

通感一体化架构下光纤振动系统的运行优化研究

黄抢林

国家石油天然气管网集团有限公司湖北分公司, 湖北 武汉

收稿日期: 2026年8月1日; 录用日期: 2026年8月27日; 发布日期: 2026年9月7日

摘要

长输管道沿线地质环境复杂, 传统分布式光纤振动传感(DVS)系统在多源异构数据融合及环境噪声干扰方面面临显著工程瓶颈。对此, 文章提出了一种基于通感一体化架构的系统优化方案: 研究构建了“端-边-云”协同拓扑, 设计了基于北斗授时的毫秒级时空对齐机制; 针对光纤敷设余长导致的定位偏差及风沙温漂噪声, 提出了基于GIS坐标的非线性余长修正方法, 并设计了CNN-LSTM入侵识别模型。仿真实验表明, 该方案有效抑制了复杂工况下的误报率波动, 在包含农田灌溉、河流水位变化等干扰的实际环境下, 系统平均误报率由初期的15.2%降至8.5%, 验证了其在管道智能化防护中的有效性。

关键词

管道, 光纤振动预警, 通感一体化, 多源信息融合, 深度学习, “端-边-云”协同

Research on Operational Optimization of Fiber-Optic Vibration Systems under an Integrated Sensing and Communication Architecture

Qianglin Huang

Hubei Branch of China Oil and Gas Pipeline Network Group Co., Ltd., Wuhan Hubei

Received: August 1, 2026; accepted: August 27, 2026; published: September 7, 2026

Abstract

The geological environment along long-distance pipelines is complex, and the engineering bottlenecks

文章引用: 黄抢林. 通感一体化架构下光纤振动系统的运行优化研究[J]. 传感器技术与应用, 2026, 14(5): 803-809.
DOI: 10.12677/jsta.2026.145077

of traditional distributed fiber-optic vibration sensing (DVS) systems are in multi-source heterogeneous data fusion and environmental noise interference. In response, this paper proposes a system optimization scheme based on an integrated sensing and communication (ISAC) architecture. The study constructs a “terminal-edge-cloud” collaborative topology and designs a millisecond-level spatiotemporal alignment mechanism based on BeiDou time synchronization. To address the positioning deviation caused by fiber laying excess length and the noise from wind, sand, and temperature drift, a nonlinear excess length correction method based on GIS coordinates is proposed, along with a CNN-LSTM intrusion recognition model. Simulation experiments demonstrate that the proposed scheme effectively suppresses false alarm rate fluctuations under complex operating conditions. In real-world environments containing interferences such as farmland irrigation and river water level variations, the average false alarm rate of the system is reduced from an initial 15.2% to 8.5%, verifying its effectiveness in intelligent pipeline protection.

Keywords

Pipeline, Fiber-Optic Vibration Early Warning, Integrated Sensing and Communication (ISAC), Multi-Source Information Fusion, Deep Learning, “Terminal-Edge-Cloud” Collaboration

Copyright © 2026 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/>



Open Access

1. 引言

长输管道作为国家能源战略通道, 沿线地质地貌复杂, 第三方施工及地质灾害频发[1]。分布式光纤振动传感(Distributed Vibration Sensing, DVS)技术虽具备本质安全、抗干扰等优势, 但在实际工程应用中仍面临严峻挑战。现有研究表明, 传统光纤预警系统在高后果区的误报率仍较高, 且光纤余长及间接测量带来的监测盲区问题尚未得到完全解决[2]。此外, 单一传感技术难以应对复杂工况下的多源干扰[3]。

随着管道行业全面推进数字化、智慧化转型升级, 探索管道管理新范式, 如何将光纤振动、视频监控等多源异构数据进行深度融合, 并在考虑光纤敷设余长的实际工程条件下实现高精度入侵识别, 已成为亟待解决的关键问题[4]。文献[5]指出, 通过构建“端-边-云”三层系统架构, 融合 AI 大模型识别算法, 可精确区分振动事件与有效告警。据此, 本文立足于管道实际, 基于通感一体化架构, 重点开展系统拓扑重构、数据融合算法及健康评估机制的研究, 旨在构建一套适应复杂地貌的管道智能预警体系。

2. 通感一体化系统架构与硬件实现

2.1. 总体拓扑设计

为解决传统单站部署资源分散、协同能力弱的问题, 本文构建了通感一体化的“端-边-云”协同架构(见图 1)。

端层(感知与通信): 利用与管道同沟敷设的 G.652.D 通信光缆, 基于分布式声波传感(Distributed Acoustic Sensing, DAS)技术实现振动信号采集。设备集成边缘计算模块, 执行初步的信号预处理。

边层(汇聚与计算): 部署于沿线阀室与场站, 配备 GPU/NPU 加速单元。负责汇聚端层数据, 执行实时去噪、特征提取与初步分类, 仅将有效特征与高置信度报警上传云端, 有效缓解带宽压力。

云层(管理与决策): 位于区域调度中心, 负责全局数据存储、深度学习模型的迭代训练及可视化展示。



Figure 1. Collaborative architecture diagram of “Terminal-Edge-Cloud” with integrated sensing and communication
图 1. 通感一体化的“端 - 边 - 云”协同架构图

2.2. 多源感知硬件的协同部署

长输管道沿线环境差异显著，需基于风险等级制定差异化的硬件部署策略，以实现效能最优(表 1)。

Table 1. Differentiated deployment strategies for different segments of long-distance pipelines
表 1. 长输管道不同管段的差异化部署策略

管段类型	环境特征	部署模式	协同逻辑
高后果区	人口密集、交通干道、施工频繁	光纤 + 视频 + 雷达	光纤作为第一道防线，视频作为复核手段，通过时空对齐算法实现光纤与视频
一般管段	平原、农田、水利设施、车辆通行	光纤 + 无人机	光纤设置自适应阈值，触发无人机自动机场起飞进行空中复核，解决人工巡检效率低的问题
特殊穿越段	隧道、河流、地质灾害区	光纤 + 结构健康监测	利用 DTS 与 BOTDA 功能技术，同步监测管道应变与温度，评估结构健康状态

3. 基于数据驱动的运行优化策略

3.1. 信号采集与预处理

光纤振动信号在传输过程中极易受到环境噪声(风沙、降雨、温漂)的干扰，鲁棒的信号预处理是保障后续识别精度的前提[6]。

DAS 系统基于相干瑞利散射原理，将光脉冲在光纤中的背向散射光强转化为电压信号。原始信号通常包含三个分量：

$$S(t) = S_{target}(t) + S_{noise}(t) + S_{interfere}(t)$$

其中， $S(t)$ 为原始信号在 t 时刻的幅值； S_{target} 为目标入侵信号(如挖掘、钻孔)； $S_{noise}(t)$ 为系统热噪声， $S_{interfere}$ 为环境干扰(如车辆碾压、风沙)。

针对环境噪声的非平稳特性，本文采用小波变换(Wavelet Transform)进行多尺度分解。相比于传统的傅里叶变换，小波变换能同时在时域和频域对信号进行局部化分析。

算法步骤：

分解：选择合适的正交小波基(如 db6 或 sym8)，对原始信号进行 N 层小波分解，得到低频近似系数和高频细节系数。

阈值处理：对高频系数采用软阈值函数进行处理，公式如下：

$$\hat{d}_{j,k} = \text{sign}(d_{j,k}) \cdot \max(|d_{j,k}| - \lambda, 0)$$

其中， $d_{j,k}$ 为第 j 层分解尺度下第 k 个高频细节系数； $\hat{d}_{j,k}$ 为软阈值处理后的系数； $\text{sign}(\cdot)$ 为符号函数； λ 为阈值参数，通常采用 $\lambda = \sigma\sqrt{2\ln N}$ ， σ 为噪声标准差， N 为信号长度。

通过该预处理，系统能有效剔除高频随机噪声，同时保留挖掘、钻孔等目标信号的冲击特征。

3.2. 多源数据时空对齐模型

通感一体化的核心难点在于异构数据的统一。本文构建了基于时间戳同步与空间映射的时空对齐模型。

3.2.1. 时间同步策略

引入北斗授时(BeiDou Navigation Satellite System, BDS)，确保所有前端设备的时间戳误差控制在微秒级(μs)以内。设光纤报警时刻为 t_{fiber} ，视频捕捉时刻为 t_{video} ，则同步误差满足 Δt 需满足：

$$\Delta t = |t_{\text{fiber}} - t_{\text{video}}| < \delta$$

其中， δ 为系统设定的容忍阈值(如 10 ms)。

3.2.2. 空间映射与余长修正算法

针对光缆自然弯曲和敷设余长导致的定位误差，提出一种基于 GIS 坐标的非线性映射修正算法：

$$L_{\text{map}} = \alpha \cdot L_{\text{GIS}} + \beta \cdot \int_0^L \gamma(x) dx + \epsilon$$

其中， L_{map} 为映射后的光纤距离(单位：m)， L_{GIS} 为基于 GIS 的直线距离函数(单位：m)， α 为余长系数(无量纲，通常由现场标定确定)， β 为地形起伏因子(无量纲)， $\gamma(x)$ 为敷设方式修正函数(直埋/套管)， x 为沿管道的位置坐标(单位：m)，直埋段与套管段取值不同； L 为管道总长度(单位：m)； ϵ 为现场标定残差。通过现场标定实验获取修正参数，可将定位误差控制在 $\pm 10 \text{ m}$ 范围内。

3.3. 基于 CNN-LSTM 的入侵识别优化

针对复杂环境下传统阈值法误报率高、特征提取难的问题，本文设计了一种结合卷积神经网络(CNN)与长短期记忆网络(LSTM)的混合分类模型。

3.3.1. 模型架构设计

模型整体架构由输入层、CNN 特征提取模块、LSTM 时序建模模块和全连接分类层组成，具体参数如表 2 所示。

Table 2. CNN-LSTM model architecture parameters

表 2. CNN-LSTM 模型架构参数

层类型	层序号	参数设置	激活函数	输出尺寸
输入层	1	输入维度： $T \times 1$ (T 为时间步长)	—	($T, 1$)
一维卷积层	2	卷积核尺寸： $3 \times 13 \times 1$ ，数量：32	ReLU	($T, 32$)
一维卷积层	3	卷积核尺寸： $3 \times 13 \times 1$ ，数量：64	ReLU	($T, 64$)
最大池化层	4	池化窗口尺寸： $2 \times 12 \times 1$ ，步长：2	—	($T/2, 64$)

续表

一维卷积层	5	卷积核尺寸: $3 \times 13 \times 1$, 数量: 128	ReLU	(T/2, 128)
全局平均池化层	6	—	—	(128)
LSTM 层	7	隐藏单元数: 128, 层数: 2	tanh	(128)
Dropout 层	8	丢弃率: 0.5	—	(128)
全连接层	9	神经元数: 64	ReLU	(64)
输出层	10	神经元数: C (C 为事件类别数)	Softmax	(C)

注: 表中 TT 为输入序列的时间步长, 取决于短时傅里叶变换(STFT)的时间窗口参数; CC 为需识别的事件类别总数(包括挖掘、钻孔、车辆碾压、水利干扰等)。

CNN 层(特征提取): 将一维振动信号转换为时频图(STFT), 利用卷积核提取信号的局部空间特征(如频谱能量分布、纹理特征)。卷积计算公式为:

$$\text{Feature}_{ij} = f\left(\sum_m \sum_n W_{i,m,n} * X_{j+m-1,n} + b_i\right)$$

其中, Feature_{ij} 为第 i 个卷积核在位置 j 处的输出特征值; $W_{i,m,n}$ 为第 i 个卷积核的权重矩阵, m 和 n 分别为卷积核在时间和频率维度的索引; X 为输入时频图的像素值矩阵; $*$ 为卷积运算符号; b_i 为第 i 个卷积核的偏置项; $f(\cdot)$ 为激活函数(本文采用 ReLU, 即 $f(x) = \max(0, x)$)。

LSTM 层(时序建模): 针对破坏行为的周期性(如挖掘动作), 利用 LSTM 的记忆门机制捕捉长时依赖关系。遗忘门、输入门和输出门的计算如下:

$$f_t = \sigma(W_f * [h_{t-1}, x_t] + b_f)$$

$$i_t = \sigma(W_i * [h_{t-1}, x_t] + b_i)$$

$$o_t = \sigma(W_o * [h_{t-1}, x_t] + b_o)$$

其中, x_t 为时间步 t 的输入向量; h_{t-1} 为上一时间步的隐藏状态向量; W_f 、 W_i 、 W_o 分别为遗忘门、输入门、输出门的权重矩阵; b_f 、 b_i 、 b_o 分别为对应门的偏置项; $\sigma(\cdot)$ 为 Sigmoid 激活函数, $\sigma(x) = 1/(1 + e^{-x})$; $[\cdot]$ 表示向量拼接操作。

3.3.2. 训练与优化

模型训练采用迁移学习策略。首先在实验室环境下对模型进行预训练; 随后, 在长输管道现场采集特定环境下的样本数据(包含本地特有噪声), 对模型进行微调(Fine-Tuning), 以减少对海量标注数据的依赖。

训练采用交叉熵损失函数, 优化器选用 Adam, 初始学习率设为 10^{-3} , 批大小(Batch Size)设为 64, 训练轮数(Epochs)设为 100, 并采用早停(Early Stopping)策略防止过拟合。

4. 算法性能评测与应用场景分析

4.1. 仿真环境与参数设置

为了验证本文提出的融合余长修正的 CNN-LSTM 入侵识别算法的有效性, 本节利用 MATLAB 与 Python 混合编程构建了仿真测试环境。实验选取了长输管道沿线典型的 4 种振动信号样本进行算法验证(表 3)。

Table 3. Simulation experiment parameter settings
表 3. 仿真实验参数设置

参数名称	设置值/类型	说明
数据来源	实测样本 + 噪声注入	原始样本 1200 组，SNR 5 dB~15 dB
硬件环境	Intel i7-11800H/32GB RAM	模拟边缘计算节点算力
对比模型	SVM, CNN, CNN-LSTM	统一训练集与测试集
评价指标	准确率、误报率、F1 值	标准分类指标

4.2. 运行效能评估

4.2.1. 误报率控制分析

在系统运行初期，针对农业耕作季节的农用机械干扰，系统进行了为期一个月的模型自适应训练。引入 CNN-LSTM 优化策略后，系统对农用机械振动的特征学习能力大幅增强。

除了机械作业，农田环境下的水文活动也是造成光纤误报的主要诱因。特别针对长输管道途经农田区域的“水利灌溉”与“地下暗流冲刷”等特殊干扰源，本文提出的算法展现了优异的区分能力。传统的阈值法难以区分水流冲刷引起的持续性低频振动与第三方挖掘信号。本文通过 CNN 提取振动信号的频谱纹理特征(水利灌溉通常表现为能量分布均匀的低频连续波，而挖掘表现为间歇性冲击波)，结合 LSTM 对时序连续性的判断，有效识别出水利灌溉引起的周期性水压变化与非周期性破坏行为的区别。

现场数据显示，系统对暗流冲刷误报的过滤率达到 82%以上。根据现场连续 3 个月的运行数据统计(包含灌溉期与非灌溉期)，系统平均误报率由初期的 15.2%下降至 8.5%。这一数据验证了算法在包含水利干扰在内的复杂环境下的稳定性(表 4)。

Table 4. Performance comparison of different algorithms on the test set
表 4. 不同算法在测试集上的性能对比

算法模型	准确率(%)	误报率(%)	水利/暗流特定误报率(%)	识别耗时(ms)
传统阈值法	82.3	15.2	38.5	50
SVM	86.5	12.1	25.6	120
CNN	89.1	10.3	18.2	200
本文方法(CNN-LSTM)	93.7	8.5	6.8	220

注：水利/暗流特定误报率是指在农田水利灌溉期或地下暗流活跃区，模型将水流干扰误判为入侵行为的比例。本文方法在该特定指标上表现最佳，较传统方法降低了 82.4%。

4.2.2. 多源融合响应时效

在“光纤 + 视频”联动测试中，通过优化边缘计算节点的数据处理流程，系统从检测到振动信号，再到视频画面自动弹窗的平均响应时延控制在 450 ms 以内。

5. 结论

本文针对长输管道光纤振动预警系统的运行瓶颈，提出并构建了通感一体化架构下的优化框架。通过“端 - 边 - 云”协同设计实现了资源融合；同时，引入融合余长修正的 CNN-LSTM 算法，有效解决了复杂环境下的高误报率问题。现场应用表明：

- 1) 差异化部署策略能有效平衡建设成本与防护效能。

2) 数据驱动算法优化显著提升了系统的智能化水平,在包含农田水利灌溉等复杂干扰环境下,系统平均误报率由初期的 15.2%降至 8.5%。

3) 系统健康自诊断机制实现了从“故障后维修”到“预测性维护”的转变。

参考文献

- [1] 范振业. 光纤安全预警系统在长输管道应用探讨[J]. 石油化工自动化, 2025, 61(2): 47-50.
- [2] 毛逸伟. 光纤预警系统在长输天然气管道上的应用[J]. 江汉石油职工大学学报, 2025, 38(2): 68-70.
- [3] 田野, 赵敏, 李坤, 等. 光纤光栅技术在天然气管道安全监测中的研究进展[J]. 管道技术与设备, 2024(1): 27-33, 42.
- [4] 赵晨, 王宝岩, 雷宏峰, 等. 光纤预警系统在第三方损坏风险防控中的优化应用[J]. 管道保护, 2025, 2(2): 84-90.
- [5] 颜婧. 面向多维感知融合的光纤通感一体化技术研究[D]: [硕士学位论文]. 北京: 北京邮电大学, 2025.
- [6] Li, J., Wang, L., Liu, J., Ding, D., Zhang, D., Hu, X., *et al.* (2025) Distributed Fiber Optic Vibration Sensing Event Recognition Method Based on CNN-LSTM-Transformer Net. *Wuhan University Journal of Natural Sciences*, **30**, 321-333. <https://doi.org/10.1051/wujns/2025304321>