

石油天然气管道运行状态识别的多源数据融合与智能建模研究

王 鹏 江 鹰 冯立德

中石油昆仑燃气有限公司, 北京 100101

摘 要: 石油天然气管道作为能源输送的重要基础设施, 其运行状态识别对于保障系统安全与效率至关重要。本文围绕多源监测数据的融合机制与智能建模方法展开研究, 系统构建“数据接入—特征表达—融合调控”的运行机制架构, 提出分层融合与特征协同表达机制。在建模方面, 结合机器学习、时序网络、图神经网络与深度融合模型, 建立适配多维状态的识别路径。通过工程案例验证, 该方法在异常检测准确率、模型泛化能力与响应速度方面表现优异, 为复杂管道系统的智能感知与风险预警提供技术支撑。

关键词: 石油天然气管道; 运行状态识别; 多源数据融合机制; 智能建模方法; 深度学习

DOI: 10.64649/yh.shfzykjc.issn3078-8994.202607023

0 引言

随着油气需求量不断增加, 长输管道逐步向规模化、智能化发展。管道运行易受工况波动、设备老化及外力干扰, 故障识别难度较大。现有监测数据维度高、类型杂乱, 传统算法处理异构数据能力有限, 加之预警规则固化, 易产生误报漏检, 难以满足管道安全管控需求。

1 石油天然气管道运行状态识别基础

1.1 运行状态类型与识别目标界定

石油天然气管道的运行状态通常划分为四类: 稳定运行状态、过渡波动状态、潜在异常状态与显性故障状态^[1]。稳定工况下监测参数在设计区间内小幅波动, 系统无结构性风险; 启停、调压等操作带来短时扰动, 对应过渡波动; 轻微泄漏、早期腐蚀、局部堵塞等潜在异常通常不会触发报警, 但存在恶化隐患; 显性故障体现为参数大幅超限、设备联锁等严重工况。状态识别旨在依托监测数据捕捉工况变化, 区分运行类型、预判发展趋势, 为处置决策提供支撑。

1.2 关键监测数据类型与状态映射关系

管道状态识别高度依赖在线监测数据的结构与准确性。核心数据包括: 压力与压差用于判断流体输送稳定性与泄漏可能性; 流速与流量用于评估阻塞或气液比异常; 温度数据常反映工艺稳定性与压缩站工况; 振动、声发射、电磁信号则用于识别机械异常与外部干扰^[2]。不同状态往往在多个监测参数中同步体现, 如泄漏同时表现为压差异常、流速下降与声音波动。因此, 构建参数与状态之间的映射关系, 是实现多维状态准确识别的基础。

1.3 状态演化规律与多维特征耦合机制

运行状态的演变具有阶段性与耦合性特征。多数异常从微弱波动开始, 逐步积累演变为突

发性故障^[3]。例如小幅流速振荡可能是前期堵塞的预警信号, 压差周期性波动则可能预示节流故障的形成。在演变过程中, 多个监测维度往往非线性耦合, 如压力波动会引起振动增强、温度变化导致流量失衡等。理解这些状态间的动态演化路径与特征间的耦合规律, 有助于在数据层面实现早期识别与趋势预测, 提高管道安全感知的前置性。

1.4 传统状态识别方法的局限分析

传统识别手段多依赖静态阈值判断与专家经验规则, 如通过固定报警限值设定管道压力上限、下限, 再结合工艺条件进行人工比对^[4]。该类方法仅适配单变量分析, 在多变量频繁波动的现场工况中易出现误报、漏报。规则模型无法适配新故障类型, 难以识别未预设的边界工况。针对高频时序数据、多维冗余特征, 传统算法处理效率与泛化性能较差, 达不到管道智能运维系统对预警速度、识别精度的要求。

2 石油天然气管道运行中的多源数据融合机制

2.1 架构层级协调机制

石油天然气管道系统所采集的数据来源于多种监测设备, 包括流量计、压力变送器、温度传感器、振动探头、声波分析仪及电磁检测仪等, 其分布在输气站、管段、阀室、节点等空间位置, 数据类型涵盖时序曲线、瞬态脉冲信号、图像结构数据等, 结构异构性显著^[5]。实现数据稳定融合需搭建自上而下分层协同架构, 共四层: 数据接入层采集原始数据、统一协议; 预处理层降噪、补全并剔除异常; 特征构建层规整结构、尺度与量纲, 生成标准化输入; 融合决策层结合模型融合特征、识别工况。各层设置标准接口, 统一时空标识, 保证数据无损高效传输。架构预留扩展空间, 便于后续系统升级、新增监测设备接入, 兼顾稳定性与

可扩展性。

2.2 流程驱动执行机制

在融合机制的实际运行过程中,仅具备架构分层远远不够,必须辅以流程驱动逻辑,使各处理模块在时间维度上具备明确的执行顺序与依赖关系^[6]。流程驱动执行机制以管道状态识别为核心,对数据融合过程实施标准化管控,主要包含五项关键环节:通过时钟同步算法实现多通道数据时序精准对齐;结合管网拓扑与GIS数据完成监测数据空间定位;将各类异构数据统一封装为标准化格式以适配建模需求;依托滑动窗口与相关性建模挖掘参数关联特征;绑定各子任务与核心识别目标,杜绝资源分散。该机制支持模块重构与流程追溯,是保障多源数据高效融合、落地工程应用的关键。

2.3 特征协同表达机制

管道运行监测数据的多源性不仅体现为设备来源不同,更关键在于各类数据在物理属性、数值尺度、采样密度及信息表现方式上的严重不一致,导致传统建模方式难以对其进行统一处理^[7]。特征协同表达机制用于将异构数据转化为标准化建模输入,主要包含三步核心流程。一是多通道编码,将压力、振动、温度等不同类型数据分类嵌入输入通道,构建多维张量结构,完成数据空间整合;二是多尺度特征提取,结合小波变换、傅里叶分析等方法,挖掘数据时域与频域特征,兼顾工况缓变与突变特征感知;三是特征压缩增强,通过主成分分析、卷积分解及注意力机制筛选重构高维数据,生成最终协同表达特征向量。该机制能够有效提升模型对工况细微特征的识别能力,是数据融合系统的核心模块。

2.4 融合参数自适应机制

管道运行环境受多种外部因素影响,如气温变化、流量波动、设备老化或人为施工扰动,易导致传感器数据出现偏差或短时失真^[8]。静态融合参数无法适配管道动态工况,易导致识别偏差与模型性能下降。为此,本文构建参数自适应融合机制,实现融合策略动态优化。该机制由三部分构成:状态感知模块实时监测模型识别偏差,触发自适应调节;参数调节引擎依据偏差动态优化特征权重、时间窗口及融合参数,完成系统自适应校正;策略记忆模块沉淀工况适配经验,形成知识库以快速响应同类场景。该机制构建了自学习闭环融合架构,显著提升了复杂工况下管道监测系统的鲁棒性与自适应性能。

3 石油天然气管道状态识别的智能建模方法

3.1 基于机器学习的建模方法

机器学习方法在处理特征结构明确、样本

规模适中且工况变化规律可辨的管道状态识别场景中具备良好应用基础,尤其适合早期部署阶段或对解释性要求较高的系统^[9]。管道工况识别建模主要包括数据预处理、特征构建、模型选型、参数调优与工程部署环节。研究选取压力、流速、振动等物理特征并做标准化处理,依据任务特点择优选用SVM、随机森林、KNN等模型,同时结合代价敏感策略与SMOTE算法改善样本不均衡问题。

模型训练采用K折交叉验证与智能参数优化方法,保障模型泛化性能。评估过程综合F1-score、Kappa系数与误警率多维指标,客观评价分类效果。模型可封装接入工业监控平台并设置置信度告警阈值,同时通过数据漂移检测、周期性自学习与运行状态监控,实现模型全生命周期稳定运维,抑制模型性能退化。

3.2 基于时序数据的深度建模方法

石油天然气管道的典型工况如启停切换、调压过渡、负载扰动等,均呈现出显著的时间依赖性与动态特征^[10]。为捕捉管道时序工况变化规律,本文采用LSTM、GRU时序网络构建识别模型。通过滑动窗口重构压力、温度、振动等监测数据,形成标准时序输入张量。模型融合堆叠LSTM与时间注意力机制,强化异常感知能力,可实现工况分类与风险评估。

模型通过优化迭代、正则化与早停机制提升泛化性能,经多场景测试保证鲁棒性。工程部署于边缘节点实现实时预测,结合判别抑制策略消除瞬时误判。该方法动态感知性能优异,适用于管道长期智能监测与预警。

3.3 基于空间结构的图网络建模方法

石油天然气长输管网为拓扑耦合的复杂网络,传统单点建模无法捕捉管网空间关联,难以识别耦合类故障。本文采用图神经网络搭建管网辨识模型,将管线与设备抽象为拓扑节点和边,结合工况数据与邻接矩阵构建模型输入。选用GCN、GAT聚合节点特征,利用实测标注数据训练,并通过DropEdge策略提升模型泛化能力。模型可接入SCADA平台,实时输出管网全域风险分布,实现故障溯源与分区预警,有效提升复杂管网监测预警精度。

3.4 基于多模态融合的深度学习方法

管道监测数据包含时序参数、频域振动、图像、声学、文本日志及环境干扰等多类异构模态,传统分模态建模存在信息割裂、决策冲突、响应滞后等缺陷,难以适配复杂耦合工况识别需求。本文引入多模态融合深度学习框架,构建统一建模体系以提升复杂故障辨识能力。首先对不同模态数据差异化预处理:时序数据经滑窗归一化处理,图像数据通过卷积提取空间特征,频域信号依托时频变换生成谱特征,文本数据采用词向量编码,完成各模态基础特征提取。

模型采用注意力融合机制整合多源特征,依托 Transformer 结构动态分配模态权重,强化弱特征辨识与冗余信息抑制能力。训练阶段采用主辅联合损失函数,兼顾识别精度与模态特征一致性,基于全工况标注数据集完成模型优化。该模型可部署于管道智慧调度系统,依托边缘节点实现多模态数据本地编码与云端融合识别,实现工况精准定位、联合预警与联动调控,为管道高风险复杂场景的智能监测提供技术支撑。

4 典型工程案例

4.1 案例背景

针对某省级干线天然气管道系统展开研究,线路总长 170 余公里,沿线布设多个监测站点与控制阀室,具备典型的长输复杂工况特征。系统配置压力、流速、温度、振动、声波五类传感器,总监测点位超百个,采样周期为 30 秒。管道运行中频发泄漏、腐蚀、波动等问题,传统阈值识别方式反应迟缓、误报率高,难以精准预警。为提升识别准确性与响应效率,项目引入多源数据融合机制与智能建模系统进行实证研究与部署验证。

4.2 实施过程

系统部署前先预处理数据与管网空间信息,清洗筛选优质监测数据并通过滑动窗口构建时序样本,结合管网拓扑与 GIS 信息完成空间建模。本文构建融合模型,依托 LSTM 提取时序特征 GAT 挖掘管网空间关联 Transformer 融合

多源数据提升识别能力。基于工况样本训练并优化模型参数,训练模型封装 API 部署于数据中台,接收边缘实时数据输出工况识别结果,依靠多级判别机制杜绝误报并生成告警记录,预留迭代学习接口持续保障模型精度与适配性。

4.3 效果分析

工程应用结果表明,所提多模型融合系统异常识别准确率超 90%,可精准定位管网异常工况,有效规避管道运行风险,大幅缩短故障响应时长。系统响应延迟稳定控制在 3 分钟以内,识别精度较传统规则方法提升 25% 以上。多模型协同判别机制有效降低了误报率,提升了管网运维调度的主动性与可靠性,为油气管网智慧运维体系建设提供了可行的技术范式与实践支撑。

5 总结

本文围绕石油天然气管道运行状态识别问题,构建了以多源数据融合机制为基础、智能建模方法为核心的识别技术体系。研究设计了层级协调、流程驱动、特征表达与自适应调控四类融合机制,并结合机器学习、时序网络、图神经网络及多模态深度模型,实现了从静态特征到动态场景的多维建模。实际部署案例验证了该系统在识别准确率、响应延迟与异常定位能力方面的优越性能。研究为复杂工况下的运行安全监测提供了可落地、可复制的技术路径,未来将在模型边缘部署、小样本自学习与异常机制联动方面进一步拓展应用深度。

参考文献:

- [1] 李天一. 石油天然气管道智能维修技术研究 [J]. 中国石油和化工标准与质量, 2025, 45(15): 34-36.
- [2] 薛蛟. 天然气管道运行安全多源信息融合预警研究 [J]. 化工安全与环境, 2025, 38(06): 90-93+97.
- [3] 刘翔. 浅谈石油天然气管道安全管理问题及对策 [J]. 中国石油和化工标准与质量, 2024, 44(15): 64-66.
- [4] 刘华. 石油天然气管道储运的安全管理探讨 [J]. 石化技术, 2023, 30(08): 135-137.
- [5] 张丽. 基于机器学习的成品油管道系统运行工况识别方法研究 [D]. 中国石油大学(北京), 2023.
- [6] 孙文. 石油天然气管道安全管理问题及对策研究 [J]. 中国石油和化工标准与质量, 2022, 42(20): 73-75.
- [7] 王西, 张园园, 李红强. 石油天然气管道运输安全防护管理及其应对方式分析 [J]. 清洗世界, 2022, 38(10): 178-180.
- [8] 闫亚敏. 多源多汇成品油管网调度运行优化研究 [D]. 中国石油大学(北京), 2022.
- [9] 别墅. 石油天然气管道储运的安全管理研究 [J]. 中国石油和化工标准与质量, 2022, 42(07): 50-51.
- [10] 阚玲玲, 叶蕾, 高丙坤, 等. 气体管道运行状态特征提取与状态识别 [J]. 压力容器, 2021, 38(02): 14-21.

作者简介: 王鹏(1980.10—), 男, 汉族, 北京人, 硕士, 高级工程师, 研究方向: 信息工程、网络安全。