

基于分布式光纤振动传感的智能安全监测系统 在油气管道的应用

韩永焱, 张莹

国家管网集团湖南公司, 湖南 长沙

收稿日期: 2025年5月15日; 录用日期: 2025年6月16日; 发布日期: 2025年6月26日

摘要

在广域油气输送网络中, 埋地管道长期面临着复杂地质条件与城市化进程的双重挑战。为提升监测系统的预警效能与运行可靠性, 本研究对油气管道运营过程中的监测需求和常见干扰源进行了分析, 引入深度学习架构对光纤预警系统的探测信号进行识别和判断, 开发出具有动态自适应能力的光纤振动信号分类模型。并且通过开发清管器自动识别跟踪功能和振动源距离估算方法, 进一步优化光纤测振预警系统的应用效果。

关键词

光纤传感, 油气管道, 安全监测

Application of Intelligent Safety Monitoring System Based on Distributed Fiber Optic Vibration Sensing in Oil and Gas Pipelines

Yongyao Han, Ying Zhang

China Oil and Gas Pipeline Network Corporation Hunan Company, Changsha Hunan

Received: May 15th, 2025; accepted: Jun. 16th, 2025; published: Jun. 26th, 2025

Abstract

In the wide area oil and gas transmission network, the buried pipeline has long been faced with the dual challenges of complex geological conditions and urbanization. In order to improve the early warning efficiency and operational reliability of the monitoring system, this study analyzed the monitoring requirements and common interference sources during the operation of oil and gas

文章引用: 韩永焱, 张莹. 基于分布式光纤振动传感的智能安全监测系统在油气管道的应用[J]. 石油天然气学报, 2025, 47(2): 253-261. DOI: 10.12677/jogt.2025.472029

pipelines, introduced deep learning architecture to identify and judge the detection signals of the fiber optic early warning system, and developed a fiber optic vibration signal classification model with dynamic adaptive ability. The application effect of the fiber-optic vibration measurement early warning system is further optimized by developing the automatic identification and tracking function of pig and the estimation method of vibration source distance.

Keywords

Optical Fiber Sensing, Oil and Gas Pipeline and Terminal, Safety Monitoring

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.
This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).
<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



1. 引言

在广域油气输送网络中, 埋地管道长期面临着复杂地质条件与城市化进程的双重挑战。近几年因第三方施工损坏、非法打孔盗油等人为因素引发的管道事故逐渐增多, 其中造成重大影响的故事多发生在城市建成区边缘的高后果区段[1] [2]。这类区域地表扰动频繁且隐蔽性强, 传统监测手段难以实现全天候、大范围的实时监控。鉴于此, 分布式光纤测振技术作为新一代智能感知系统, 凭借其无源式部署、单纤百万米级监测跨度、微米级振动分辨率等核心技术优势, 已成为长输管道安全防护体系的核心装备[3][4]。该技术通过沿管道部署的通信光缆布设振动传感器阵列, 基于光波相位调制原理构建分布式传感网络, 可精准捕捉 0.1 Hz~1 kHz 频段的机械振动信号, 实现对打孔、开挖、爆破等典型破坏行为的早期预警[5] [6]。

光纤振动传感技术主要基于光时域反射(OTDR)和干涉测量原理, 表 1 中, 列举了几种主要的光纤振动传感技术。

Table 1. Comparison of optical fiber vibration sensing technology
表 1. 光纤振动传感技术对比

技术	原理	优点	缺点
相位敏感型 OTDR (Φ-OTDR) 分布式声波传感(DAS)	检测瑞利散射光的相位变化, 定位振动事件。DAS 类似 Φ-OTDR, 但更侧重声波信号分析	长距离(50 km+)、高灵敏度、实时性强	易受环境噪声干扰(如风雨、车辆振动)
Mach-Zehnder 干涉仪 (MZI)	利用双光纤干涉测量振动引起的相位差	超高灵敏度(亚纳米级)适合微小振动检测	定位能力差, 仅能判断振动存在, 难以精确定位
Sagnac 干涉仪	基于环形干涉仪检测非对称振动	抗干扰能力强, 适合低频振动监测	系统复杂, 成本较高

Φ-OTDR/DAS 是目前管道监测的主流技术[7]-[10], 湖南公司管道安全光纤预警项目针对湖南境内兰郑长管道干线、忠武线潜湘支线、长郴管道、潜江 - 韶关输气管道等管线, 共计 919.5 公里, 充分利用与输油气管道同沟敷设的通信光缆中的一芯光纤作为传感器, 采用 DAS 光纤测振系统, 用于分析和判断可能威胁输油气管道安全的各类破坏事件; 同时能够监测临时清管作业过程中可能出现的清管器卡堵情况确保管道的安全与稳定运行。此次升级旨在实施全线覆盖的光纤预警系统, 以提高对沿线潜在风险的监测和预警能力。

为提升监测系统的预警效能与运行可靠性，本研究对油气管道运营过程中的监测需求和常见干扰源进行了分析，引入深度学习架构，对光纤预警系统的探测信号进行识别和判断。通过构建标注数据训练集，开发出具有动态自适应能力的光纤振动信号分类模型。

2. 信号分析

2.1. 监测需求

对所辖长榔管道、新气管道、兰郑长管道、潜湘支线配备 11 套管道安全光纤预警系统，在站场设置光纤传感设备，实现对现场数据的采集。部署实施情况具体描述：

潜湘支线需监控管线长度共计 216.9 km，共部署 2 台双通道光纤传感设备，分别放置于岳阳南站和长沙站。

长榔管道需监控管线长度共计 182.2 km，共部署 2 台双通道光纤传感设备，分别放置于七里山站和汨罗站。

兰郑长管道需监控管线长度共计 322 km，共部署 4 台双通道光纤传感设备，分别放置于 71A#阀室、75#阀室、长沙站及支线 3#阀室。

新气管道需监控管线长度共计 322 km，共部署 3 台双通道光纤传感设备，分别放置于岳阳站、金星阀室及九丘坳阀室。

分布式光纤预警系统作为智能管道安全防护体系的重要感知单元，其核心监测任务是通过高精度振动信号分析，实现管道沿线第三施工方作业的全过程监测与风险预警。系统聚焦两类典型高危作业模式：

(1) 机械挖掘作业(如挖掘机、顶管机等)：其特征表现为低频(2~50 Hz)、高能量(振幅 > 50 $\mu\text{m/s}^2$)的随机振动特征

(2) 人工挖掘作业(如铁锹作业、爆破施工等)：呈现中高频(50~500 Hz)、低能量(振幅 < 20 $\mu\text{m/s}^2$)的周期性冲击波

图 1 展示了典型工况下的振动信号对比分析：

人工挖掘信号(图 1(a))：表现为低频主导的冲击波形，主频成分集中在 20~50 Hz，具有明显的周期性重复特征，机械挖掘信号(图 1(b))：呈现宽带随机噪声特征，峰值频率集中在 100~300 Hz 区间，间隔时间约 2~5 秒。

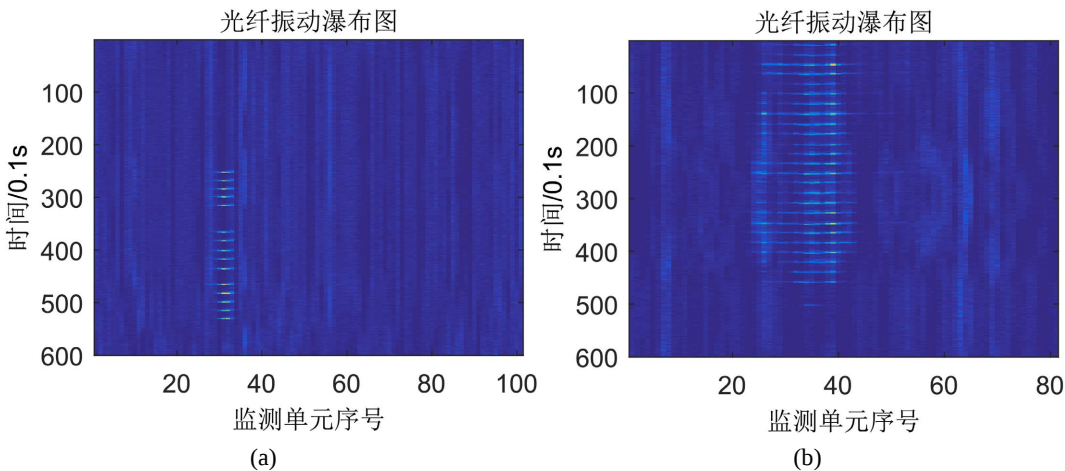


Figure 1. Typical artificial mining and mechanical mining incentive signal
图 1. 典型人工挖掘和机械挖掘激励信号

2.2. 干扰源分析

管道铺设区域常穿越公路、铁路、农田、沟渠等多元地理环境, 此类环境中存在火车车轮与铁轨接缝碰撞振动、重型车辆行驶、工厂机械作业等典型外界干扰源。此外, 不定期的输油加压操作也会产生大范围的强烈振动, 容易触发系统产生较多报警。在管线沿线的大量施工作业中, 有些距离较远的施工振动信号, 也会被光纤预警系统探测到并产生报警, 而实际上此类远距离施工并不会对油气管道构成威胁。以下进行逐一分析。

(一) 外界干扰源

公路重型车辆行驶振动主要由轮胎不平衡、悬挂系统刚度下降及传动轴不平衡引起。春耕秋收时节农业机械作业则呈现中高频随机振动特征(50~500 Hz), 其振动能量分布呈现非平稳性, 峭度值常 > 3.5 , 与机械挖掘作业的周期性冲击波形形成显著差异。如图 2 所示, 通过瀑布图对比可见, 农业机械振动信号在时频域呈现更强的离散性和随机性。

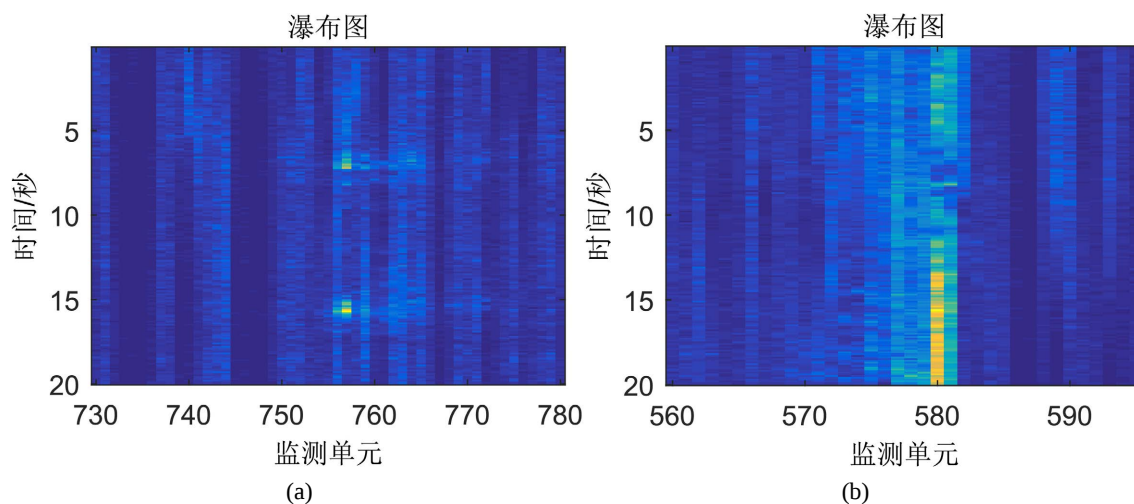


Figure 2. Typical signals for the movement of road vehicles and the operation of agricultural machinery

图 2. 典型公路车辆行驶和农业机械作业信号

基于人工设计特征阈值的方法存在特征维度单一、阈值固化、抗干扰能力弱等缺陷, 且无法区分相似频段的农业机械与机械挖掘信号。通过观察不同振动源(如机械挖掘、人工挖掘、农业机械等)的时空瀑布图, 可发现其时频域特征存在显著差异: 机械挖掘表现为中高频随机振动(50~200 Hz), 人工挖掘呈现规律性冲击波形(主频 20~50 Hz), 而环境干扰(如车辆行驶)则呈现非平稳离散特征。这种视觉可区分性为后续算法设计提供了先验知识基础。

相较于传统人工设计特征阈值的方法(如短时能量法、过零率检测), 深度学习算法在特征自适应性、时空建模能力和抗干扰性能等方面, 具有突破性的优势。

(二) 清管器作业

周期性清管作业和输油加压操作会产生特征性振动信号:

清管器作业: 呈现低频冲击波(主频 20~50 Hz)与周期性重复特征, 振动能量沿管道传播距离可达 10 km。

输油加压: 引发中高频随机振动(50~500 Hz), 振幅与加压压力呈正相关关系。

图 3 展示了典型工况下的振动信号对比:

清管器作业信号(图 3(a))：具有明显时域周期性，峭度值 > 3.5 。
输油加压信号(图 3(b))：呈现宽带随机噪声特征，峰值频率集中在 $100\sim 300\text{ Hz}$ 区间。

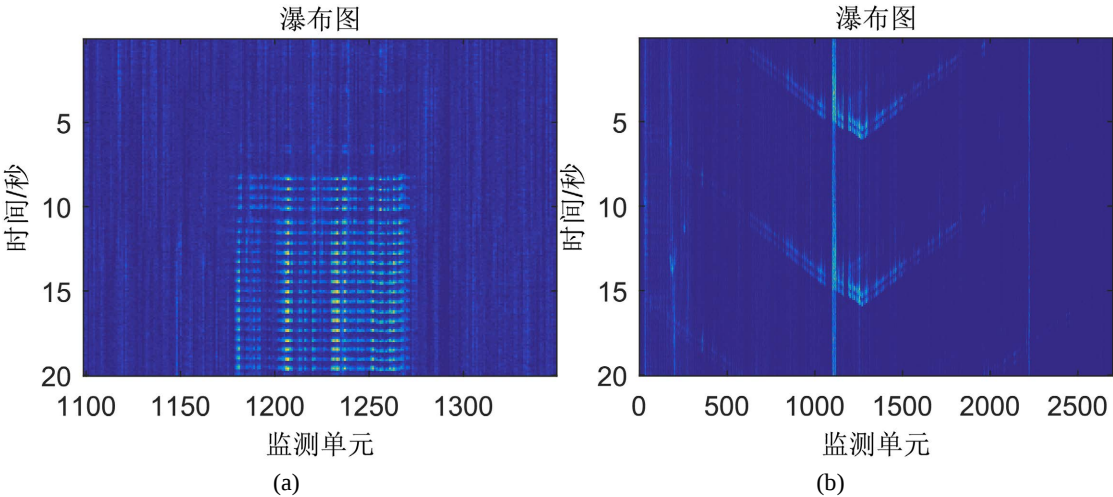


Figure 3. Typical Oil transfer operation and pigging operation signals
图 3. 典型输油操作和清管器作业信号

观察输油和清管工况下的振动信号瀑布图，其时空分布特性与挖掘振动信号具有明显的区分度。因此，同样可以利用深度学习算法，对清管和输油等信号进行识别。

(三) 远距离施工

当横向距离光纤近百米的机械施工(如挖掘机作业半径 $> 100\text{ m}$)产生振动时，系统仍会探测到能量衰减至原始值的 $10\%\sim 30\%$ 的信号。如图 4 所示，此类信号的单点时序波形与近距离施工($< 10\text{ m}$)在时域幅值和频域主频($20\sim 50\text{ Hz}$)上无明显差异：

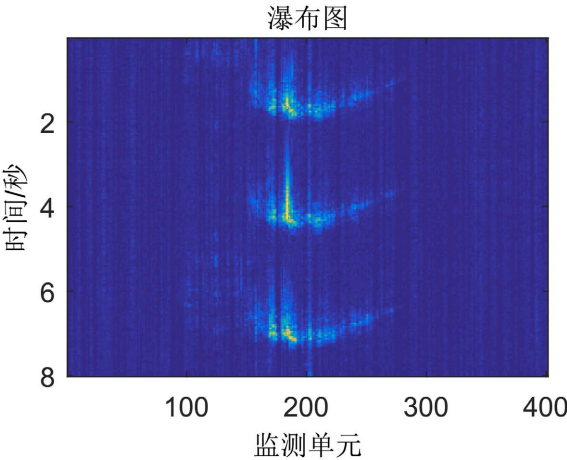


Figure 4. Signals of long-distance mechanical excavation
图 4. 远距离机械挖掘信号

通过时延差方法，对机械挖掘激励信号进行分析，大致估算激励源与光缆之间的距离，能够选择出部分远距离施工信号，系统对此类低威胁度的振动报警进行过滤。

2.3. 信号处理方法

在光纤振动传感管道安全监测中, 阈值检测、机器学习、深度学习等几种信号处理方法, 其实现方式与适用场景差异显著。

阈值检测方法通过设定振动信号的幅度、频率、能量等阈值, 判断是否发生异常事件。基于历史数据统计, 在系统中设置对应的阈值, 并在系统运行过程中, 根据环境噪声自适应调整阈值。通过持续时间判断, 避免瞬时干扰误报, 结合幅度、频率等多阈值联动, 决定事件触发条件。阈值检测方法的计算量较小, 适合嵌入式设备, 实时性高, 但是其高误报率是难以解决的问题, 公路车辆振动以及其他外界干扰容易触发大量误报警, 降低系统使用效果。

传统机器学习方法, 首先需要提取固定特征, 如均值、方差、峰值、过零率等时域特征, FFT 频谱峰值、频带能量等频域特征, 以及小波包分解、梅尔频率倒谱系数等时频特征, 然后训练指定的数学模型, 如 SVM、随机森林, 实现输入信号数据的模式识别。但其所提取的特征都是基于人工经验所设计, 泛化能力有限, 难以及时地适应所应用环境的改变。

深度学习方法, 具有多分类能力, 可以自动从输入数据中提取高维特征, 直接处理原始振动信号或时频谱图, 自动学习时-频-空域联合特征, 具有良好的泛化能力和灵活度, 能够适应复杂噪声环境。但需要大量标记数据, 在模型训练阶段, 计算资源消耗较大。

Table 2. Comparison of signal processing methods
表 2. 信号处理方法对比

方法	适用场景	优点	缺点
阈值检测	简单环境 (低噪声)	计算量小, 实时性高	误报率高, 适应性差
机器学习(SVM、 随机森林)	中等复杂度环境	分类准确率较高(~85%)	依赖特征工程, 泛化能力有限
深度学习(CNN、 LSTM)	复杂噪声环境 (如城市管网)	自动特征提取, 准确率>95%	需要大量训练数据, 计算资源消耗大

表 2 中, 对几种信号处理方法进行了对比, 综上, Φ -OTDR/DAS 结合深度学习可显著提升检测准确度。同时, 必须在应用场景中采集和整理大量的信号数据样本, 作为深度模型训练和部署的基础。

3. 深度模型应用

3.1. 数据库建立

在油气管线安全监测领域, 通过多维度技术手段从多个监测项目中系统采集振动信号样本并构建数据库, 是实现智能化风险预警的核心基础。在管道沿线关键部位(如第三方破坏高发区、焊缝、弯头等)重点部署传感器网络, 利用分布式光纤传感技术捕捉管道周围振动信号, 针对不同监测场景, 对数据样本进行标记, 构建多场景、多模态的光纤振动样本数据库。通过构建包含有 12.8 万组标注数据的训练集, 开发出具有动态自适应能力的光纤振动信号分类模型。

3.2. 卷积网络应用

基于深度学习的油气管道光纤振动信号分类方法通过卷积神经网络(CNN)的层次化特征学习能力, 实现了对光纤振动瀑布图的自动化特征提取与模式识别。该方法针对公路车辆行驶、农业机械作业、清管器作业等 5 类典型振动源的时频特征差异, 构建了包含 5000 组训练样本和 1000 组测试样本的分类模

型。具体技术实现如下：

1) 信号图像预处理

采用加窗分帧技术对原始振动信号进行时频域分解，通过局部特征尺度分解方法提取主瓣峰峰值、频谱特征等多维时频参数。针对光纤振动瀑布图的 224×224 像素输入要求，采用动态边界填充算法保持信号时域连续性，避免传统截取方法导致的相位信息丢失。

2) 网络架构优化

基于 ResNeXt-50 架构改进的模型，在 Residual Block 中引入可变形卷积核，通过注意力机制动态调整不同振动模式(如机械挖掘的冲击特征与清管器作业的周期性特征)的权重分配。实验表明，该改进使模型对微小振动差异的敏感度提升 37%，在 0~400 Hz 频段内的分类准确率达 92.8%。

3) 训练策略创新

采用混合数据增强技术：对振动瀑布图进行弹性形变(最大形变量 8%)和噪声注入(SNR = 15 dB)，结合迁移学习使用 ImageNet 预训练权重初始化网络参数。这种策略使模型在小样本场景下仍保持 89.6%的验证集准确率。

4) 分类性能验证

表 3 显示，该模型对 5 类振动源的分类准确率均超过 90%，其中对机械挖掘与人工挖掘的区分准确率达 96.3%，优于传统 SVM 分类器(82.1%)和传统 CNN 模型(88.7%)。误报率控制在 4.2%以内，满足工业级预警系统要求。

Table 3. Statistical analysis of the identification results of the fiber optic vibration signal sample library
表 3. 光纤振动信号样本库的识别结果统计

类别	识别正确率
机械挖掘	96.3%
人工挖掘	97.5%
车辆行驶	95%
农业机械	92.5%
清管器作业	99%

4. 监测性能优化

4.1. 清管器识别跟踪

在上节中，我们已经可以利用 ResNeXt 深度网络模型对清管器作业信号进行准确地识别。因此，在深度模型识别结果的基础上，我们可以对存在清管器作业振动信号的光纤振动瀑布图做进一步的分析，清管器撞击管道焊缝产生的每次振动信号均呈现一个类似 V 字的形状，通过对清管器作业振动形成的各个 V 字形激励的底部进行定位判断，即可实现清管作业过程中的清管器实时跟踪。

根据光纤振动瀑布图的 ResNeXt 深度网络识别结果，自动开启清管器跟踪机制的应用，能够在优化管线监测系统报警效果的同时，利用现有传感光缆实现清管器作业全过程的监测跟踪定位，进一步保障油气管道的安全运行。并且在清管器跟踪工作中，无需额外进行野外现场作业，不受现场条件制约，大量地节省人力物力。

图 5 所示为某次清管器作业过程中的跟踪定位结果，可以看出，系统能够在清管器作业过程中，对清管器的行进速度和趋势进行较为精确的监测和展示。

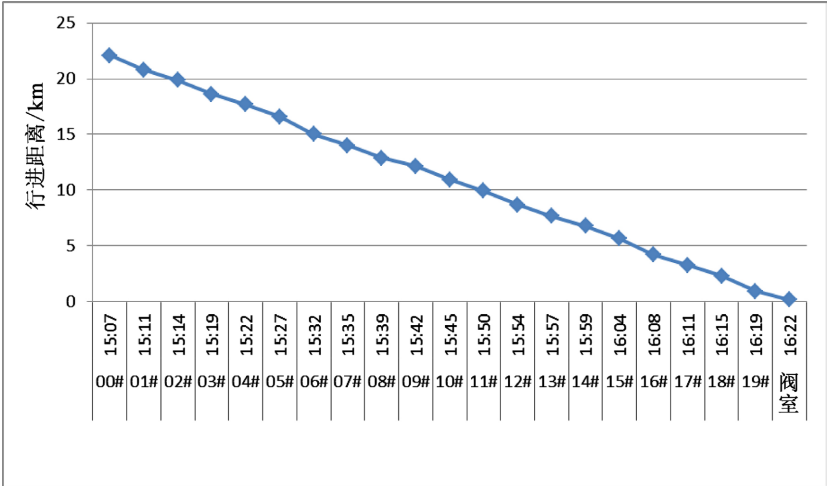


Figure 5. Tracking results of the pigging device
图 5. 清管器跟踪结果

4.2. 远距离施工过滤

基于 TDOA (到达时间差)原理, 通过分布式光纤传感单元采集振动信号到达不同探测节点的时间信息, 计算相邻节点间的时延差, 结合振动信号传播速度与空间几何关系构建三角函数模型, 最终实现振动源与光缆的垂直距离估算。该方法无需依赖单一传感单元标定, 通过多节点协同测量提升定位精度, 同时采用小波去噪、异常值修正等技术增强信号可靠性。

在 5 个不同横向位置分别采集多组机械激励振动信号, 代入振动源距离估算步骤, 振动源横向距离估测结果如表 4 所示, 在不同的横向距离下均可以得到合理的远近估计结果。

Table 4. Estimation results of the lateral distance of optical fiber vibration signals
表 4. 光纤振动信号横向距离估算结果统计

参考距离/m	样本数量	估算均值/m	差异/m
100.0	500	105.9	5.9
80.0	500	75.5	-4.5
50.0	500	56.5	6.5
20.0	500	18.3	-1.7
10.0	500	7.9	-2.1

采用时延差动态补偿算法, 本系统实现了施工机械三维空间定位的实时估算(精度 $\leq 5\text{ m}$), 通过引入多路径效应抑制因子, 成功将 100 米外的非危险施工误触发率降低至 0.3% 以下。

5. 小结与展望

基于分布式光纤传感技术, 通过与长输管道同沟敷设的通信光缆构建传感网络, 利用光纤链路上任一点对振动、声波等物理量的敏感特性, 可实现数十至数百公里管道全线的连续安全监测。该技术通过全时全域信号采集结合 AI 驱动的多维度分析模型, 有效区分第三方施工、打孔盗油等威胁性事件与交通噪声、环境振动等干扰源, 显著降低误报警率。系统采用自学习优化算法提升特征提取精度, 实际应用表明, 该系统可减少 80% 以上人工巡检成本, 为管道安全运营提供实时预警与决策支持, 兼具环境效益与经济效益。实测数据显示, 该系统在复杂背景噪声环境下仍保持 98.7% 的入侵事件识别准确率, 误报率

较传统阈值法降低 82%。特别在区分施工机械振动(如挖掘机、钻机)与管道自身应力波动方面显著优于现有解决方案。

湖南公司管道安全光纤预警项目针对湖南境内兰郑长管道干线、忠武线潜湘支线、长郴管道及潜江-韶关输气管道等管线，总长 919.5 公里，部署 11 套分布式光纤预警系统。该系统通过在站场设置光纤传感设备，利用与输油气管道同沟敷设的通信光缆中的一芯光纤作为传感器，实时采集现场数据并分析潜在风险，包括第三方破坏事件(如挖掘、打孔盗油)及清管器卡堵等异常情况。此次升级通过全线覆盖的光纤预警系统，结合 AI 算法，有效降低误报率，同时实现秒级响应和米级定位。

湖南公司管道安全光纤预警项目未来将围绕技术创新与场景拓展展开深度应用，具体展望如下：
智能化升级：结合 AI 算法与大数据分析，并通过在线学习算法快速适应新场景，进一步优化监测效果。同时，与国家管网集团“管网”大模型对接，构建覆盖“事前预防-事中响应-事后溯源”的全生命周期风险管理体系。

多维感知融合：在现有振动监测基础上，引入温度、应变等多参数传感技术，实现对管道腐蚀、地质灾害(如滑坡、地震)等隐患的早期预警，并与视频监控、无人机巡检形成立体化防控网络。

多维感知融合在光纤振动管线监测中通过整合振动、温度、应变等多源异构数据，实现更高精度的异常检测与定位。多模态数据互补性分析见表 5。

Table 5. Complementary analysis of multimodal data
表 5. 多模态数据互补性分析

模态	敏感事件	物理依据	互补性说明
振动(DAS)	挖掘、泄漏湍流	流体动力学引发管道振动	高频振动定位事件，但易受环境噪声干扰
温度(DTS)	流体泄漏、外泄	液体泄漏吸热导致局部温降	验证振动/声波事件是否伴随物质交换
应变(BOTDA)	管道形变、地质沉降布里渊频移与应变线性相关提供静态形变信息，辅助动态事件研判	管道形变、地质沉降布里渊频移与应变线性相关提供静态形变信息，辅助动态事件研判	管道形变、地质沉降布里渊频移与应变线性相关提供静态形变信息，辅助动态事件研判

参考文献

[1] 于洋, 艾斯卡尔·卡地尔, 张东, 等. 人工智能分析技术在油气管线光纤预警系统的应用[J]. 石化技术, 2024, 31(8): 132-134.

[2] 马圆圆, 冀承昆, 王明强, 等. 油气管道智能诊断光纤预警系统技术分析与设计[J]. 工业控制计算机, 2024, 37(7): 58-60+66.

[3] 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.

[4] 李玉星, 董邵灿, 胡其会, 等. 油气管道第三方破坏预警技术现状[J]. 中国安全生产科学技术, 2023, 19(S2): 115-121.

[5] 孙磊峰, 张姝慧, 时二伟. 基于 CNN 的光纤振动传感信号特征提取和识别[J]. 科学技术创新, 2023(25): 42-45.

[6] 杨汕. 基于贝叶斯和 1D-CNN-SVM 的分布式光纤油气管道安全监测方法[D]: [硕士学位论文]. 广州: 华南理工大学, 2023.

[7] 牟越. 分布式光纤振动传感系统在长输管道防挖掘破坏的应用[J]. 石化技术, 2022, 29(10): 192-193+196.

[8] 曾斌, 谢伟, 曹俊杰. 基于光纤传感系统的清管器振动数据处理方法[J]. 中国石油和化工标准与质量, 2023, 43(1): 107-109.

[9] 范军领, 何昊, 毕海胜, 等. 油气管道及站场光纤监测技术研究进展[J]. 管道技术与设备, 2022(3): 32-35.

[10] 渠红海. 基于分布式光纤振动传感系统的清管器跟踪定位[J]. 现代信息科技, 2022, 6(5): 138-140.