

智慧燃气背景下管道安全监测数据的融合与预警算法改进

井海翔 (山东港华燃气集团有限公司, 山东 济南 250000)

张澜菲 (济南和安天然气调峰储配有限公司, 山东 济南 250000)

摘要: 本文以智慧燃气技术框架为基础, 首先分析管道安全监测数据的来源与特征, 明确数据融合的核心需求; 其次, 提出“预处理-联邦融合-维度整合”三级数据融合方案, 通过联邦学习打破区域数据壁垒, 结合加权 D-S 证据理论实现多维度监测数据的有效融合, 解决数据碎片化与可信度不足问题; 最后, 针对传统 LSTM 预警算法对长序列依赖捕捉不足、忽视管道拓扑关联的缺陷, 引入注意力机制与图神经网络 (GNN) 构建改进型预警模型, 并基于某省级燃气公司历史监测数据进行验证。

关键词: 智慧燃气; 管道安全监测; 数据融合; 联邦学习; 预警算法; 图神经网络

中图分类号: TE973.6 **文献标识码:** A **文章编号:** 1674-5167 (2026) 001-0145-03

Improvement of fusion and warning algorithm for pipeline safety monitoring data under the background of smart gas

Jing Haixiang (Shandong Ganghua Gas Group Co., Ltd., Jinan Shandong 250000, China)

Zhang Lanfei (Jinan He'an Natural Gas Peak shaving Storage and Distribution Co., Ltd., Jinan Shandong 250000, China)

Abstract: Based on the framework of smart gas technology, this article first analyzes the sources and characteristics of pipeline safety monitoring data, and clarifies the core requirements of data fusion; Secondly, a three-level data fusion scheme of “preprocessing federated fusion dimensional integration” is proposed, which breaks down regional data barriers through federated learning and combines weighted D-S evidence theory to achieve effective fusion of multi-dimensional monitoring data, solving the problems of data fragmentation and insufficient credibility; Finally, in response to the shortcomings of traditional LSTM warning algorithms in capturing long sequence dependencies and ignoring pipeline topology associations, attention mechanisms and graph neural networks (GNNs) are introduced to construct an improved warning model, which is validated based on historical monitoring data from a provincial gas company.

Keywords: Smart Gas; Pipeline safety monitoring; Data fusion; Federated Learning; Warning algorithm; Graph Neural Network

燃气作为城镇核心清洁能源, 其管道系统是城市基础设施的“生命线”。截至 2024 年, 我国城市燃气管道里程已突破 120 万公里, 其中部分服役超 20 年的老旧管道占比近五分之一, 腐蚀、第三方破坏、地质沉降等因素导致的管道泄漏事故时有发生, 不仅造成能源浪费, 更直接威胁公共安全。为破解传统“人工巡检+单点监测”的低效模式, 智慧燃气概念应运而生——通过物联网、大数据、人工智能等技术, 实现管道监测的全时段、全维度覆盖, 而数据融合与预警算法正是智慧监测体系的核心支撑。

当前, 我国燃气管道监测已初步实现“多设备联网”, 压力传感器、流量变送器、光纤泄漏监测仪、无人机巡检设备等可实时采集数据, 但实践中仍存在三大瓶颈: 一是数据孤岛严重, 不同区域燃气公司、不同监测系统的数据格式不统一、存储分散, 无法形成全局安全认知; 二是数据质量参差, 传感器故障、环境干扰导致数据存在噪声与缺失, 直接影响分析准

确性; 三是预警算法滞后, 传统阈值法仅依赖单一参数触发警报, 误报率较高, 而常规机器学习算法忽视管道拓扑关联性, 导致漏报风险。基于此, 本文聚焦智慧燃气背景下管道安全监测的核心痛点, 从数据融合方案设计 with 预警算法改进两方面展开研究, 结合燃气公司实际运营需求提出可落地的技术路径, 旨在提升管道安全风险的识别精度与响应效率。

1 智慧燃气管道安全监测数据的来源与特征

智慧燃气管道安全监测系统通过“端-边-云”架构实现数据采集, 不同监测设备的数据源与特征存在显著差异, 明确其属性是数据融合与算法改进的前提。

1.1 监测数据的主要来源

管道安全监测数据可根据监测目标与技术原理分为四类: 其一为运行参数数据, 由压力传感器、流量变送器、温度传感器采集, 核心监测管道内压力、介质流量与温度, 主要用于识别管道堵塞、压力异常与

流量波动；其二为泄漏监测数据，依托光纤振动传感器、声波监测仪、红外成像仪获取，聚焦管道外壁振动频率、声波信号强度与气体浓度，服务于第三方破坏与气体泄漏的识别；其三为环境与拓扑数据，来源于GIS系统、气象站及地质监测设备，涵盖管道埋深、周边地形、降雨量与环境温度，用于评估地质沉降风险及环境对管道腐蚀的影响；其四为设备状态数据，通过传感器自检模块与巡检APP采集，包括传感器电池电量、设备故障率及巡检记录的缺陷等级，为监测设备故障排查与老旧管道维护优先级判定提供依据。

1.2 监测数据的核心特征

监测数据首先具有多源异构性，不同设备的数据格式差异明显——压力传感器输出数值型数据，光纤监测输出波形数据，GIS系统输出空间矢量数据，且采集频率跨度大，从分钟级到秒级不等，大幅增加数据整合难度。其次，数据存在高噪声与不确定性，户外传感器易受环境干扰，例如暴雨可能导致压力传感器读数波动，车辆振动会影响光纤监测信号，这些干扰会产生噪声数据与数据缺失，影响后续分析的准确性。再者，数据具有显著的时空关联性，时间维度上呈现周期性特征，空间维度上体现拓扑关联，传统分析方法往往忽视这种关联性，导致风险识别偏差。最后，数据具有安全敏感性，管道数据涉及城市燃气供应布局，属于企业核心数据，跨区域、跨系统的数据共享需兼顾安全性与隐私保护，无法直接采用集中式数据处理模式。

2 智慧燃气管道安全监测数据融合方案设计

针对数据孤岛、质量参差等问题，本文提出“预处理-联邦融合-维度整合”三级数据融合方案，实现从“碎片化数据”到“可用安全信息”的转化，具体流程如下：

2.1 一级融合：数据预处理——提升数据质量

数据预处理是融合的基础，核心目标是消除噪声、补全缺失值，确保数据可信度。首先进行数据清洗，采用“ 3σ 准则 + 小波变换”的组合方法：对压力、流量等数值型数据，通过 3σ 准则剔除超出均值 ± 3 倍标准差的极端异常值；对光纤振动、声波等波形数据，选用 db4 小波基进行小波变换，分解信号后滤除环境干扰产生的高频噪声，保留泄漏、第三方破坏对应的特征信号。其次开展数据标准化，由于不同监测指标的量纲存在差异，采用 Z-Score 标准化将数据转换为均值为 0、标准差为 1 的标准数据，避免量纲差异对融合结果的影响。最后实施数据补全，针对传感器临时断电等导致的缺失数据，短期缺失采用线性插值法补全，长期缺失则结合上下游监测点的同期数据，

确保数据连续性。实践表明，该预处理方案可显著降低数据噪声率与缺失率，为后续融合奠定基础。

2.2 二级融合：联邦学习融合——打破数据孤岛

考虑到燃气公司跨区域数据的隐私保护需求，采用联邦学习构建分布式数据融合框架，无需集中存储各区域数据即可实现全局模型训练。首先搭建联邦架构，以省级燃气公司为“联邦中心节点”，各市分公司为“本地节点”，本地节点仅上传模型参数，不传输原始数据，从源头避免数据泄露。其次开展本地模型训练，各本地节点基于预处理后的本地数据，训练随机森林等基础机器学习模型，学习本地数据的特征规律。最后进行全局模型聚合，联邦中心节点收集各本地节点的模型参数，根据本地数据量占比设定权重，采用加权平均法聚合生成全局融合模型，再将全局模型参数下发至各本地节点进行迭代优化，直至模型收敛。该方案既实现了跨区域数据的有效融合，又保障了数据隐私，显著提升了跨区域数据的特征提取准确率。

2.3 三级融合：加权 D-S 证据理论——整合多维度数据

经过联邦融合的数据仍属于“单维度特征数据”，需进一步融合多维度信息，形成全局安全状态评估。本文采用加权 D-S 证据理论，通过赋予不同监测维度“可信度权重”，解决传统 D-S 理论中证据冲突的问题。首先确定证据体，将联邦融合后的“压力特征”“流量特征”“泄漏信号特征”“环境特征”作为 4 个独立证据体，每个证据体对应管道安全状态的判定结果。其次计算可信度权重，基于各监测维度的历史准确率设定权重——泄漏信号特征的历史识别准确率较高，权重设定相对更高，压力、流量与环境特征权重依次适配其历史表现，且权重总和为 1。最后进行证据合成，通过加权 D-S 合成规则，将各证据体的概率分配函数融合，得到最终的安全状态概率，例如某证据体判定“疑似泄漏”的概率结合其权重，与其他证据体的判定结果融合后，即可确定管道的整体安全状态。该方案可有效整合多维度数据，提升融合准确率，解决“单一维度误判”问题。

3 智慧燃气管道安全预警算法改进

传统预警算法难以捕捉数据的时空关联性，误报、漏报率较高。本文基于数据融合结果，提出“注意力机制 + GNN”改进型 LSTM 预警算法，具体如下：

①传统预警算法的局限性：传统预警算法主要包括阈值法与常规 LSTM 算法，均存在明显缺陷。阈值法仅通过设定固定阈值判定风险，无法区分“正常波动”与“异常风险”，误报率较高；常规 LSTM 算法

虽能处理时序数据，但对长序列的关键特征捕捉不足，且未考虑管道拓扑关联，导致漏报率居高不下，难以满足智慧燃气的安全监测需求。

②改进型预警算法的构建：改进算法以 LSTM 为基础，引入注意力机制与图神经网络（GNN），分别解决“长序列特征捕捉”与“拓扑关联忽视”问题。首先增设注意力机制层，在 LSTM 的输入层与隐藏层之间加入注意力层，通过计算“注意力权重”突出关键时序特征——例如分析长时间压力数据时，对“压力骤降前短时段”的数据赋予更高权重，对“正常波动时段”的数据赋予低权重，增强模型对风险前兆的敏感度。其次构建 GNN 拓扑关联层，将管道网络抽象为“节点-边”图结构，通过 GNN 学习节点间的关联特征。

③算法验证与效果分析：以某省级燃气公司近年管道监测数据为样本，对比改进算法与传统算法的性能。结果显示，阈值法准确率较低，误报率显著偏高；常规 LSTM 算法虽在准确率与误报率上有所提升，但漏报率仍处于较高水平；而改进算法凭借注意力机制对长序列关键特征的精准捕捉，以及 GNN 对管道拓扑关联的有效整合，准确率大幅提升至 95.7%，误报率降至 3.2%，漏报率仅 1.1%。尽管改进算法的响应时间较阈值法略有增加，但仍远低于行业实时预警标准（ $\leq 3s$ ），完全满足实际运营需求，验证了改进算法的优越性。

4 应用案例——某省智慧燃气管道安全监测系统

某省燃气公司于 2023 年部署基于本文方案的智慧燃气管道安全监测系统，覆盖省内 3200 余公里主干管网，应用效果显著。在数据融合方面，系统依托感知层数据预处理、网络层特征提取、决策层综合研判的三级融合架构，通过小波变换与卡尔曼滤波算法，将压力传感器（精度 $\pm 0.01\text{MPa}$ ）、涡轮流量计（量程 $0\text{--}500\text{m}^3/\text{h}$ ）、分布式光纤泄漏检测装置采集的异构数据进行深度融合。经实际验证，数据有效利用率从传统模式的 68% 提升至 92%，且通过联邦学习框架实现跨区域数据共享，部署以来未发生任何隐私泄露事件。

在预警响应方面，2023 年 10 月 12 日 14 时 27 分，系统基于改进的 LSTM-Attention 混合模型，结合实时气象数据与地质沉降监测信息，识别出某郊区管道存在 0.92 的高泄漏风险。智能预警系统立即触发三级警报，同步生成包含泄漏概率、风险等级、历史数据对比的可视化报告，并通过短信、APP 弹窗等多渠道推送至应急指挥中心。维修人员携带激光甲烷遥测仪赶赴现场，确认因第三方施工导致 DN300 钢管出现 2.3cm

横向裂缝，随即启动带压封堵作业，成功避免一起可能引发的燃气爆炸事故。截至 2024 年 6 月 30 日，系统累计发出 17 次精准预警，涵盖管道腐蚀、外力破坏等多种风险场景，误报率仅为 1.8%，显著低于行业 8.5% 的平均水平。

在运营效率方面，系统构建 AI 驱动的动态巡检模型，结合无人机红外热成像与机器人管道内窥检测，实现“7×24 小时”全时段智能监测。人工巡检频次从每月 4 次压缩至 1 次，年节省人力、设备等巡检成本超 800 万元。同时，通过优化应急调度算法，泄漏事故平均处置时间从 4 小时缩短至 1.5 小时，减少燃气泄漏量约 35%，有效降低环境污染风险，为燃气公司构建起“实时感知-智能研判-快速处置”的安全运营闭环。

5 结论与展望

本文针对智慧燃气背景下管道安全监测的痛点，提出数据融合方案与预警算法改进路径，得出以下结论：一是构建的“预处理-联邦融合-维度整合”三级数据融合方案，可有效解决数据孤岛、质量参差不齐问题，兼顾数据隐私保护与融合准确性，显著提升数据有效利用率；二是改进的“LSTM+Attention+GNN”预警算法，通过注意力机制捕捉长序列关键特征、GNN 整合管道拓扑关联，大幅提升风险识别准确率，降低误报率与漏报率；三是实际应用案例表明，研究成果可提升管道安全监测的智能化水平，降低运营成本，为燃气公司提供可落地的技术方案。

未来研究可从两方面深化：一是结合边缘计算技术，将部分数据融合与预警任务部署在边缘节点，进一步缩短响应时间；二是引入数字孪生技术，构建管道“物理实体-虚拟模型”实时映射，实现风险的可视化预警与模拟处置，推动智慧燃气向“预测性维护”升级，为城镇燃气管道安全运营提供更全面的技术保障。

参考文献：

- [1] 陈雪. 搭建智慧燃气平台提升燃气管网安全性 [J]. 上海煤气, 2022, (01): 25-27.
- [2] 党磊. 城镇燃气管网安全运行存在的问题及解决措施 [J]. 价值工程, 2024, 43(31): 97-100.
- [3] 段玄. 城镇燃气管网生命线安全监测系统应用与实践 [J]. 中国建设信息化, 2024, (11): 48-51.
- [4] 淦邦. 某原油管道沿线滑坡区安全监测与预警的应用研究 [D]. 中国矿业大学, 2020.
- [5] 周临风, 冷建成, 魏立新. 基于监测数据的油气管道预警技术 [J]. 压力容器, 2019, 36(05): 55-60.