



DOI:10.12404/j.issn.1671-1815.2406683

引用格式:葛伟凤,何睿,王金江,等.基于虚拟传感的海上稠油热采蒸汽泄漏监测方法[J].科学技术与工程,2025,25(21):8879-8888.

Ge Weifeng, He Rui, Wang Jinjiang, et al. Monitoring method for steam leakage in offshore heavy oil thermal recovery based on virtual sensing[J]. Science Technology and Engineering, 2025, 25(21): 8879-8888.

基于虚拟传感的海上稠油热采蒸汽泄漏监测方法

葛伟凤¹, 何睿¹, 王金江², 蔡秀全², 谷睿²

(1. 中海油能源发展股份有限公司安全环保分公司, 天津 300452; 2. 中国石油大学(北京)安全与海洋工程学院, 北京 102249)

摘要 海上稠油热采平台具有空间小、注汽温度高、注汽压力高等特点,温度高达 300 °C,一旦高温高压蒸汽发生泄漏将导致严重后果,对设备及巡检人员造成巨大威胁,亟需一种有效的蒸汽泄漏监测方法。为解决该问题,综合考虑热力学、流体力学等因素影响,研究了海上稠油热采蒸汽泄漏监测机理,提出了基于机理与推理相结合的虚拟传感监测方法,首次将蒸汽泄漏间接测量方法应用到海上稠油热采蒸汽泄漏监测,搭建了蒸汽泄漏监测模型,形成了适用于海上稠油热采蒸汽泄漏监测的混合传感技术,进行蒸汽泄漏实时在线监测。结果表明:该方法可以实现基于运行数据的泄漏判别、泄漏量估计,对蒸汽泄漏失效状态在线直接表征,能监测的泄漏率最小可达到 0.5%,泄漏判别准确率在 96.49% 以上,与传统方法相比,能监测的最小泄漏率提升了 90%,泄漏判别率至少提升了 1.6%。该方法解决了现场物理传感器安装受限多、有效的监测数据难以获取且准确性受限于人员经验的问题,弥补了热采平台现场监测手段的不足,为海上稠油开发提供安全保障。

关键词 海上稠油; 虚拟传感; 蒸汽泄漏; 机器学习; 数据驱动

中图分类号 TE38; 文献标志码 A

Monitoring Method for Steam Leakage in Offshore Heavy Oil Thermal Recovery Based on Virtual Sensing

GE Wei-feng¹, HE Rui¹, WANG Jin-jiang², CAI Xiu-quan², GU Rui²

(1. CNOOC EnerTech, Safety & Environmental Protection Branch, Tianjin 300452, China;

2. College of Safety and Ocean Engineering, China University of Petroleum (Beijing), Beijing 102249, China)

[Abstract] The offshore heavy oil thermal recovery platform has the characteristics of small space, high steam injection temperature, and high steam injection pressure, with temperatures up to 300 °C. Once high-temperature and high-pressure steam leaks, it will cause serious consequences and pose a huge threat to equipment and inspection personnel. An effective steam leakage monitoring method was urgently needed. In order to solve these problems, the influence of thermodynamics, fluid mechanics and other factors were considered comprehensively to study the mechanism of steam leakage monitoring in offshore heavy oil thermal recovery. A virtual sensing monitoring method based on mechanism and inference was proposed, and for the first time, the indirect measurement method of steam leakage was applied to steam leakage monitoring in offshore heavy oil thermal recovery. A steam leakage monitoring model was built, and a hybrid sensing technology suitable for steam leakage monitoring in offshore heavy oil thermal recovery was formed for real-time online monitoring of steam leakage. The results show that this method can achieve leak discrimination and leak estimation based on operational data, and directly characterize the failure state of steam leaks online. The minimum detectable leak rate can reach 0.5%, and the accuracy of leak discrimination is above 96.49%. Compared with traditional methods, the minimum detectable leakage rate has increased by 90%, and the leakage discrimination rate has increased by at least 1.6%. This method solves the problems of limited installation of physical sensors on site, difficulty in obtaining effective monitoring data, and limited accuracy due to personnel experience, making up for the shortcomings of on-site monitoring methods for thermal recovery platforms and providing safety guarantees for offshore heavy oil development.

[Keywords] offshore heavy; virtual sensing; steam leakage; machine learning; data driven

对于海上稠油热采来说,地面各类设备构成及运行比常规油气开发技术复杂,高压刺漏、火灾爆炸等各类作业风险严重威胁人员和设备安全。同

时受平台空间限制、气候等影响,一旦发生蒸汽泄漏事故极易引发次生事故或连锁事故,给作业现场带来极大的挑战^[1-2]。因此,对稠油热采井口、管

收稿日期: 2024-09-05 修订日期: 2025-04-18

基金项目: 国家重点研发计划(2022YFC2806100); 海油发展重大专项(HFKJ-ZD-AH-2024-01-04)

第一作者: 葛伟凤(1985—),女,汉族,河南商丘人,博士,高级工程师。研究方向:石油天然气开采安全技术与管理。E-mail:gewf@cnooc.com.cn。

投稿网址:www.stae.com.cn

汇、法兰等承载高温高压介质管路或连接处进行泄漏监测,对预防油气开发重大事故具有十分重要的现实意义。

稠油热采作业具有高温高压特点,对于高温高压注蒸汽管线泄漏监测,在监测手段上一般分为基于硬件与基于软件的监测方法。张雷等^[3]针对“华龙一号”主蒸汽管道局部泄漏问题,采用声发射泄漏检测技术,现有主蒸汽管道泄漏检测技术进行了补充和完善,为主蒸汽管道应用破前漏(leak-before-break, LBB)技术提供有力支撑。李朋洲等^[4]采用声发射技术,建立了“华龙一号”主管道和波动管LBB泄漏监测系统,实现了对主管道和波动管LBB监测,同时进行破前漏定位和定量分析。孙勤江等^[5]针对旅大某海洋石油热采平台锅炉及相关蒸汽管线泄漏无法及时发现和准确定位的问题,综合使用红外热成像技术和分布式光纤测温技术,通过监测蒸汽设备及管线的温度异常变化,对热采平台设备及管线蒸汽泄漏进行实时监测,判断生产流程高温蒸汽是否泄漏。郭帅杰等^[6]采取声波法,研究了供热管道泄漏的声波特性及漏点定位技术,通过研究热水压力和温度、泄漏孔径对声波传递特性的影响,形成基于声波法的直埋供热管道漏点精准定位方法,补充声波法在直埋供热管道快速、无损检测研究。徐自强等^[7]通过建立大型模化供热实验系统,研究了有、无泄漏时,直埋热水供热管网管壁上声波信号随传播距离、温度、压力和流量变化的特性,提高了声波法泄漏的定位精度。

当前已有的蒸汽泄漏监测方法存在诸多问题:基于硬件监测的方法如红外热成像、光纤监测等方法,红外热成像摄像头安装在井口区上方,主要监测安装附近区域,对存在遮挡的区域无法监测,且无法对泄漏量进行量化计算;部分平台注蒸汽管线安装有分布式光纤,但对单侧测温效果比较好,对存在拐角的地方无法监测,也无法对泄漏量进行量化计算。基于软件的监测方法,多用于液体、天然气等流体,一般适用于长输管线中,对于高温高压介质的应用较少,且由于蒸汽性质不稳定,受温度影响大,导致测量易出现偏差,准确性不能得到保证。现有的泄漏监测方法主要是依靠相关的硬件监测设备或传感器系统获取管线实时运行数据,对管线内部运行的特征参数进行仿真求解,而稠油热采蒸汽管线在运行过程中,受工况变化、环境温度、操作压力等多种因素的影响,在泄漏监测方面存在较大误差,且大多数监测设备对于蒸汽管线相关计算,计算速度相对较慢,实时性差,对复杂管线系统、变工况下的管线运行等情况,并不完全适用。

鉴于此,现提供一种基于虚拟传感的海上稠油热采蒸汽泄漏监测方法,首次将蒸汽泄漏间接测量方法应用到海上稠油热采蒸汽泄漏监测,只需获取注蒸汽管线入口、出口端的直接传感监测数据,即可实现注蒸汽管线沿程泄漏点的定位和泄漏量的估计,弥补现场监测手段的不足。

1 虚拟感知理论方法框架

在工程实际中根据需要监测的参数类型不同,传感技术可分为直接传感和间接传感^[8-9]。其中,直接传感技术是直接测量相关设备的故障指标,例如,设备设施的泄漏情况、结垢情况、磨损程情况等。在评价设备设施或过程状态时,直接传感监测的物理量通常具有较高的准确度,但受操作环境等客观因素的限制,通常采用离线监测手段获取。间接传感技术一般用于测量反映过程或关键设备的物理性质的辅助参数,例如,设备的振动、力和声发射等。跟直接测量相比,间接测量的结果可能没有那么准确,这取决于间接传感技术的信号转换性质、相对不确定性及其在测量链中的传播。直接传感与间接传感比较如表1所示。

因此,为了既能够在线实时监测,又能够直接表征设备状态及劣化趋势,提出虚拟传感方法以应对海上稠油热采复杂工况和恶劣环境。虚拟传感模型能够建立难以测量的参数和易于测量的参数之间的一一对应关系。此外,虚拟传感不仅可以进行无创测量,还可以在基于计算模型的动态系统中进行在线实时监测。由于虚拟传感技术弥补了物理传感技术在特定工况受限的问题,它被广泛应用于设备状态监测、故障诊断、工业过程控制与管理^[11-13]。

根据传感信息的处理方式不同,虚拟传感技术可分为模型驱动和数据驱动两种。模型驱动方法是基于描述设备运行过程背后物理或化学原理构建方程,包括放热方程、质量方程、能量平衡方程、反

表1 直接传感与间接传感对比^[10]

Table 1 Comparison between direct sensing and indirect sensing^[10]

传感技术	方法	优势	劣势
间接传感	振动、加速度、声发射等	复杂度低,成本小,自适应性强,可实现对设备状态的连续监测	仅是设备状态的间接表征,数据量大且存在较多冗余信息
直接传感	温度、压力、液面监测等	灵敏度高,响应速度快,误差小,可以实现对设备状态、工业过程的直接表示	成本较高,传感器安装受限于安装环境,通常用于离线监测

应速率方程等。相比之下,基于机器学习的数据驱动方法不需要物理知识来推导表示在线和离线历史数据之间对应关系的模型。但是,采用数据驱动方法,需要大量的历史数据进行模型训练,同时,选取的数据质量和训练数据集对数据驱动模型的性能起到了关键性作用。此外,获得所需的设备从运行到故障的实验数据通常是高成本的,并且设备通常不允许在故障条件下运行,对于特定设备或工艺过程无法获得此类数据。

因此,结合海上稠油热采实际情况,以及所需研究虚拟传感量,计划通过基于热力学方程构建稠油热采注热过程蒸汽泄漏虚拟传感模型,搭建了稠油热采虚拟传感理论框架,如图1所示。稠油热采虚拟传感模型包括4个模型:执行多参数测量的数据采集和处理模块;获取不同故障模式原因的失效机理分析模块;分析系统反馈的推理模块;用于定量测量故障程度的测量方程模块。

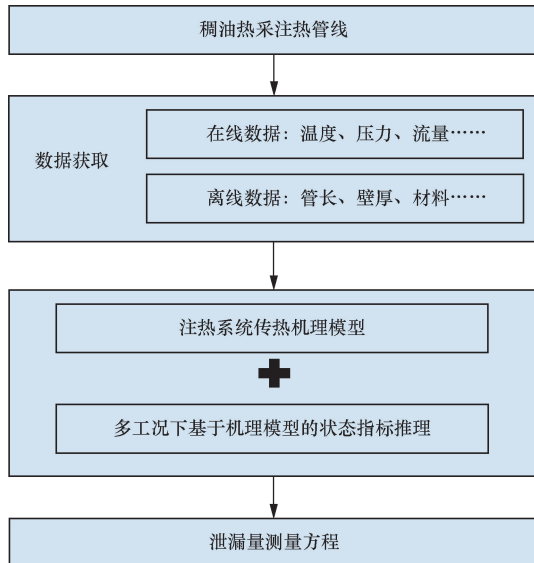


图1 稠油热采虚拟传感理论框架

Fig. 1 Theoretical framework of virtual sensing for heavy oil thermal recovery

2 蒸汽泄漏虚拟传感监测技术

2.1 泄漏监测原理

在正常运行条件下,蒸汽管线中的所有参数都应满足由管线中流体的质量守恒、动量守恒、能量守恒等一系列基本方程组成的瞬态流动模型^[14-16]。然而,当发生气体泄漏时,运行参数的测量值将与瞬态模型的预测值产生偏差,这为泄漏监测提供了依据。

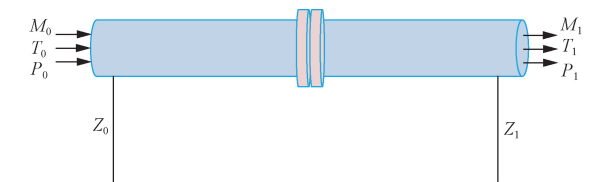
将采集到的参数输入构建的蒸汽管线流动模型中,得到其他部位的参数。对比出口和入口处采

集到的参数和模型计算的参数,若超出设定阈值则认为管线发生异常,然后将异常发送到特征分析阶段进行泄漏判别以及预警。管线异常判别的关键在于数学模型的构建,需要构建考虑热力学和动力学的数学模型。

从数据驱动出发,构建了基于机器学习的泄漏监测模型。该方法是通过利用蒸汽在管线中流动的伯努利方程代替蒸汽的能量守恒原理,结合机器学习的方法构建系统的动态模型^[17-19]。同时,引入残差计算来判断管线是否发生了泄漏,相比其他方法,该方法具有模型简单、可解释性好等优点。基于机器学习的泄漏监测方法框架如图2所示。

2.2 系统建模

稠油热采介质输送管线为一台锅炉对应一口井,蒸汽由锅炉出来后,直接通过注蒸汽管线运送到井口区,蒸汽参数维持在一定的范围内,没有较大的波动。利用能量守恒原理对管线进行数学建模,将管线简化为接近图3的模型。



P_0 、 P_1 为测量点处的压力,MPa; M_0 、 M_1 为测量点处的质量流量,kg/s; T_0 、 T_1 为测量点处的温度,℃; Z_0 、 Z_1 为管线两端所处的高度,m

图3 管线简化图

Fig. 3 Simplified pipeline diagram

除了图3所示的参量之外,数学模型还包括重力加速度 g 和沿着管线的压降 h_f 。其中管线压降可由式(1)表示。

$$h_f = \frac{8 \lambda M^2 L}{\pi^2 \rho D^5} \quad (1)$$

式(1)中: λ 为摩擦系数; ρ 为蒸汽密度,kg/m³; D 为管线内径,m; L 为管线长度,m。

伯努利方程实质是能量守恒定律在流体力学中的应用,反映理想流体做稳定流动时,压强、流速和高度间的关系^[20-21]。可以利用适用于可压缩流体的伯努利方程式来表示能量守恒原理。由于管线保温良好,并且在现场应用中沿管线的流体温度变化很小,所以假设管线是绝热的。由欧拉方程得到普遍的伯努利方程为

$$\frac{dP}{\rho} + d\left(\frac{v^2}{2}\right) + d\varphi = 0 \quad (2)$$

式(2)中: v 为流体的速度, m/s; φ 为管线压降,MPa。

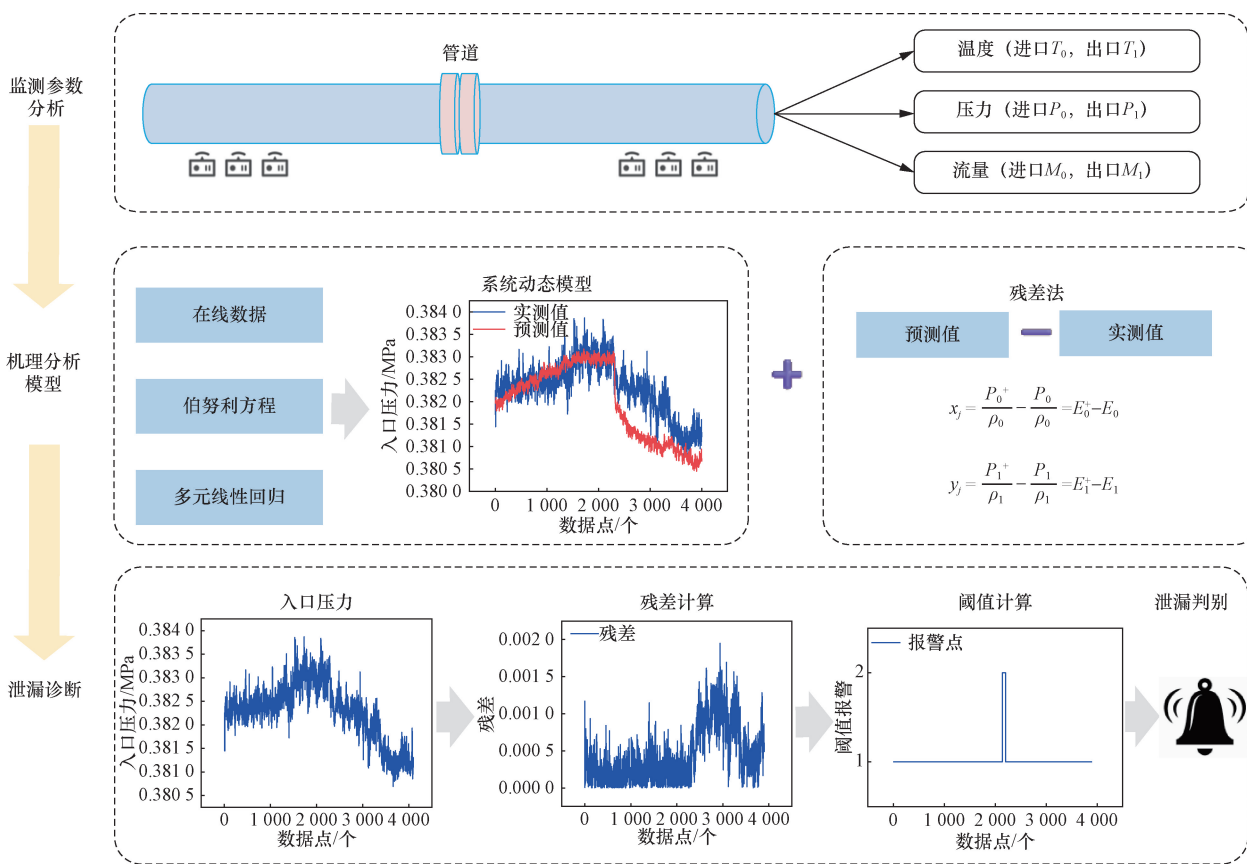


图2 基于机器学习泄漏监测方法框架

Fig. 2 Framework of machine learning based leakage monitoring method

因为假设管线是绝热流动,所以流动过程中等熵,则有泊松公式以及 $\rho V = \text{const}$, 得

$$P\rho^{-k} = L\text{const} \quad (3)$$

式(3)中: k 为绝热系数, 由此得

$$\frac{dP}{\rho} = LP^{-\frac{1}{k}}dP = d\left(\frac{k}{k-1} \frac{P}{\rho}\right) \quad (4)$$

与式(3)联合可得

$$d\left(\frac{k}{k-1} \frac{P}{\rho} + \frac{v^2}{2} + \varphi\right) = 0 \quad (5)$$

即

$$\frac{k}{k-1} \frac{P}{\rho} + \frac{v^2}{2} + \varphi = \text{const} \quad (6)$$

则两测量点之间的关系式可表示为

$$\frac{k}{k-1} \frac{P_0}{\rho_0} + \frac{v_0^2}{2} + z_0 = \frac{k}{k-1} \frac{P_1}{\rho_1} + \frac{v_1^2}{2} + z_1 + h_f \quad (7)$$

式(7)中: ρ_0, ρ_1 为测量处的密度, kg/m^3 。

假设式(7)中 $v_0 = v_1 = v$ (测点处流体的速度相同), 并且管线压降 h_f 与管线中的测量质量流量 M^2 成比例, 并且流体沿着管线的流动速度与管线中的流量成正比, 则系统的动态模型可以表示为

$$\frac{P_0}{\rho_0} = \theta_1 \frac{P_1}{\rho_1} + \theta_2 M^2 + \theta_0 \quad (8)$$

式(8)中: $\theta_0, \theta_1, \theta_2$ 为常数; θ_0 为模型的误差; θ_1 为出口压力 P_1 的权重; θ_2 为 M^2 的权重。

忽略气体的密度变化, 式(8)可简化为

$$P_0 = \theta_1 P_1 + \theta_2 M^2 + \theta_0 \quad (9)$$

式(9)可以近似为二元线性回归模型, 当误差平方和 $\sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2$ 最小时, 通过多元线性回归模型估计 θ_0, θ_1 和 θ_2 的近似值, 得到 θ_0, θ_1 和 θ_2 的近似值之后, 再采用最小二乘法进行参数求解^[22]。具体求解步骤如下。

步骤1 将出口压力、流量作为模型特征值, 分别计为 x_1, x_2 , 入口压力作为标签值, 计为 y 。

步骤2 将管道正常运行状态数据中的进出口压力、流量数据按 7:3 的比例分为训练集测试集。

步骤3 应用训练数据集与对简化后的实时瞬态模型 $P_0 = \theta_1 P_1 + \theta_2 M^2 + \theta_0$, 进行回归分析, 回归方程如公式所示, 确定 θ_0, θ_1 和 θ_2 的具体数值。

$$\begin{cases} y_1 = b_0 + b_1 x_{11} + b_2 x_{21} + \dots + b_m m_1 + \varepsilon_1 \\ y_2 = b_0 + b_1 x_{12} + b_2 x_{22} + \dots + b_m m_2 + \varepsilon_2 \\ \vdots \\ y_n = b_0 + b_1 x_{1n} + b_2 x_{2n} + \dots + b_m m_{nn} + \varepsilon_n \end{cases} \quad (10)$$

式(10)中: ε_i 为测试误差, 相互独立且服从 $N(0, \delta^2)$

分布, $m < n$ 。

其中, 训练过程中损失函数采用均方误差 (mean squared error, MSE), 表达式为

$$MSE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (11)$$

式(11)中: m 为样本个数; y_i 为真实值; \hat{y}_i 为预测值。

2.3 泄漏(异常)判别

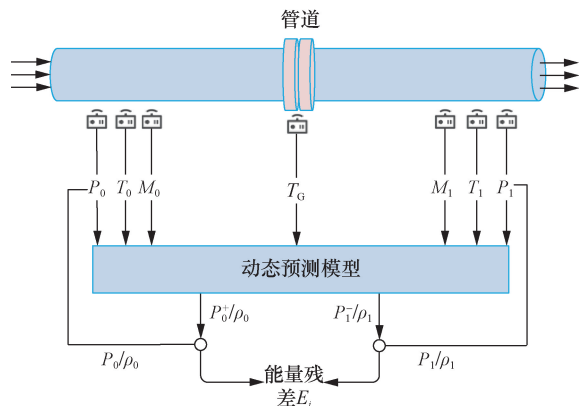
正常情况下管线上游和下游之间的压差在没有泄漏的情况下保持稳定。然而, 发生泄漏后, 泄漏点的压力会显著增加, 入口和出口压力都会降低, 压差增加。类似地, 在没有泄漏的情况下, 入口和出口流速保持稳定, 但泄漏后, 入口流速增加, 出口流速降低, 泄漏点从零变为正值。通过构建系统在正常运行条件下的模型, 可以识别管线泄漏引起的异常。

训练模型所使用的数据为管线正常运行数据, 通过预测管线另一点的能量是否符合预期来判断管线是否发生泄漏。在这个阶段模型好坏的关键在于用于训练算法的数据的数量和质量。另外, 在泄漏发生期间, 传感器没有为不同状态的采集数据添加标签。因此, 系统无法分辨什么是泄漏。因此需要选择能够表征管线状态的特征值来定义异常和非异常之间的界限。

通过系统模型可以计算管线测量点处的能量。因此, 可以计算模型预测值与测量值的差值 E_i , 两者之间的差异表明管线的动态变化, 可以监测出可能存在的泄漏。其原理如图4所示。

入口和出口处的能量预测值与测量值的差异为

$$x_j = \frac{P_0^+}{\rho_0} - \frac{P_0}{\rho_0} = E_0^+ - E_0 \quad (12)$$



P_0 和 P_1 分别为进出口压力实测值; ρ_0 和 ρ_1 分别为进出口密度实测值; P_0^+ 和 P_1^+ 分别为进出口压力预测值; T_0 和 T_1 分别为进出口温度实测值; T_G (transient gas) 为管道内流动的气体

图4 泄漏异常监测流程图

Fig. 4 Leakage anomaly detection flowchart

$$y_j = \frac{P_1^+}{\rho_1} - \frac{P_1}{\rho_1} = E_1^+ - E_1 \quad (13)$$

式中: $\frac{P_0^+}{\rho_0} = E_0^+$ 为入口处预测值的能量; $\frac{P_1^+}{\rho_1} = E_1^+$ 为出口处预测值的能量。

x_j 或者 y_j 都可以作为泄漏异常的判别指标, 正常或异常行为之间的阈值的大小会影响系统精度和可靠性。阈值越低, 准确度越高, 但是此时系统误报的次数则会增加, 降低了系统的可靠性和鲁棒性, 所以需要根据应用场景确定对应的阈值。由于系统在每次检测到异常行为时会发生报警, 所以也需要一种方法去减少系统的误报。同样也可以选择模型的误差的平均值和标准差之间的差值作为管线异常判别, 选用了模型的误差的平均值和标准差之间的差值作为管线异常判别。

误差平均值为

$$\bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (E_i^+ - E_i) \quad (14)$$

标准差误差为

$$y_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (E_i^+ - E_i)^2} \quad (15)$$

误差平均值与标准差的差值为

$$y_l = \bar{y} - y_{RMSE} \quad (16)$$

式中: n 为样本个数。

2.4 泄漏量估算

针对海上热采平台注蒸汽管线的泄漏监测, 通过获取现场注蒸汽管线的运行数据, 经泄漏监测算法数值模拟, 对比泄漏阈值残差实现泄漏辨识, 当管线发生泄漏后, 如何对管线的泄漏情况进行量化表征, 对现场设备的状态评估具有十分重要的意义。依据基于模型的注蒸汽管线泄漏监测算法研究及泄漏辨识基础, 依据管线进出口压力及流量数据对管线泄漏量进行了估算。

泄漏量估算的理论基础来源于质量平衡原理, 未发生泄漏前, 进出口质量流量相同。管线发生泄漏后, 管线进口的质量流量上升, 出口的质量流量下降, 同时伴随着管线进出口的压力降低, 泄漏量估算一般通过进出口质量流量差值进行量化。基于模型的泄漏量估算可通过除流量参数外的现场数据对管内的进出口质量流量进行预测计算, 结合现场进出口质量流量数据计算进出口质量流量残差, 通过计算进出口残差差值实现泄漏量估计。泄漏量估算表达式为式(17)~式(19), 进出口质量流量残差值的差值为泄漏量可以理解为现场和仿真预测得到的进出口质量流量差值相加, 仿真值基于质量平衡原理一般认为两者相等但存在较小的模

型误差,最终计算的泄漏量结果为消去质量流量仿真误差值与实际的进出口质量流量差值之和,因前者量级很小,故将残差差值计算结果等效为泄漏量。

$$x_s = M_0 - M_0^+ \quad (17)$$

$$y_s = M_1 - M_1^+ \quad (18)$$

$$M_L = x_s - y_s \quad (19)$$

式中: x_s 为进口质量流量残差,kg/s; y_s 为出口质量流量残差,kg/s; M_L 为估算的泄漏量,kg/s。

注蒸汽管线的泄漏量估算通过管线进出口处的流量残差差值进行泄漏量估算,首先通过现场采集的除流量参数外的数据基于泄漏监测算法实现进出口的预测流量参数计算,通过现场采集的流量数据与预测数据确定进出口的流量残差,进出口处的流量残差相减实现对泄漏量的估算,泄漏量估算流程如图5所示。

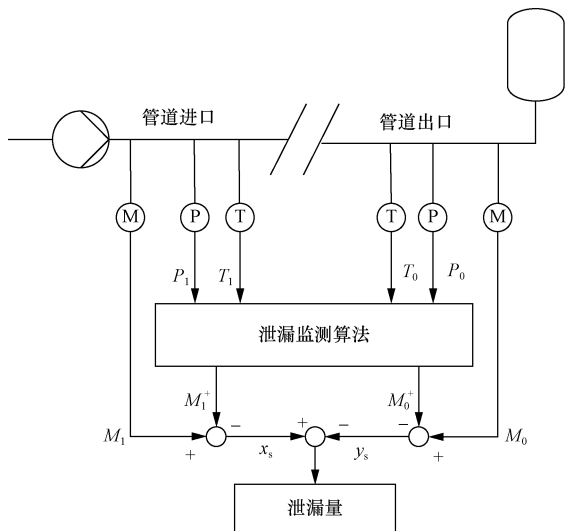


图5 泄漏量估算方法框架

Fig. 5 Framework of leakage estimation method

3 实验验证

3.1 室内实验台搭建

为准确分析模型的监测效果,验证基于机器学习的泄漏监测模型的准确性。通过搭建泄漏实验台的方式,获取了泄漏情况下的空气泄漏数据,试验台的搭建如图6所示。试验台包括:空压机1台,干燥管4个,稳压器1个,压力流量传感器各两个,分别用于测量管线的进出口压力,针阀两个,用于调节泄漏口的泄漏量,100 m长的管线3盘。

应用上述试验台,在泄漏口B的位置,通过针阀的调节,设定了泄漏率分别为0.5%、1%、1.5%、2%、3%的5组泄漏工况。通过稳定工况下的数据对机器学习模型进行训练,进而确定式(9)中 θ_0 、 θ_1 和 θ_2 的具体数值。通过上述模型训练,示意图如图7所示,训练结果如图8所示。

图7所示为模型训练过程示意图,可以发现,随着迭代次数的增多,方程平面越来越趋近于代表训练集的蓝色点,表明模型训练的模型更加接近实测数据。

通过图8可以发现,模型训练效果较好,拟合程度较高。训练结果可以作为后面泄漏监测预警的模型。根据训练结果,最优的 θ_0 、 θ_1 和 θ_2 分别为0.773 5、0.071 3、0.216 5。

3.2 泄漏监测

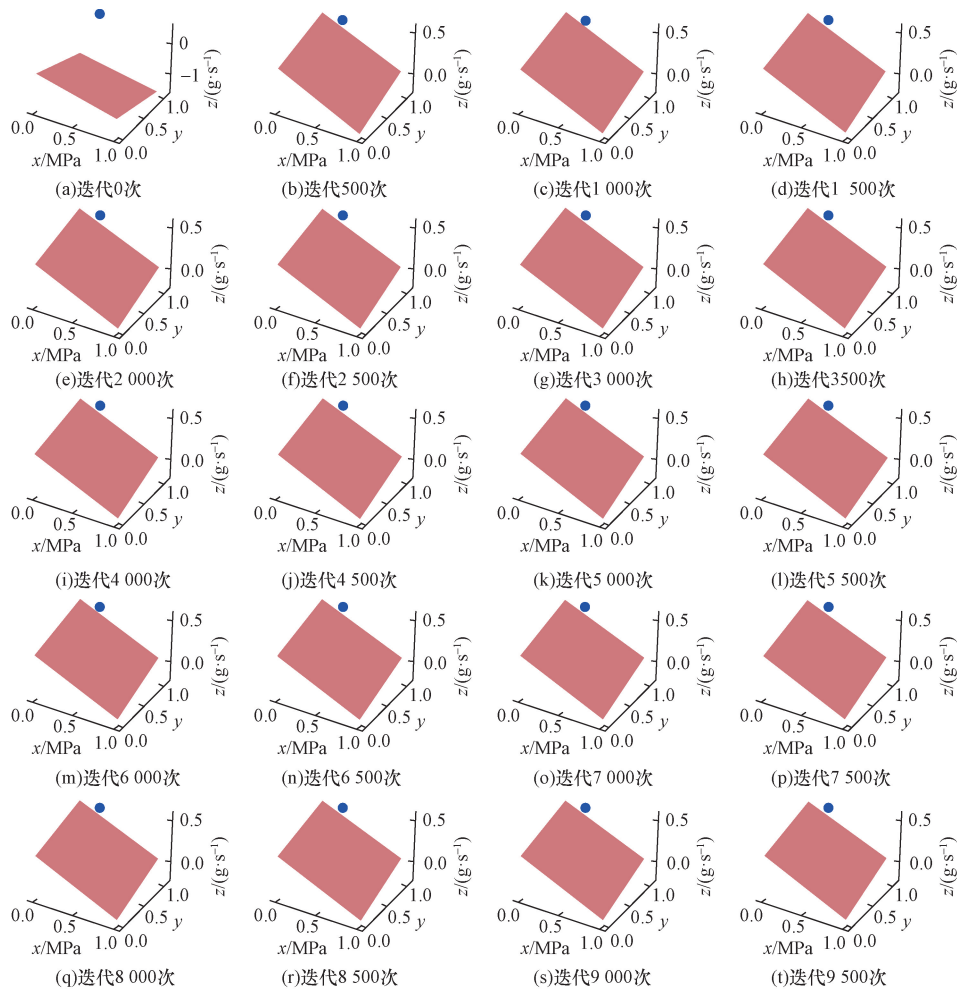
3.2.1 泄漏率

泄漏率定义为泄漏流量与管内流通介质流量的比值。根据5种泄漏工况下的实验数据,通过出口压力和管线质量流量预测入口压力。并将模型预测值和真实值进行比较,验证模型在泄漏工况下的泄漏监测能力。同时,将泄漏发生后真实值的平均值作为系统的预警值,预测值和真实值对比如图9~图13所示。



图6 试验台搭建示意图

Fig. 6 Schematic diagram of test bench construction



x, y, z 坐标轴分别代表出口压力值、流量值和入口压力值在不同迭代步下的取值;蓝色点表示训练数据;
平面代表当前 $\theta_0, \theta_1, \theta_2$ 值下所组成的式(9)所代表的平台

图7 迭代结果图

Fig. 7 Iteration results

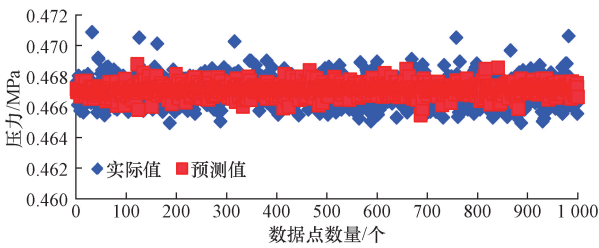


图8 训练效果图

Fig. 8 Training effect diagram

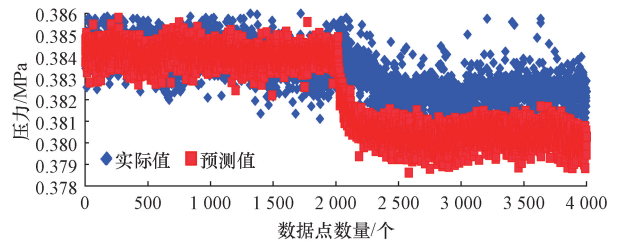


图10 1% 泄漏率

Fig. 10 1% leakage rate

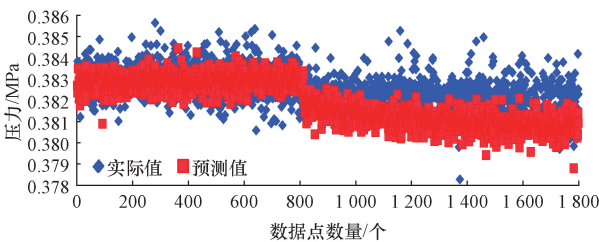


图9 0.5% 泄漏率

Fig. 9 0.5% leakage rate

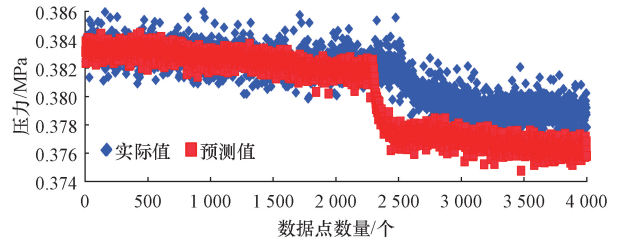


图11 1.5% 泄漏率

Fig. 11 1.5% leakage rate

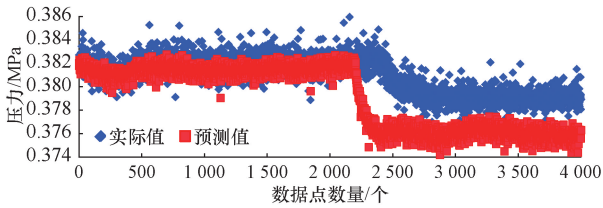


图 12 2% 泄漏率
Fig. 12 2% leakage rate

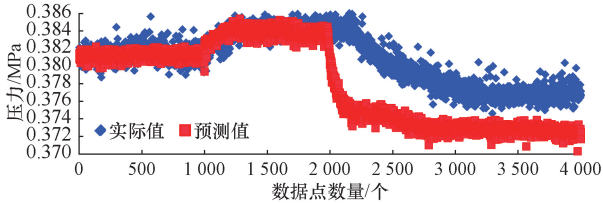


图 13 3% 泄漏率
Fig. 13 3% leakage rate

根据图 9 ~ 图 13 显示结果可以发现,当管线发生泄漏时,预测值的变化较真实值的变化大,说明当泄漏发生时,算法模型可以更好地监测到泄漏的发生,且当泄漏发生时,预测值总是较真实值更快发生突变,说明算法模型对泄漏发生的监测具有更强的敏感性,进一步证明了应用机器学习算法监测管线泄漏的可行性,能监测的泄漏率最小可达到 0.5%,与文献[23]的改进平衡法相比(能监测的最小泄漏率 5%),能监测的最小泄漏率提升了 90%。

3.2.2 泄漏判别率

泄漏判别率是指泄漏监测算法对监测过程中出现的泄漏信号进行有效识别的概率。即:当预测值在预警线以下时,准确判断该数据点是否为泄漏,泄漏判别率即为判断某一预测值在预警线以下是否为泄漏的概率。为了验证所采用的泄漏监测方法对泄漏信号进行有效识别的概率,将流量传感器放置在泄漏口 B 的位置监测泄漏口处的流量,保持进口条件不变,通过调节泄漏口 B 位置上的针阀,设置泄漏量的大小。选取了泄漏量分别为 4.63、0.9、1.04、1.54 L/min 共 4 种工况下,每种工况随机选择 4 000 个连续数据点进行分析,4 种工况如表 2 所示。

统计每一组工况中预测值超过预警线的所有点,计为 X 。

统计预测值过预警线所有数据点,判断是否为

表 2 工况选取

Table 2 Selection of working conditions

工况	工况 1	工况 2	工况 3	工况 4
泄漏量/(L·min ⁻¹)	4.63	0.9	1.04	1.54

泄漏的准确率,判断正确的记为 Y ,判断错误的记为 Z 。

判断错误:即该点仅是数据波动,并非是泄漏,但系统报为泄漏;或该点为泄漏,系统未报警,两种情况均为判断错误。

报警依据:连续 5 个点的预测值小于预警值时,发出泄漏报警。

4 种工况下的泄漏监测曲线与预警线如图 14 ~ 图 17 所示。根据图 14 ~ 图 17 的泄漏监测曲线,对监测结果进行了统计分析,如表 3 所示。表 3 中各参数代表的含义如下。

(1)数据点个数:表示在监测数据中选取了 4 000 点作为模型测试数据(未发生泄漏时的数据),则在所选数据中凡是产生报警,皆为误报。

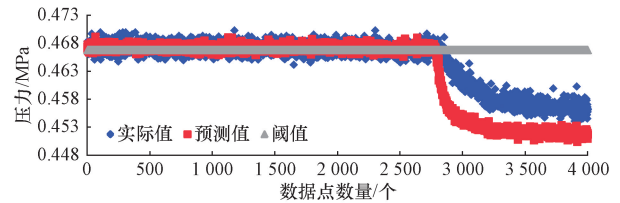


图 14 工况 1(泄漏量 4.63 L/min)
Fig. 14 Condition 1(leakage 4.63 L/min)

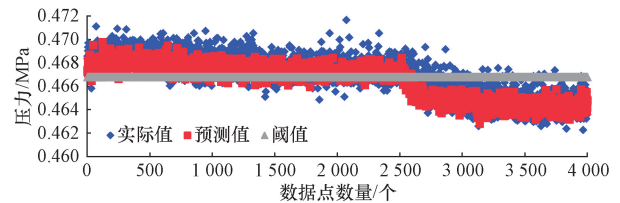


图 15 工况 2(泄漏量 0.9 L/min)
Fig. 15 Condition 2(leakage 0.9 L/min)

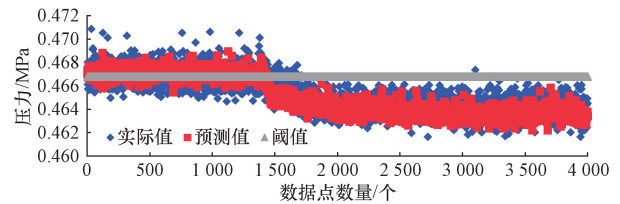


图 16 工况 3(泄漏量 1.04 L/min)
Fig. 16 Condition 3(leakage 1.04 L/min)

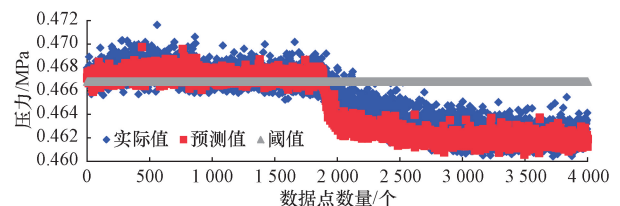


图 17 工况 4(泄漏量 1.54 L/min)
Fig. 17 Condition 4(leakage 1.54 L/min)

(2) 预测值小于预警值数据点:表示在所选4 000点中有多少数据点是预测值小于预警值的。

(3) 报警次数:表示在预测值小于预警值中,连续5个点小于预警值的点的个数(依据报警原则只有连续5个点小于预警值才会报警)。

(4) 报警数据点:表示报警次数对应的数据点的个数,例如,报警两次,表示有两次5个点连续小于预警值,则报警数据点数为10个。

(5) 泄漏判别率:表示所有未报警数据点的个数占预测值小于预警值数据点个数的比例,以工况1为例, $96.49\% = (285 - 10)/285 \times 100\%$ 。

表3 分析结果
Table 3 The results

工况	数据点数量/个	预测值小于预警值数据点数量/个	报警次数	报警数据点数量/个	泄漏判别率/%
1	4 000	285	2	10	96.49
2	4 000	31	0	0	100
3	4 000	262	1	5	98.09
4	4 000	65	0	0	100

从表3的分析结果可知,基于机器学习的整体泄漏判别准确率在96.49%以上,最高达到了100%,与印度国家铸造和锻造技术研究所(NIFFT)、香港理工大学的基于支持向量机(support vector machine, SVM)的泄漏预警系统^[24](泄漏判别率95%)相比,泄漏判别率至少提升了1.6%。该方法能够有效地预警泄漏事件的发生,为现场安全运行提供技术支持。

4 结论

研究了海上稠油热采蒸汽泄漏监测机理,提出了基于机理与推理相结合的虚拟传感监测方法,得到以下结论。

(1) 当泄漏发生时,预测值总是较真实值更快的发生突变,对泄漏发生的监测具有更强的敏感性,证明了应用机器学习算法监测管线泄漏的可行性,能监测的泄漏率最小可达到0.5%,与传统方法相比,能监测的最小泄漏率提升了90%。

(2) 基于机器学习的泄漏监测方法,泄漏判别准确率在96.49%以上,最高可达到100%,与传统方法相比,泄漏判别率至少提升了1.6%。

参 考 文 献

[1] 徐安营. 凤城稠油热采管线失效分析及安全性评价[D]. 西安:西安石油大学,2016.
Xu Anying. Failure analysis and safety evaluation of Fengcheng heavy oil thermal recovery pipeline[D]. Xi'an: Xi'an Shiyou Uni-

versity, 2016.

- [2] 屈静,张建彬,李旭芳,等. 基于贝叶斯网络的输油管道泄漏事故情景推演[J]. 中国安全科学学报, 2021, 31(1): 192-198.
Qu Jing, Zhang Jianbin, Li Xufang, et al. Deduction of leakage accident scenarios of oil pipelines based on Bayesian network [J]. China Safety Science Journal, 2021, 31(1): 192-198.
- [3] 张雷,魏华彤,闫桂银. “华龙一号”主蒸汽管道局部泄漏监测系统[J]. 核科学与工程, 2021, 41(1): 96-102.
Zhang Lei, Wei Huatong, Yan Guiyin. Design and application of the main steam line local leakage measuring system in HPR1000 [J]. Nuclear Science and Engineering, 2021, 41(1): 96-102.
- [4] 李朋洲,何攀,刘才学,等. 华龙一号主管道和波动管LBB泄漏监测系统研制[J]. 科技成果管理与研究, 2022(3): 60-62.
Li Pengzhou, He Pan, Liu Caixue, et al. Development of the main pipeline and fluctuation pipe LBB leakage monitoring system in HPR1000 [J]. Management and Research on Scientific & Technological Achievements, 2022(3): 60-62.
- [5] 孙勤江,雷力,陈建玲,等. 海上蒸汽热采平台蒸汽泄漏监测系统的设计研发[J]. 天津科技, 2023, 50(4): 64-70.
Sun Qinjiang, Lei Li, Chen Jianling, et al. Design and development of steam leakage monitoring system for offshore steam thermal recovery platform [J]. Tianjin Science and Technology, 2023, 50(4): 64-70.
- [6] 郭帅杰,张立申,李成,等. 声波法直埋热水供热管道泄漏检测定位[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(11): 4765-4772.
Guo Shuaijie, Zhang Lishen, Li Cheng, et al. Leakage detection and localization of direct buried hot water heating pipeline by acoustic wave method [J]. Science Technology and Engineering, 2023, 23(11): 4765-4772.
- [7] 徐自强,李成,穆连波,等. 直埋热水供热管道泄漏声波特性实验研究[J]. 科学技术与工程, 2024, 24(11): 4711-4721.
Xu Ziqiang, Li Cheng, Mu Lianbo, et al. Experimental study on acoustic characteristics of leakage in direct buried hot water heating pipeline [J]. Science Technology and Engineering, 2024, 24(11): 4711-4721.
- [8] 孙佳正. 基于机理与数据融合的管壳式热交换器虚拟传感及应用研究[D]. 北京:中国石油大学(北京),2022.
Sun Jiazheng. Research on virtual sensing and application of shell and tube heat exchangers based on mechanism and data fusion [D]. Beijing: China University of Petroleum (Beijing), 2022.
- [9] 胡瑾秋,郝笑笑,张来斌. 基于虚拟传感技术的工业数据错误诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(3): 29-36.
Hu Jinqiu, Hao Xiaoxiao, Zhang Laibin. Diagnosis of faulty measurements for industrial process based on virtual sensing technology [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(3): 29-36.
- [10] 郑赢豪. 基于虚拟传感的齿轮箱状态预警及趋势预测方法研究[D]. 北京:中国石油大学(北京),2018.
Zheng Yinghao. Research on gearbox status warning and trend prediction method based on virtual sensing [D]. Beijing: China University of Petroleum (Beijing), 2018.
- [11] 明迁,高逸,胡剑,等. 热交换器泄漏故障虚拟感知方法研究[J]. 化工学报, 2023, 74(4): 1836-1846.
Ming Qian, Gao Yi, Hu Jian, et al. Virtual sensing method for leakage fault of heat exchanger [J]. CIESC Journal, 2023, 74(4): 1836-1846.

- [12] Deng J, Xie L, Chen L. Development and industrial application of soft sensors with on-line Bayesian model updating strategy [J]. *Journal of Process Control*, 2013, 23(3): 317-325.
- [13] Kullaa J. Robust damage detection using Bayesian virtual sensors [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2020, 135: 106384.
- [14] Vandrangi S K, Lemma T A, Mujtaba S M. Developments of leak detection, diagnostics, and prediction algorithms in multiphase flows [J]. *Chemical Engineering Science*, 2021, 248(11): 117205.
- [15] 舒相挺, 杨璋, 徐逸哲, 等. 某循环海水泵振动故障诊断与趋势分析[J]. *振动、测试与诊断*, 2022, 42(4): 791-796.
Shu Xiangting, Yang Zhang, Xu Yizhe, et al. Vibration fault diagnosis and trend analysis of a certain circulating seawater pump [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2022, 42(4): 791-796.
- [16] 卢启钊. LNG 储罐近地面小孔高压蒸汽泄漏喷射特性数值模拟研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2021.
Lu Qizhao. Numerical simulation study on high-pressure steam leakage and injection characteristics of small holes near the ground in LNG storage tanks [D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2021.
- [17] 刘功春. 疏水管道温度计算方法及其在阀门泄漏诊断中的应用[D]. 长沙: 长沙理工大学, 2014.
Liu Gongchun. The temperature calculation method for hydrophobic pipelines and its application in valve leakage diagnosis [D]. Changsha: Changsha University of Science & Technology, 2014.
- [18] Liu M, Zang S, Zhou D. Fast leak detection and location of gas pipelines based on an adaptive particle filter [J]. *International Journal of Applied Mathematics and Computer Science*, 2005, 15(4): 541-550.
- [19] 李妍瑶. 基于序贯概率比和压力梯度法的管道泄漏检测和定位研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2017.
Li Yanyao. Research on pipeline leakage detection and location based on sequential probability ratio and pressure gradient method [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2017.
- [20] 秦程. 基于负压波与流量平衡法的管道泄漏监测系统研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2021.
Qin Cheng. Research on pipeline leakage monitoring system based on negative pressure wave and flow balance method [D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2021.
- [21] 刘福国, 周新刚, 姜波. 单根锅炉受热管泄漏过程建模[J]. *机械工程学报*, 2018, 54(6): 182-190.
Liu Fuguo, Zhou Xingang, Jiang Bo. Modeling of leakage process of single boiler heating pipe [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2018, 54(6): 182-190.
- [22] 张维思. 基于地质灾害风险的山区村镇区域建设用地适宜性评价研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2018.
Zhang Weisi. Research on the suitability evaluation of construction land in mountainous villages and towns based on geological hazard risk [D]. Wuhan: Wuhan University, 2018.
- [23] Martin D B, Carlos M. Leak detection in a pipeline using modified line volume balance and sequential probability tests [C]//International Pipeline Conference 2006. Alberta: ASME, 2006: 1-9.
- [24] Mandal S K, Chan F T S, Tiwari M K, et al. Leak detection of pipeline: an integrated approach of rough set theory and artificial bee colony trained SVM [J]. *Expert Systems with Applications*, 2012, 39(3): 3071-3080.