613.004>.
- TIAN Xiang, ZHANG Wei, ZHANG Feng, et al. A non-local means denoising algorithm-based Raman-OTDR for high-performance distributed temperature sensing[J/OL]. Optical Communication Technology, (2025-05-26)[2025-11-24]. <https://link.cnki.net/wrlid/45.1160.TN.20250526.1613.004>.
- [27]SHENG L, LI L, HU L, et al. Distributed fiberoptic sensor for simultaneous temperature and strain monitoring based on Brillouin scattering effect in Polyimide-Coated fibers[J]. International Journal of Optics, 2020, 2020(1): 8810986.
- [28]魏操,张城玮,程时清,等.基于分布式光纤温度传感的水平井分段压裂过程裂缝诊断方法[J].计算物理,2026,43(1):115-126.

- WEI Cao, ZHANG Chengwei, CHENG Shiqing, et al. Fracture diagnosis during multi-staged fracturing treatments along horizontal wells based on distributed temperature sensing[J]. Chinese Journal of Computational Physics, 2026, 43(1):115-126.
- [29] FEO G, SHARMA J, KORTUKOV D, et al. Distributed fiber optic sensing for real-time monitoring of gas in riser during offshore drilling[J]. Sensors, 2020, 20(1):267.
- [30] 朱胜强.带式输送机光纤音频自适应小波降噪研究[J].煤矿机械, 2025, 46(3):192-194.
- ZHU Shengqiang. Study on adaptive wavelet noise reduction of fiber optic audio for belt conveyor[J]. Coal Mine Machinery, 2025, 46(3):192-194.
- [31] NI J, WANG C, SHANG Y, et al. Distributed fiber-optic acoustic sensing for petroleum geology exploration[C]//Journal of Physics: Conference Series. 2018, 1065(25):252029.
- [32] 凌佳木, 许壮伟, 叶炜, 等.基于盲去噪卷积自编码器的分布式光纤测温系统信噪比优化技术[J].光学学报, 2025, 45(7):293-302.
- LING Jiamu, XU Zhuangwei, YE Wei, et al. Signal-to-noise ratio optimization for distributed fiber temperature sensing system based on blind denoising convolutional autoencoder[J]. Acta Optica Sinica, 2025, 45(7):293-302.
- [33] WU H, QIAN Y, ZHANG W, et al. Feature extraction and identification in distributed optical-fiber vibration sensing system for oil pipeline safety monitoring[J]. Photonic Sensors, 2017, 7(4):305-310.
- [34] 李子祥, 蔡海兵, 程桦, 等.基于DT-CWT-LMS算法的煤矿井筒光纤监测数据自适应降噪研究[J].防灾减灾工程学报, 2025, 45(1):158-168.
- LI Zixiang, CAI Haibing, CHENG Hua, et al. Research on adaptive denoising of coal mine shafts fiber optic monitoring data based on DT-CWT-LMS algorithm[J]. Journal of Disaster Prevention and Mitigation Engineering, 2025, 45(1):158-168.
- [35] JIANG H, LI J, MA T, et al. Events recognition method in distributed fiber bragg grating system based on residual mixed convolutional neural network[J]. Optics Communications, 2025, 596:132518.
- [36] 于永胜, 白清, 蒋心雄, 等.基于小波阈值降噪的长距离BOTDR测温系统研究[J].光学技术, 2024, 50(6):737-744.
- YU Yongsheng, BAI Qing, JIANG Xinxiong, et al. Long-distance BOTDR temperature sensing system using wavelet threshold denoising[J]. Optical Technique, 2024, 50(6):737-744.
- [37] 王静娴, 白清, 曲晓辉, 等.基于二维图像高斯滤波的BOTDR噪声抑制方法研究[J].光学技术, 2024, 50(5):513-519.
- WANG Jingxian, BAI Qing, QU Xiaohui, et al. Research on BOTDR noise suppression method based on two-dimensional image gaussian filter[J]. Optical Technique, 2024, 50(5):513-519.
- [38] LI Y, PAN Y, KHODAEI S Z. Real-time deformation digital twin of composite plates via distributed fiber optic sensing[J]. Advanced Engineering Informatics, 2026, 69(Part C):103992.
- [39] 肖家悦, 傅海威, 陈苗, 等.分布式光纤温度传感信号小波去噪方法[J].西安石油大学学报(自然科学版), 2024, 39(3):137-142.
- XIAO Jiayue, FU Haiwei, CHEN Miao, et al. Wavelet denoising method for distributed fiber optical temperature sensing signals[J]. Journal of Xi'an Shiyou University (Natural Science), 2024, 39(3):137-142.
- [40] ZHOU Y, WU J, CHEN J F, et al. Intermittent monitoring of long-term concrete creep and shrinkage using OFDR-based distributed optical fiber sensors[J]. Measurement, 2025, 258(Part C):119348.
- [41] 周龙, 宋树祥, 杨军, 等.基于VMD-SVD的拉曼分布式光纤测温系统降噪方法[J].电子测量技术, 2023, 46(12):172-177.
- ZHOU Long, SONG Shuxiang, YANG Jun, et al. Noise reduction method of Raman distributed fiber temperature measurement system based on VMD-SVD[J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(12):172-177.
- [42] WEI Z, LIN Z, YAN Q, et al. An improved phase unwrapping method based on deep learning for optical fiber sensors[J]. Optics Communications, 2026, 598:132648.
- [43] 高擎昊, 苏幸晨, 张成龙, 等.基于偏振降噪的分布式光纤振动定位算法研究[J].仪表技术与传感器, 2022, (12):108-112.
- GAO Qinghao, SU Xingchen, ZHANG Chenglong, et al. Research on location algorithm in distributed optical fiber vibration based on polarization noise reduction[J]. Instrument Technique and Sensor, 2022, (12):108-112.
- [44] 尚秋峰, 黄达.基于MELMD-ICA的光纤振动信号降噪方法[J].半导体光电, 2023, 44(2):312-318.
- SHANG Qiufeng, HUANG Da. Optical fiber vibration signal denoising method based on MELMD-ICA[J]. Semiconductor Optoelectronics, 2023, 44(2):312-318.
- [45] HOU G, ZHANG S, SHAO Y, et al. Application of distributed optical fiber technology for strain and temperature monitoring in mass concrete raft foundations[J]. Optical Fiber Technology, 2026, 96:104491.
- [46] 黄健, 宋树祥, 杨军, 等.基于EEMD-小波阈值的分布式测温系统的研究[J].电子测量技术, 2022, 45(11):104-108.
- HUANG Jian, SONG Shuxiang, YANG Jun, et al. Research on distributed temperature measurement system based on EEMD-wavelet threshold[J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(11):104-108.
- [47] FANG Z, WEN Z, FENG Y, et al. Image-assisted 2D partition denoising method for distributed optical fiber vibration measurements[J]. Measurement, 2024, 237:115220.

(修改回稿日期:2026-04-22 编辑:丁艳艳)