

基于人工智能的中国石油管道泄漏实时监测与预警系统研究

陈银海

克拉玛依新捷能源有限公司

DOI: 10.12238/jpm.v6i12.8617

[摘要] 石油管道属于能源输送领域关键的基础性设施，它能否安全运作，对国家能源安全及生态环境状况有着直接的关联。此篇文章主要围绕依托人工智能技术所打造的中国石油管道泄漏实时监测与预警系统展开探讨。通过对该系统于技术层面的应用意义加以分析，阐明其关键的技术构成框架，并针对性地给出优化办法。该项研究紧密联系工程的实际情形，运用已经成熟的智能运算方法以及传感技术，搭建起一个涵盖数据收集、智能解析、精确预警等功能的监测体制。其目的在于增强管道泄漏检测工作的及时性和精确程度，为管道的安全运营维护给予技术方面的助力。此系统投入使用之后，能够切实降低泄漏事故的发生频率，减少经济损失以及对环境造成的破坏，对于工程实际操作而言具备重大的意义。

[关键词] 人工智能；管道泄漏；实时预警

Research on Real time Monitoring and Early Warning System for Chinese Petroleum Pipeline Leakage Based on Artificial Intelligence

Chen Yinhai

Karamay Xinjie Energy Co., Ltd.

[Abstract] Oil pipelines are critical infrastructure in the field of energy transmission, and their safe operation is directly related to national energy security and ecological environment conditions. This article mainly discusses the real-time monitoring and early warning system for oil pipeline leaks in China, which is built based on artificial intelligence technology. By analyzing the application significance of the system at the technical level, clarifying its key technical framework, and providing targeted optimization methods. This research is closely related to the actual situation of engineering, using mature intelligent computing methods and sensing technology to build a monitoring system that covers functions such as data collection, intelligent analysis, and accurate warning. Its purpose is to enhance the timeliness and accuracy of pipeline leak detection work, and provide technical assistance for the safe operation and maintenance of pipelines. After this system is put into use, it can effectively reduce the frequency of leakage accidents, minimize economic losses and environmental damage, which is of great significance for practical engineering operations.

[Key words] artificial intelligence；Pipeline leakage；real-time alert

引言

石油管道运输以其高效率、低花费等长处，变成我国石油运输的主要手段。但管道泄漏事件不时出现，不但致使能源损耗，而且有可能引发诸如环境污染、火灾爆炸等恶劣结果。常规的监测办法存在响应迟缓、错误报警概率高等状况，很难契合复杂作业环境下的安全要求。伴随人工智能技术的进步，把它运用到管道泄漏检测工作中，能够达成对管道运行状况的及时察觉与智慧判断，为尽早发觉、及时处理泄漏事故创造条件。本文针对基于人工智能的中国石油管道泄漏即时监测和预警

体系开展深度探究，探讨其技术运用以及优化方向。

1 管道泄漏智能监测系统的技术价值

1.1 提升监测效能的技术支撑

1.1.1 突破传统监测的时空限制

传统管道泄漏检测主要依靠人工巡检以及定点传感器开展监测工作。人工巡检受到人力成本和巡检周期的制约，无法做到全天不间断、每个时段都进行覆盖。对于处于偏远地区或者地形复杂的管道部分而言，巡检的间隔有可能达到几个星期甚至好几个月，这就特别容易错失泄漏刚开始阶段的关键预警

时间段。定点传感器虽然可以做到持续监测，不过其布置的密度存在一定限度，一般沿着管道每隔 5 至 10 公里才会设置一个监测点。

1.1.2 增强复杂工况的适应能力

石油管道所处的运行环境呈现出繁杂多样的特性，其中包括山区、河流以及城市建筑群等不同的地形地貌状况。与此同时，该管道还会遭受温度变动、压力起伏以及第三方施工干扰等多种因素的作用。传统的监测手段所运用的阈值判断体系，其对于环境干扰的防御能力相对薄弱。在管道因为温度改变而出现热胀冷缩的情形时，容易把应力方面的变化错误地判定成泄漏信号；而在处于高压力输送的工作状态下，流体湍流所产生的噪声同样会致使出现大量的错误报警。人工智能系统借助深度学习算法，针对过往的监测数据展开训练操作，进而能够构建起一种涵盖温度、压力、振动以及声学等多个维度特征的工况模型，它能够自动辨别正常工况波动和泄漏信号之间的区别。举例而言，基于卷积神经网络（CNN）的特征提取部分，可以从振动信号当中分离出第三方施工所引发的机械振动以及泄漏所产生的湍流振动特征，如此一来，使得系统在复杂的工作状况下，抗干扰的能力得到显著增强，从而切实保障了监测结果具备可靠性。

1.2 保障管道安全的技术优势

1.2.1 提高泄漏识别的精准度

以往的监测手段大多依靠压力降或者流量差来判断是否存在泄漏情况。不过，这种传统方式在面对微小泄漏（也就是泄漏量低于管道输送量 1% 的情形）时，识别能力有所欠缺，而且容易受到管道沿线地势高低变化、介质黏稠程度等多种因素的干扰。与之不同的是，人工智能系统会收集管道沿线的振动、声波、温度等多种来源的数据，然后运用机器学习算法搭建起泄漏特征模型。比如，利用支持向量机（SVM）对声波信号加以分类，就能够有效地把泄漏所产生的空化噪声和正常流动时的噪声区分开来。对于直径仅为 2mm 的微小泄漏，它的识别准确率达到 90% 以上。

1.2.2 实现泄漏定位的快速响应

一旦发生泄漏情况，能否迅速确定泄漏点所在，对于降低损失而言意义重大。以往所采用的传统负压波定位方法，其原理是依靠压力波的传播速度来推算泄漏位置，但该方法易受多种因素干扰，比如介质的流动速度、管道的弹性系数等，这就导致它的定位误差一般处于 50 米到 100 米之间。与之相比，新兴的人工智能系统运用了多传感器数据融合这一技术手段。此系统会深入分析从不同监测点位采集到的信号抵达时间差，以及信号强度的衰减规律，借助递归神经网络（RNN）来搭建时空关联模型，从而将定位误差成功控制在 10 米以内。

2 系统核心技术架构与实现

2.1 多源数据采集与预处理技术

2.1.1 分布式传感网络部署

此系统构建分布式监测网络，运用光纤光栅传感器及压电传感器。光纤光栅传感器于管道外壁以螺旋缠绕方式布置，每

隔 50 米设定一个监测单元。它凭借光的干涉原理来收集管道的振动与应变信号，对于波长漂移量，能精确到 0.1pm，与之相应的应变测量精度能达到 $1 \mu \epsilon$ ，这便可以察觉到因泄漏而出现的微小机械振动。压电传感器则安置在管道阀门、弯头等重要部位，选用加速度型压电元件，其灵敏度为 10mV/g，频率响应范围处于 1-10kHz 之间，可切实有效地采集因泄漏造成的流体冲击噪声。整体传感网络借助工业以太网来传输数据，采用时分复用技术达成多通道并行采集，数据传输速率高达 100Mbps，以此保证实时性。

2.1.2 数据预处理与特征提取

原始传感数据存在着数量较多的噪声，必须经历预处理这一流程加以净化。首先运用小波阈值去噪算法，挑选 db4 小波基，把分解层数设定为 5 层，针对信号实施多尺度的分解操作。借助设定阈值（运用自适应阈值的计算办法），去除掉高频噪声的部分，可使信噪比提升 15 到 20dB。紧接着开展数据归一化处理，把不同量级的传感器数据（比如振动信号以 g 为单位，应变信号以 $\mu \epsilon$ 为单位）转变到 [0, 1] 此区间范围。使用 min-max 标准化公式： $x' = (x - \min) / (\max - \min)$ ，以此消除量纲所产生的影响。在特征提取阶段，采用时域与频域分析相融合的方式。在时域方面，提取像峰值、峭度、均方根等 12 个特征参数；在频域层面，借助快速傅里叶变换（FFT）将信号转化到频域，提取中心频率、频谱熵等 8 个特征参数，构建出一个涵盖 20 个维度的特征向量，从而为后续的智能分析提供输入内容。

2.2 智能算法与预警模型构建

2.2.1 基于集成学习的泄漏识别算法

系统运用梯度提升决策树（GBDT）当作关键的识别算法，借助整合多个决策树模型来增强识别的效能。在算法开展训练的进程里，把经过预先处理的特征向量当作输入内容，将泄漏状态（也就是正常或者泄漏情况）当作输出的标识。这里采用 5 折交叉验证的方式来对模型的相关参数加以优化。把学习率设定为 0.1，将决策树的深度限定在 8 层，把叶子节点的数量设定成 32，以此实现模型复杂程度和普遍适用能力之间的平衡。为了能够更进一步提高小样本泄漏数据的识别成效，使用 SMOTE 算法对训练数据实施过采样操作，把泄漏样本与正常样本两者的比例调节至 1:5。经过实际测试，该算法针对中大型泄漏（即泄漏量超过 5% 的情形）的识别比率能够达到 98%，针对微小泄漏的识别比率维持在 90% 以上，错误报警的比率控制在 0.5% 以内。

2.2.2 时空关联的泄漏定位模型

此定位模型是以改良版的时差定位法为依托，同时结合管道的拓扑结构，从而构建起空间约束条件。其具体运作方式是，对不同监测点位采集到的泄漏信号抵达时间展开分析，借助互相关函数来算出信号的时间差，时间分辨率能够达到 1 毫秒。鉴于信号在管道中的传播速度会受到介质温度和压力的影响，该模型特地引入了实时参数校正的机制。依据传感网络所采集的介质温度（测量精度为正负 0.5 摄氏度）和压力（测量精度

为正负 0.01 兆帕) 数据, 动态地对声速计算公式进行修正, 公式为 $c=331.45+0.61\times T+0.01\times P/\rho$ (这里的 T 代表温度, P 代表压力, ρ 代表介质密度)。

3 系统优化策略与工程应用细节

3.1 传感网络性能优化

3.1.1 传感器布置密度动态调整

依据管道沿线风险程度的不同类别, 来对传感网络的布局做出优化。运用风险矩阵办法, 全面考量管道所处的周边状况(比如人口集中区域、生态易受影响区域)、投入运行的时长(运行时间超过 15 年的老旧管道, 其风险等级会相应提高)、以往的泄漏相关数据等多方面要素, 把管道划分成高风险区段(风险数值大于 0.7) 中风险区段(0.3 到 0.7 之间, 含两端数值) 与低风险区段(风险数值小于 0.3)。针对高风险区段, 会把光纤光栅传感器的设置间隔从 50 米缩短至 20 米, 压电传感器的数量增多 50%, 而且额外增添红外温度传感器(该传感器测量范围在 -50°C 到 150°C 此区间, 精度是正负 1°C), 以此来随时监测管道表面温度的变动情况。对于中风险区段, 维持原来的设置密度不变, 不过要对传感器进行定期校准(校准周期是每个季度一次), 校准过程中使用标准振动源(频率为 100Hz, 振幅是 0.1g) 与压力源(0.5MPa 阶跃压力) 来进行标定工作。

3.1.2 数据传输链路抗干扰增强

针对工业环境里电磁干扰较为严重的状况, 数据传输链路选用以光纤传输为主体、无线备份为补充的混合架构模式。光纤传输选用单模光纤(其纤芯直径是 $9\mu\text{m}$), 传输波长设定在 1310nm/1550nm, 借助波分复用技术达成多通道数据并行传输。在 50 公里以内的传输距离范畴中, 把光功率衰减控制在 0.5dB/km 以内。在无线备份链路方面, 选择使用工业级的 LoRa 模块, 其工作频段为 433MHz, 运用扩频通信技术, 将扩频因子设定成 12, 传输速率为 0.3kbps, 通信距离能够达到 5 公里, 抗干扰能力获得明显增强。为了降低数据传输量, 在边缘节点部位设置数据压缩模块, 采用基于小波变换的压缩算法, 此压缩比具备可调节特性(调节范围在 2: 1-10: 1 之间)。一旦网络负载超出 80%, 会自动把压缩比提升至 8: 1 以上, 以此保证链路顺畅。与此同时, 采用 CRC32 校验算法对传输数据进行校验, 若是发现错误, 便自动请求重新传输, 能够让数据传输正确率达到 99.99%。

3.2 智能算法与预警机制优化

3.2.1 算法模型在线更新与自适应调整

为了契合管道运行状况的不断变动, 系统特意打造一套算法模型在线更新的办法。会设定一个滑动时间窗口, 此窗口的时长是 7 天。在此窗口范围内, 会定期收集新的运行方面的数据, 大致每天新增的数据量在 5GB 左右。运用增量学习算法来对 GBDT 模型开展更新工作。在更新的整体过程中, 采取加权投票的策略方式, 把新样本的权重设定为旧样本权重的 1.5 倍, 通过这种方式来保证模型能够尽快适应新的工作状况。

3.2.2 多级预警响应与联动控制

咱们此系统实行的是四级预警办法(I 级代表着出现了轻微程度的异常情况, II 级意味着疑似发生了泄漏现象, III 级表明已经确定存在泄漏, IV 级则说明泄漏状况相当严重)。依据不同的预警级别, 系统会自动开启对应的应对行动。在 I 级预警的情况下, 只是在监控中心给出提示消息, 与此同时, 会强化对此区域的监测频次(也就是从原本每秒监测 1 次, 提升到每秒监测 10 次); 到了 II 级预警, 就会触发声光报警, 系统会自主调阅该区域的过往数据, 进行再次查验核实, 而且会把相关信息推送到片区负责巡检人员所使用的手持终端设备上; 若是达到 III 级预警, 就会启动应急响应机制, 得出泄漏地点的三维坐标数据以及周边环境方面的信息, 调派距离最近的抢修团队, 并且关闭泄漏点上下游的阀门(这里的控制信号是通过工业总线来传输的, 响应时间要求小于 10 秒); 而当预警达到 IV 级, 除了采取上述相关措施以外, 还会自动向环保、消防等相关部门发送协助处理的请求。需要特别说明的是, 预警阈值会按照管道的具体参数, 作出动态的调整。比如, 对于 DN500 这种规格的管道, 一旦泄漏量的计算数值超过 0.5 立方米每小时, 就会触发 III 级预警; 若是超过 2 立方米每小时, 那便会触发 IV 级预警, 此种做法的目的就是为了保证预警具备精准性与及时性。

结语

本文聚焦于以人工智能为依托的中国石油管道泄漏实时监测与预警体系, 从技术意义、关键架构直至改进办法等方面开展了全面探究。此体系借助分布式传感网络与智能算法的结合, 冲破了以往监测存在的时间与空间局限, 提高了在复杂工作状况下对泄漏的识别以及定位的准确程度。经过优化的传感网络和预警措施, 更进一步强化了体系的稳定可靠性以及反应速度。该体系应用于实际工程当中, 能够切实减少石油管道泄漏事故的发生概率以及危害大小, 为保障国家能源安全以及生态环境给予强有力的技术支撑。展望未来, 伴随人工智能技术的持续进步, 该体系会在自适应学习、多源数据深度整合等领域不断完善, 促使管道安全监测技术朝着更高水准前行。

参考文献

- [1] 杨霖.原油长输管道泄漏监测系统应用研究[J].中国仪表, 2025, (04): 57-61.
 - [2] 李躬行.成品油埋地起伏管道泄漏监测识别研究[J].石油化工高等学校学报, 2025, 38(02): 48-53.
 - [3] 何伟宏, 林焕明.石油天然气管道泄漏抢修技术分析[J].当代化工研究, 2025, (06): 133-135.DOI: 10.20087/j.cnki.1672-8114.2025.06.042.
 - [4] 韩强忠.基于人工智能算法的石油管道泄漏定位系统研究[J].自动化与仪器仪表, 2024, (12): 272-275.DOI: 10.14016/j.cnki.1001-9227.2024.12.272.
 - [5] 魏璟.基于小波变换的石油输送管道泄漏定位方法[J].中国石油和化工标准与质量, 2024, 44(23): 108-110.
- 作者简介: 陈银海(1988—), 男, 汉族, 新疆克拉玛依人, 本科学历, 安全工程师, 研究方向, 安全工程。